

Wyższa Szkoła Informatyki i Zarządzania z siedzibą w Rzeszowie  
Kolegium Mediów i Komunikacji Społecznej

**R o z p r a w a   d o k t o r s k a**

*Badanie mediów społecznościowych w paradygmacie teorii grafów i analizy  
sieci społecznościowych na przykładzie komunikacji politycznej w środowisku  
platformy X*

*Władysław Błocki*

Promotor

dr hab. Marcin Szewczyk, prof. WSiIZ

Rzeszów 2026



## Spis treści

Wykaz skrótów i podstawowych terminów .....	8
Wstęp.....	10
Zakres rozprawy.....	12
Cel .....	13
Uzasadnienie wyboru tematu pracy .....	15
Dotychczasowy stan badań .....	17
Wartość dodana.....	19
Hipotezy .....	20
Pytania badawcze.....	22
Metodologia .....	24
Rozdział 1	
Wprowadzenie do mediów społecznościowych w kontekście analizy sieci społecznościowych.....	27
1.1. Omówienie roli mediów społecznościowych w dzisiejszym społeczeństwie .....	29
1.1.1. Ewolucja roli mediów społecznościowych.....	32
1.1.1.1. Początki mediów społecznościowych: od prostych platform do zaawansowanych ekosystemów online .....	36
1.1.1.2. Zmiany w roli mediów społecznościowych w ostatnich latach .....	41
1.1.2. Wpływ mediów społecznościowych na społeczeństwo .....	45
1.1.2.1. Analiza transformacji społecznej pod wpływem mediów społecznościowych ...	48
1.1.2.2. Rola mediów społecznościowych w kształtowaniu opinii publicznej .....	50
1.2. Wpływ mediów społecznościowych na komunikację, interakcje społeczne i przepływ informacji.....	55
1.2.1. Komunikacja w erze mediów społecznościowych .....	57
1.2.1.1. Nowe formy komunikacji: od prywatnych wiadomości po publiczne dyskusje..	58
1.2.1.2. Dynamiczne zmiany w komunikacji interpersonalnej .....	60
1.2.2. Interakcje społeczne na platformach społecznościowych .....	61
1.2.2.1. Analiza sposobów interakcji: polubienia, komentarze, udostępnienia .....	64
1.2.2.2. Tworzenie społeczności online i ich wpływ na relacje międzyludzkie .....	67
1.2.3. Przepływ informacji w środowisku mediów społecznościowych .....	71
1.2.3.1. Szybkość i skalowalność przekazywania informacji .....	73
1.2.3.2. Wpływ algorytmów i trendów na przepływ informacji .....	75
1.3. Przedstawienie praktycznych zastosowań mediów społecznościowych .....	78
1.3.1. Komunikacja publiczna i instytucjonalna w mediach społecznościowych .....	79
1.3.1.1. Wykorzystanie mediów społecznościowych do komunikacji z użytkownikami.	80
1.3.1.2. Przykłady strategii komunikacyjnych w środowisku platformowym .....	82
1.3.2. Komunikowanie polityczne w mediach społecznościowych .....	84

1.3.2.1. Fluktuacje aktywności polityków na platformie X w kontekście wydarzeń politycznych i kampanijnych .....	85
1.3.2.2. Analiza kampanii politycznych i ich efektywności.....	86
1.3.3. Zarządzanie wizerunkiem politycznym a media społecznościowe .....	88
1.3.3.1. Budowanie i utrzymanie reputacji politycznej w środowisku online .....	90
1.3.3.2. Wyzwania i możliwości związane z komunikacją polityczną w erze mediów społecznościowych.....	91
1.3.3.3. Sieciowy charakter komunikacji politycznej na platformie X.....	93
1.3.4. Monitorowanie opinii publicznej na platformach społecznościowych .....	95
1.3.4.1. Zastosowanie mediów społecznościowych w badaniach rynkowych.....	97
1.3.4.2. Analiza opinii klientów i zbieranie danych na temat preferencji rynkowych.....	99

## Rozdział 2

Analiza teoretyczna sieci społecznościowych.....	102
2.1. Wprowadzenie do teorii grafów: wyjaśnienie podstawowych pojęć związanych z teorią grafów, istotnych dla zrozumienia analizy sieci społecznościowych .....	102
2.1.1. Zakres teorii grafów.....	102
2.1.1.1. Wyjaśnienie struktury grafów jako zbioru wierzchołków i krawędzi .....	103
2.1.1.2. Kluczowe terminy: wierzchołek, krawędź, graf skierowany, graf nieskierowany .....	104
2.1.2. Podstawowe pojęcia teorii grafów.....	105
2.1.2.1. Stopień wierzchołka i stopień grafu .....	105
2.1.2.2. Krawędzie skierowane i nieskierowane .....	107
2.1.2.3. Graf spójny i niespójny .....	108
2.1.3. Zastosowanie teorii grafów w analizie sieci społecznościowych.....	109
2.1.3.1. Jak struktura grafu odzwierciedla relacje społeczne .....	110
2.1.3.2. Przykłady reprezentacji sieci społecznościowych za pomocą grafów .....	112
2.2. Identyfikacja głównych cech sieci społecznościowych i badanie ich charakterystycznych właściwości .....	113
2.2.1. Centralność węzłów w sieciach społecznościowych.....	113
2.2.1.1. Definicja centralności węzłów w kontekście sieci społecznościowych.....	114
2.2.1.2. Rodzaje centralności: centralność pośrednictwa, centralność stopnia, centralność bliskości .....	115
2.2.2. Krótkie ścieżki w sieciach społecznościowych.....	120
2.2.2.1. Znaczenie krótkich ścieżek w komunikacji między węzłami .....	121
2.2.2.2. Przykłady analizy krótkich ścieżek w konkretnych sieciach społecznościowych.....	122
2.2.2.2.1. Eksperyment Świat Małych Odległości przez Stanleya Milgrama (1967)...	122
2.2.2.2.2. Badanie Krótkich Ścieżek w Sieci Twitter przez Yahoo! Research (2014).	122
2.2.2.2.3. Analiza sieci komunikacyjnej MSN Messenger przez Leskovec i Horvitz (2008).....	123

2.2.2.2.4. Badanie Krótkich Ścieżek w Sieci Facebook przez Ugandera, Kearns, Lambiotte i Mucha (2011).	124
2.2.2.2.5. Badanie Połączeń w Sieciach Współpracy Naukowej przez Watts'a i Strogatza (1998).	124
2.2.3. Społeczności w sieciach społecznościowych	125
2.2.3.1. Definicja społeczności w kontekście analizy sieci społecznościowych	125
2.2.3.2. Metody identyfikacji społeczności w grafach społecznościowych	126
2.2.3.2.1. Algorytmy wykrywania społeczności oparte na modularności	126
2.2.3.2.2. Metody oparte na analizie grafu	128
2.2.3.2.3. Klastrowanie oparte na odległościach między węzłami	130
2.2.3.2.4. Metody oparte na propagacji etykiet	131
2.2.3.2.5. Metody oparte na analizie tematycznej lub treści oraz sentymentu	132
2.2.4. Inne charakterystyczne właściwości sieci społecznościowych	132
2.2.4.1. Wpływ siły powiązań między węzłami	133
2.2.4.2. Analiza stopnia separacji w sieciach społecznościowych	133
2.2.5. Przykłady analizy sieci społecznościowych z wykorzystaniem teorii grafów	134
2.2.5.1. Opis konkretnych przypadków analizy cech sieci społecznościowych	136
2.2.5.2. Wnioski z przeprowadzonych analiz i ich implikacje dla teorii grafów	141

## Rozdział 3

Metodologia badawcza i analiza wyników	143
3.1. Wybór metod badawczych	143
3.1.1. Uzasadnienie wyboru technik analizy sieci społecznościowych	143
3.1.2. Przegląd istniejących narzędzi do analizy sieci społecznościowych	145
3.1.3. Opracowanie własnych narzędzi lub modyfikacja istniejących	147
3.2. Opis zbierania danych	149
3.2.1. Wybór platform społecznościowych do analizy	149
3.2.2. Kryteria selekcji analizowanych sieci społecznościowych	154
3.2.3. Proces pozyskiwania danych: narzędzia, zakres, ograniczenia	155
3.3. Przeprowadzenie analizy sieci społecznościowych	156
3.3.1. Identyfikacja kluczowych wskaźników analizy	156
3.3.2. Wykorzystanie teorii grafów do zrozumienia struktury sieci	158
3.3.3. Analiza dynamiki sieci społecznościowych w czasie rzeczywistym	158
3.4. Studium przypadku: analiza wyników	159
3.4.1. Prezentacja konkretnego przypadku badawczego	159
3.4.2. Zastosowane metody analizy	161
3.4.2.1. Wizualizacja sieci	163
3.4.2.2. Analiza centralności stopnia w sieciach społecznościowych kandydatów	175
3.4.2.3. Analiza centralności pośrednictwa w sieciach kandydatów	179
3.4.2.4. Analiza centralności bliskości w sieciach kandydatów	182
3.4.2.5. Analiza PageRank w sieciach kandydatów	185
3.4.2.6. Analiza centralności wektora własnego w sieciach kandydatów	188

3.4.2.7. Analiza najczęściej wspominanych użytkowników (mentions) .....	191
3.4.3. Analiza temporalna aktywności kandydatów .....	194
3.4.3.1. Aktywność według dni tygodnia.....	194
3.4.3.2. Aktywność według godzin dnia .....	195
3.4.3.3. Dynamika dzienna w styczniu 2025 .....	197
3.4.4. Analiza relacji aktywności, zaangażowania i zasięgu treści .....	200
3.4.5. Strukturalna analiza sieci: wspomnienia, kohezja i spójność lokalna .....	204
3.4.6. Analiza sentymentu wypowiedzi użytkowników X .....	208
3.4.7. Macierze wzmianek – modelowanie relacji informacyjnych .....	213
3.4.8. Analiza współwystępowania hashtagów w sieciach kandydatów .....	217
3.4.9. Analiza korelacji między zasięgiem a interakcjami .....	222
3.4.10. Struktura typów interakcji w kampaniach kandydatów .....	225
3.4.11. Porównawcza analiza efektywności treści: rozkład i średni poziom zaangażowania odbiorców .....	229
3.5. Statystyki opisowe dynamiki tweetów dla kandydatów .....	234
3.5.1. Analiza zbiorczych wskaźników interakcji .....	237
3.5.2. Strukturalna analiza sieciowa kandydatów.....	240
3.5.3. Centralność i modularność sieci kandydatów .....	243
3.5.4. Strukturalne właściwości sieci kandydatów: analiza klastrowania, ścieżek i komponentów .....	246
3.6. Wnioski z przeprowadzonych badań .....	249

## Rozdział 4

Praktyczne zastosowania i implikacje.....	257
4.1. Możliwości wykorzystania wyników w praktyce komunikacyjnej .....	257
4.1.1. Personalizacja przekazu na podstawie analizy sieci społecznościowych.....	258
4.1.2. Zarządzanie komunikacją w środowisku mediów społecznościowych.....	259
4.2. Propozycje narzędzi i algorytmów.....	261
4.3. Opracowanie narzędzi wspierających analizę sieci społecznościowych w mediach....	262
4.4. Propozycje algorytmów do identyfikacji kluczowych struktur w sieciach społecznościowych .....	275
4.4.1. <i>Log-Time Influence Gradient (LTIG)</i> .....	276
4.4.2. <i>Entropiczny Wektor Zasięgu (EVZ)</i> .....	286
4.4.3. <i>Log-Spectral Communicability Index (LSCI)</i> .....	290
4.4.4. <i>Log-Entropy Core Activation Score (LECAS)</i> .....	296
4.4.5. <i>Log-Adjusted Propagation Sensitivity (LAPS)</i> .....	299
4.5. Porównawcza interpretacja metryk LTIG, LAPS, LSCI i LECAS .....	302
4.6. Wnioski z rozdziału czwartego .....	307

## Rozdział 5

Podsumowanie badań i perspektywy przyszłych badań .....	311
---	-----

5.1. Zbiorcza interpretacja wyników w odniesieniu do hipotez badawczych.....	312
5.1.1. Weryfikacja hipotezy głównej.....	315
5.1.2. Weryfikacja hipotez pomocniczych .....	316
5.1.2.1. Typy komunikacji politycznej a struktura sieci odbiorców (Hipoteza 1).....	317
5.1.2.2. Kanały dystrybucji treści i rola wspólnot sieciowych (Hipoteza 2) .....	319
5.1.2.3. Lojalność cyfrowa i trwałość wspólnot komunikacyjnych (Hipoteza 3).....	321
5.1.2.4. Wiralność treści i temporalna dynamika propagacji (Hipoteza 4).....	323
5.1.2.5. Współwystępowanie zmian strukturalnych i semantycznych w okresach intensyfikacji dyskursu (Hipoteza 5) .....	326
5.1.3. Synteza wyników weryfikacji hipotez.....	328
5.2. Analiza zgodności wyników z oczekiwaniami .....	332
5.2.1. Integracja uzyskanych wyników z istniejącymi teoriami i koncepcjami .....	336
5.2.2. Wskazanie ewentualnych nowych teoretycznych ujęć w badaniach nad komunikacją polityczną w mediach społecznościowych.....	337
5.3. Wytyczne dla przyszłych badań.....	340
5.3.1. Propozycje obszarów do dalszych badań .....	341
5.3.2. Możliwości rozwinięcia tematu.....	343
Zakończenie .....	346
Bibliografia.....	356
Źródła internetowe .....	364
Wykaz rysunków .....	367
Wykaz tabel.....	370
Streszczenie .....	371
Abstract .....	373

## Wykaz skrótów i podstawowych terminów

- API** - interfejs programowania aplikacji, umożliwiający automatyczne pozyskiwanie danych z platform internetowych.
- BBS** - *Bulletin Board Systems*; wczesne tekstowe systemy tablic ogłoszeń, służące do wymiany wiadomości i plików.
- BERT** - model językowy wykorzystywany do analizy semantycznej tekstu i tworzenia reprezentacji wektorowych wypowiedzi.
- CBOS** - Centrum Badania Opinii Społecznej.
- Centralność bliskości** - miara określająca, jak blisko dany węzeł znajduje się względem pozostałych węzłów sieci.
- Centralność pośrednictwa** - miara określająca, jak często dany węzeł pośredniczy w przepływie informacji między innymi węzłami.
- Centralność stopnia** - miara oparta na liczbie bezpośrednich połączeń danego węzła z innymi węzłami sieci.
- DM** - *direct message / direct messages*; prywatna wiadomość wysłana bezpośrednio do innego użytkownika platformy społecznościowej.
- Embeddingi** - wektorowe reprezentacje tekstu umożliwiające modelowanie podobieństw semantycznych między wypowiedziami.
- EII** - *Engagement Influence Index*; autorski wskaźnik złożonego wpływu i zaangażowania, uwzględniający interakcje, wyświetlenia oraz pozycję strukturalną w sieci.
- Engagement Rate (ER)** - wskaźnik zaangażowania odbiorców, odnoszący liczbę interakcji do zasięgu lub liczby wyświetleń treści.
- EVZ** - *Entropiczny Wektor Zasięgu*; autorski wskaźnik dyspersji komunikacji, służący do oceny stopnia rozproszenia przepływu treści w sieci.
- GW** - źródło danych badawczych wykorzystywane w raportach o użytkowaniu internetu i mediów społecznościowych.
- Graf** - matematyczna reprezentacja sieci złożona z węzłów i krawędzi.
- IAB** - *Interactive Advertising Bureau*; organizacja branżowa zajmująca się rynkiem reklamy cyfrowej i mediami internetowymi.
- ICI** - *Information Centralization Index*; autorski wskaźnik stopnia koncentracji przepływu informacji w sieci.
- IRC** - *Internet Relay Chat*; protokół komunikacji synchronicznej umożliwiający rozmowy w kanałach publicznych i prywatnych.
- Kaskada komunikacyjna** - sekwencja kolejnych udostępnień i reakcji prowadzących do rozprzestrzeniania się treści w sieci.
- LAPS** - *Log-Adjusted Propagation Sensitivity*; autorski wskaźnik wrażliwości i głębokości propagacji treści w sieci.
- LECAS** - *Log-Entropy Core Activation Score*; autorski wskaźnik aktywizacji rdzenia sieci i przepływów międzyklastrowych.
- LOER** - *Log-odds Engagement Ratio*; autorski logitowy wskaźnik efektywności angażowania odbiorców, oparty na prawdopodobieństwie reakcji względem liczby wyświetleń.
- LSCI** - *Log-Spectral Communicability Index*; autorski wskaźnik komunikatywności sieciowej oparty na ujęciu spektralnym.
- LSWI** - *Log-Sigmoid Weighted Impact*; autorski wskaźnik ważonego wpływu, premiujący stabilne, regularne zaangażowanie i tłumiący pojedyncze skrajne zdarzenia.
- Louvain** - algorytm wykrywania społeczności w sieci oparty na maksymalizacji modularności.
- LTIG** - *Log-Time Influence Gradient*; autorski wskaźnik dynamiki zmian wpływu w czasie.
- Modularność** - miara jakości podziału sieci na społeczności; im wyższa jej wartość, tym wyraźniej oddzielone są wspólnoty.
- NLP** - *Natural Language Processing*; przetwarzanie języka naturalnego, czyli zbiór metod automatycznej analizy tekstu.
- PBI** - Polskie Badania Internetu.
- PCA** - *Principal Component Analysis*; analiza głównych składowych, czyli metoda redukcji wymiaru danych.

**PKW** - Państwowa Komisja Wyborcza.

**PageRank** - miara znaczenia węzła oparta na strukturze połączeń i przepływach uwagi w sieci.

**Platforma X** - serwis społecznościowy funkcjonujący wcześniej pod nazwą Twitter; podstawowe środowisko empiryczne analizowane w pracy.

**SCE** - *Semantic Cluster Entropy*; autorski wskaźnik różnorodności semantycznej wewnątrz klastra.

**SNA** - *Social Network Analysis*; analiza sieci społecznościowych, czyli podejście badawcze skoncentrowane na strukturze relacji między aktorami.

**t-SNE** - *t-distributed Stochastic Neighbor Embedding*; metoda redukcji wymiaru danych wykorzystywana do wizualizacji podobieństw między obserwacjami.

**Twitter API v2** - interfejs programowania aplikacji platformy X/Twitter, wykorzystywany do pozyskiwania danych badawczych.

**Web 2.0** - model internetu oparty na aktywnym udziale użytkowników w tworzeniu i wymianie treści.

**WWW** - *World Wide Web*; system publikowania i udostępniania treści w sieci internetowej.

**Węzeł** - podstawowy element grafu reprezentujący użytkownika, konto lub inny podmiot komunikacyjny.

**Wiralność** - zdolność treści do szybkiego i szerokiego rozprzestrzeniania się w sieci.

**Wspólnota komunikacyjna** - grupa użytkowników silniej powiązanych między sobą niż z resztą sieci.

**Wzmianka (@)** - bezpośrednie odwołanie do innego użytkownika w treści wpisu na platformie X.

## Wstęp

Rozwój technologii internetowych oraz upowszechnienie platform społecznościowych doprowadziły do głębokiej transformacji sposobów komunikowania się, organizowania relacji społecznych jak i również obiegu informacji w przestrzeni publicznej. Media społecznościowe nie funkcjonują dziś jedynie jako narzędzia wymiany treści, lecz jako złożone środowiska komunikacyjne, w których interakcje między użytkownikami układają się w wielkoskalowe, dynamiczne sieci powiązań<sup>1</sup>. Użytkownicy, instytucje medialne, podmioty polityczne i organizacje tworzą w ich obrębie struktury relacyjne, których kształt i dynamika mają bezpośredni wpływ na widoczność przekazów, rozkład uwagi oraz mechanizmy wpływu komunikacyjnego.

Ze względu na swoją relacyjną naturę media społecznościowe mogą być modelowane jako struktury grafowe, w których węzły reprezentują uczestników komunikacji, natomiast krawędzie jako różnorodne formy interakcji, takie jak obserwowanie, udostępnianie treści, komentowanie, cytowanie czy odpowiadanie<sup>2</sup>. Tak rozumiane sieci nie są strukturami statycznymi, ale systemami pozostającymi w ciągłej ewolucji, które reagują na wydarzenia zewnętrzne, zmiany agendy medialnej oraz działania poszczególnych uczestników. Analiza sieci społecznościowych pozwala zatem nie tylko opisywać topologię relacji, ale także badać procesy dyfuzji informacji, powstawania wspólnot, koncentracji wpływu oraz temporalnej dynamiki komunikacji<sup>3</sup>.

Współczesny krajobraz mediów uległ zasadniczej przemianie wraz z rozwojem platform społecznościowych, które stały się jednym z kluczowych obszarów funkcjonowania sfery publicznej. To właśnie w tych środowiskach zachodzą dziś procesy mobilizacji politycznej, kształtowania opinii publicznej, eskalacji konfliktów narracyjnych oraz reprodukcji i przełamania podziałów wspólnotowych. Media społecznościowe pełnią rolę infrastruktury

---

<sup>1</sup> D. Boyd, N. B. Ellison, *Social Network Sites: Definition, History, and Scholarship*, „Journal of Computer-Mediated Communication” 2007, t. 13, nr 1, s. 210–230.

<sup>2</sup> S. Wasserman, K. Faust, *Social Network Analysis: Methods and Applications*, Cambridge University Press, Cambridge 1994, s. 10–27.

<sup>3</sup> E. M. Rogers, *Diffusion of Innovations*, 5. wyd., Free Press, New York 2003, s. 35–38.

ry komunikacyjnej, w której przepływ informacji jest w wysokim stopniu uzależniony od struktury sieci oraz pozycji poszczególnych aktorów w jej obrębie<sup>4</sup>. W tym kontekście analiza sieci społecznościowych, oparta na aparacie teorii grafów, staje się istotnym narzędziem badawczym w naukach o mediach i komunikacji, umożliwiającym identyfikację mechanizmów wpływu, wiralności oraz polaryzacji komunikacyjnej<sup>5</sup>.

Praca skupia się na zastosowaniu teorii grafów oraz analizy sieci społecznościowych do badania struktury i dynamiki komunikacji w mediach społecznościowych, ze szczególnym uwzględnieniem kampanii politycznej prowadzonej na platformie X, koncentrując się na analizie relacji pomiędzy topologią sieci, dynamiką temporalną interakcji oraz efektywnością oddziaływania komunikacyjnego, rozumianego jako zdolność do generowania zasięgu, kaskad propagacyjnych oraz trwałego zaangażowania odbiorców. Zastosowane podejście pozwala badać komunikację nie pod względem zbioru pojedynczych przekazów, ale jako proces zachodzący w ramach określonej architektury sieciowej.

Wybór tematu pracy motywowany był kilkoma czynnikami. Pierwszym z nich był dynamiczny rozwój narzędzi analitycznych dzięki którym możliwe stało się badanie struktur relacyjnych w środowisku cyfrowym. W wielu opracowaniach media społecznościowe analizowane były przede wszystkim pod względem przekazu, rzadziej jako struktura sieciowa. To stanowiło motywację do podjęcia próby połączenia perspektywy humanistyczno-społecznej z podejściem obliczeniowym i sieciowym. Po drugie, media społecznościowe stały się jednym z najważniejszych środowisk komunikacyjnych, które wpływają na budowanie relacji, kształtowanie opinii publicznej czy też prowadzenie działań politycznych. Po trzecie media społecznościowe stały się jednym z najważniejszych obszarów komunikacji społecznej, to tam przebiega wymiana informacji, budowane są relacje oraz prowadzone są działania polityczne i promocyjne. Z tego względu zasadne było przyjrzenie się temu środowisku nie tylko od strony treści publikowanych, ale również od strony powiązań i relacji, które powstają między nimi.

Rozprawa ma charakter interdyscyplinarny łącząc elementy teorii grafów, analizy sieci społecznościowych, nauk o komunikacji oraz analizy danych. W pracy zastosowano podejście ilościowe, uzupełnione interpretacją wyników w perspektywie medioznawczej i komunikologicznej o charakterze jakościowym. W kolejnych częściach omówiona zostaje literatura przedmiotu, zaprezentowana metodologia badawcza oraz wyniki analiz empirycznych, które

---

<sup>4</sup> M. Castells, *Communication Power*, Oxford University Press, Oxford 2009, s. 77–89.

<sup>5</sup> J. van Dijck, T. Poell, M. de Waal, *The Platform Society: Public Values in a Connective World*, Oxford University Press, Oxford 2018, s. 44–52.

są następnie interpretowane w odniesieniu do sformułowanych hipotez i szerszego kontekstu nauk o komunikacji społecznej i mediach.

## **Zakres rozprawy**

Zakres niniejszej rozprawy obejmuje analizę komunikacji zachodzącej w środowisku mediów społecznościowych, ujmowaną w perspektywie relacyjnej, czyli takiej w której podstawową jednostką opisu nie są pojedyncze komunikaty ani ich treść rozpatrywana w izolacji, lecz sieci interakcji pomiędzy aktorami komunikacyjnymi oraz właściwości struktur wyłaniających się z tych interakcji. Przedmiotem badania są zatem konfiguracje relacji komunikacyjnych, ich topologia oraz dynamika, a także konsekwencje strukturalnego usytuowania aktorów dla przebiegu procesów komunikacyjnych w środowisku platformowym.

Zakres empiryczny rozprawy jest jednoznacznie i konsekwentnie ograniczony do jednej platformy społecznościowej X traktowanej jako jednorodne i spójne środowisko badawcze, w którym możliwa jest rekonstrukcja relacji komunikacyjnych na podstawie obserwowalnych interakcji użytkowników. Wybór platformy X wynika zarówno z dostępności danych, jak i z dużej intensywności komunikacji politycznej, która tam właśnie się koncentruje. Przyjęcie pojedynczej platformy jako podstawy analiz stanowi świadome ograniczenie metodologiczne, podyktowane koniecznością zachowania jednorodności danych, spójności procedur ich pozyskiwania oraz porównywalności relacji analizowanych w ramach modelowania sieciowego. Pozostałe platformy mediów społecznościowych pojawiają się w rozprawie wyłącznie w kontekście teoretycznym lub ilustracyjnym, jako przykłady odmiennych architektur komunikacyjnych, i nie stanowią materiału empirycznego podlegającego analizie.

Zakres analizy obejmuje interakcje użytkowników, które mogą zostać formalnie opisane i modelowane w postaci grafów, w szczególności relacje wynikające z takich działań komunikacyjnych, jak udostępnienia, odpowiedzi, wzmianki oraz reakcje. Sieci komunikacyjne traktowane są jako układy dynamiczne, podlegające ciągłym rekonfiguracjom w czasie, co oznacza, że przedmiotem badania są zarówno względnie stabilne elementy struktury sieci, jak rozkład pozycji aktorów czy struktura wspólnot, jak i zmiany zachodzące w intensywności interakcji, kierunkach przepływu informacji oraz koncentracji uwagi wokół wybranych węzłów sieci.

Istotnym elementem zakresu rozprawy jest opracowanie oraz zastosowanie autorskich miar analitycznych, służących operacjonalizacji zjawisk komunikacyjnych w ujęciu sieciowym. Miary te zostały zaprojektowane w celu uchwycenia aspektów komunikacji, które nie

są w pełni opisywalne za pomocą klasycznych wskaźników analiz sieci społecznościowych. Obejmują one między innymi pomiar relacyjnej intensywności oddziaływania komunikacyjnego, dynamiki zaangażowania użytkowników w czasie oraz stopnia spójności struktur sieciowych w wymiarze temporalnym. Autorskie miary pełnią funkcję narzędzi analitycznych umożliwiających pogłębioną interpretację procesów komunikacyjnych, a ich konstrukcja podporządkowana jest specyfice danych platformowych oraz charakterowi badanych interakcji.

Zakres metodologiczny rozprawy obejmuje zastosowanie analizy sieci społecznościowych oraz aparatu teorii grafów, rozszerzonych o autorskie rozwiązania analityczno-pomiarowe, do badania zjawisk komunikacyjnych zachodzących w środowisku platformowym. Wskaźniki ilościowe wykorzystywane są jako narzędzia opisu, operacjonalizacji i interpretacji procesów komunikacyjnych, umożliwiające identyfikację zależności pomiędzy strukturą sieci a dynamiką interakcji, bez ambicji formułowania nowych uogólnień formalnych na gruncie teorii grafów. Analiza treści pełni w pracy funkcję pomocniczą i ogranicza się do zakresu niezbędnego do interpretacji obserwowanych zjawisk sieciowych, nie stanowiąc samodzielnego przedmiotu badań. Tak określony zakres rozprawy wyznacza ramy badania, w którym komunikacja w mediach społecznościowych analizowana jest jako dynamiczny i strukturalnie uwarunkowany proces relacyjny. Sieci relacji komunikacyjnych stanowią podstawowy poziom opisu i interpretacji badanych zjawisk, co umożliwia spójne połączenie analizy strukturalnej, temporalnej i komunikacyjnej bez przekraczania granic wyznaczonych przez przyjęte założenia metodologiczne oraz dostępny materiał empiryczny.

## **Cel**

Celem głównym niniejszej rozprawy jest zbadanie, w jakim stopniu analiza sieci społecznościowych, oparta na teorii grafów, pozwala opisywać i interpretować strukturę oraz dynamikę komunikacji politycznej zachodzącej w środowisku platformy X. Punktem wyjścia jest założenie, że komunikacja w mediach społecznościowych ma charakter relacyjny, a zatem jej przebieg, zasięg i skuteczność zależą nie tylko od treści pojedynczych przekazów, ale również od układu powiązań między aktorami, ich pozycji w sieci, struktury wspólnotowej oraz zmian zachodzących w czasie. W takim ujęciu cel pracy można ująć jako rozpoznanie zależności pomiędzy topologią sieci interakcji, dynamiką dyfuzji treści oraz koncentracją uwagi komunikacyjnej w warunkach komunikacji platformowej. Podstawy takiego ujęcia są już obecne we wstępie pracy, gdzie rozprawa została określona jako badanie struktury i dynamiki komu-

nikacji w mediach społecznościowych, ze szczególnym uwzględnieniem kampanii politycznej prowadzonej na platformie X.

Realizacja celu głównego wymaga zarazem osiągnięcia kilku celów pomocniczych, które porządkują tok dalszych analiz. Po pierwsze, rozprawa zmierza do uporządkowania teoretycznych podstaw analizy sieci społecznościowych i wykazania ich przydatności w badaniu komunikacji politycznej w mediach społecznościowych. Po drugie, jej celem jest rekonstrukcja i analiza sieci interakcji tworzonych wokół badanych aktorów na platformie X, tak aby uchwycić ich strukturę, zróżnicowanie oraz dynamikę. Po trzecie, praca służy zbadaniu zależności między pozycją aktorów w sieci, strukturą wspólnotową, obecnością połączeń pomocowych, przepływem treści oraz temporalną zmiennością interakcji. Taki układ celu pozostaje spójny z głównym pytaniem badawczym, które dotyczy związku między strukturą i dynamiką sieci interakcji, a przebiegiem procesów dyfuzji treści oraz koncentracją uwagi komunikacyjnej.

Kolejnym celem pomocniczym jest opracowanie i empiryczne zastosowanie autorskich miar analitycznych umożliwiających uchwycenie tych aspektów komunikacji, które nie są w pełni opisywane przez klasyczne wskaźniki analizy sieciowej. Chodzi tu przede wszystkim o takie wymiary, jak dynamika wpływu w czasie, głębokość i wrażliwość propagacji treści, stopień dyspersji interakcji, aktywizacja rdzeni sieci oraz przepływy między wspólnotami. Zastosowana metodologia potwierdza, że praca rzeczywiście została zorganizowana wokół tego celu, ponieważ obok klasycznych miar centralności, kohezji i modularności wykorzystuje także autorskie wskaźniki LTIG, LAPS, LSCI, LECAS oraz EVZ, analizowane zarówno przekrojowo, jak i temporalnie.

Istotnym celem pomocniczym rozprawy jest również ocena wartości poznawczej tych wskaźników poprzez zestawienie ich z klasycznym aparatem analizy sieci społecznościowych. Nie chodzi wyłącznie o zaproponowanie nowych rozwiązań pomiarowych, ale również o weryfikację, w jakim zakresie dostarczają one dodatkowej wiedzy interpretacyjnej o procesach komunikacyjnych zachodzących w środowisku platformowym. Ten wymiar celu pozostaje zgodny z logiką całej pracy, ponieważ w części poświęconej wartości dodanej wyraźnie zaakcentowano zarówno rozwinięcie aparatu analitycznego, jak i próbę integracji formalnych wyników analizy sieciowej z interpretacją procesów komunikacyjnych na poziomie mezo i makro.

Ostatecznie celem rozprawy jest wypracowanie takiego ujęcia badawczego, w którym analiza sieciowa nie stanowi celu samego w sobie, lecz narzędzie służące pogłębionemu rozpoznaniu mechanizmów komunikacji politycznej w środowisku platformowym. Chodzi więc

nie tylko o opis struktury relacji, ale również o interpretację tego, w jaki sposób struktura ta organizuje przepływ treści, wzmacnia lub osłabia widoczność przekazów, stabilizuje wspólnoty komunikacyjne oraz wpływa na rozkład uwagi. Tak rozumiany cel pozwala zachować spójność pomiędzy częścią teoretyczną, pytaniami badawczymi, procedurą metodologiczną i analizą empiryczną, a zarazem wyraźnie oddziela sam cel pracy od hipotez, nowum i wartości dodanej, które w konstrukcji rozprawy powinny pozostać odrębnymi elementami. Układ ten odpowiada także logice całej pracy, w której cel, pytania badawcze, metodologia i wartość dodana zostały przewidziane jako osobne części wstępu.

### **Uzasadnienie wyboru tematu pracy**

Wybór tematu niniejszej rozprawy wynika z rosnącego znaczenia komunikacji realizowanej w środowiskach platformowych oraz z potrzeby pogłębionej refleksji metodologicznej nad sposobami jej badania. Media społecznościowe stały się jednym z kluczowych elementów współczesnej sfery publicznej, a procesy komunikacyjne zachodzące w ich obrębie charakteryzują się wysokim stopniem złożoności, dynamiki oraz relacyjności. Jak wskazują badacze społeczeństwa platformowego, rozumianego jako porządek społeczny, w którym platformy cyfrowe pełnią funkcję kluczowej infrastruktury organizującej komunikację, obieg informacji, relacje społeczne i dostęp do usług, architektura platform cyfrowych oraz mechanizmy algorytmicznego pośredniczenia komunikacji wpływają bezpośrednio na organizację interakcji, widzialność treści oraz przebieg procesów dyfuzji informacji<sup>6</sup>.

Dotychczasowe badania nad komunikacją w mediach społecznościowych koncentrowały się w dużej mierze na analizie treści, sentymencie wypowiedzi lub pomiarze zasięgów i aktywności użytkowników<sup>7</sup>. Podejścia te, mimo swojej wartości poznawczej, często abstrahowały od relacyjnego kontekstu komunikacji, w którym znaczenie przekazów kształtowane jest przez sieci powiązań pomiędzy aktorami<sup>8</sup>. W konsekwencji pomijano strukturalne uwarunkowania komunikacji, takie jak pozycja aktorów w sieci, układ relacji czy mechanizmy koncentracji uwagi.

---

<sup>6</sup> J. van Dijck, T. Poell, M. de Waal, *The Platform Society: Public Values in a Connective World*, Oxford University Press, Oxford 2018, s. 2–6, 39–45.

<sup>7</sup> A. Bruns, S. Stieglitz, *Quantitative Approaches to Comparing Communication Patterns on Twitter*, „Journal of Technology in Human Services” 2012, nr 30(3–4), s. 160–185; M. Thelwall, K. Buckley, G. Paltoglou, *Sentiment Strength Detection for the Social Web*, „Journal of the American Society for Information Science and Technology” 2012, nr 63(1), s. 163–173; L. de Vries, S. Gensler, P. S. H. Leeftang, *Popularity of Brand Posts on Brand Fan Pages: An Investigation of the Effects of Social Media Marketing*, „Journal of Interactive Marketing” 2012, nr 26(2), s. 83–91.

<sup>8</sup> D. Boyd, N. B. Ellison, *Social Network Sites: Definition, History, and Scholarship*, „Journal of Computer-Mediated Communication” 2007, t. 13, nr 1, s. 211–214, 221–224.

W odpowiedzi na te ograniczenia coraz większą rolę w badaniach nad komunikacją zaczęła odgrywać analiza sieci społecznościowych oraz aparat pojęciowy teorii grafów, umożliwiające formalny opis relacji oraz struktur wyłaniających się z interakcji pomiędzy uczestnikami komunikacji<sup>9</sup>. Podejście to pozwala ujmować komunikację jako proces zachodzący w ramach dynamicznych układów relacyjnych, w których topologia sieci wpływa na przepływ informacji, widzialność przekazów oraz rozkład wpływu. Jednocześnie w literaturze podkreśla się, że zastosowanie analizy sieciowej w badaniach komunikacyjnych bywa ograniczone do wykorzystywania klasycznych miar centralności i spójności, często bez pogłębionej refleksji interpretacyjnej<sup>10</sup>.

Uzasadnieniem wyboru tematu jest zatem potrzeba rozwinięcia i doprecyzowania narzędzi analitycznych stosowanych w analizie relacyjnej komunikacji, zwłaszcza w odniesieniu do środowisk platformowych charakteryzujących się wysoką zmiennością temporalną oraz asymetrią aktywności użytkowników. Badania nad sieciami złożonymi wskazują, że tradycyjne miary strukturalne nie zawsze pozwalają na uchwycenie dynamiki interakcji oraz relacyjnej intensywności oddziaływań komunikacyjnych, co uzasadnia poszukiwanie nowych rozwiązań pomiarowych<sup>11</sup>.

Dodatkowym uzasadnieniem podjęcia tematu jest znaczenie komunikacji społeczno-politycznej realizowanej w mediach społecznościowych. Procesy mobilizacji, polaryzacji oraz kształtowania opinii publicznej coraz częściej zachodzą w warunkach komunikacji sieciowej, w której relacje pomiędzy aktorami odgrywają kluczową rolę w dystrybucji przekazów i organizacji publiczności<sup>12</sup>. Zrozumienie tych zjawisk wymaga narzędzi umożliwiających analizę relacji komunikacyjnych, a nie wyłącznie treści wypowiedzi.

Wybór tematu pracy uzasadnia również luka badawcza polegająca na niewystarczającym powiązaniu formalnych wyników analizy sieciowej z interpretacją procesów komunikacyjnych w ramach nauk o komunikacji. W wielu badaniach wskaźniki sieciowe funkcjonują jako autonomiczne miary ilościowe, których znaczenie dla opisu komunikacji pozostaje niedookreślone<sup>13</sup>. Podjęcie próby integracji analizy strukturalnej z interpretacją komunikacyjną po-

---

<sup>9</sup> S. Wasserman, K. Faust, *Social Network Analysis: Methods and Applications*, Cambridge University Press, Cambridge 1994, s. 3–7, 17–20.

<sup>10</sup> S. P. Borgatti, M. G. Everett, J. C. Johnson, *Analyzing Social Networks*, SAGE Publications, London 2018, s. 8–12, 45–49.

<sup>11</sup> A.-L. Barabási, *Network Science*, Cambridge University Press, Cambridge 2016, s. 23–29, 73–78.

<sup>12</sup> M. Castells, *Communication Power*, Oxford University Press, Oxford 2009, s. 52–58, 193–198; W. L. Bennett, A. Segerberg, *The Logic of Connective Action*, Cambridge University Press, Cambridge 2012, s. 35–41, 142–147.

<sup>13</sup> N. Couldry, A. Hepp, *The Mediated Construction of Reality*, Polity Press, Cambridge 2017, s. 56–61, 180–185.

zwala lepiej osadzić badania sieciowe w kontekście teoretycznym oraz zwiększyć ich wartość poznawczą.

### **Dotychczasowy stan badań**

Dotychczasowy stan badań nad analizą sieci społecznościowych obejmuje szerokie spektrum podejść teoretycznych i metodologicznych, rozwijanych na styku nauk społecznych, matematyki oraz informatyki. Początkowe prace koncentrowały się na opisie strukturalnych właściwości sieci społecznych, takich jak gęstość, spójność czy rozkład stopni węzłów, co pozwoliło na sformułowanie podstawowych modeli organizacji relacji społecznych<sup>14</sup>. Szczególne znaczenie miały badania nad zjawiskiem małego świata oraz nad strukturami o charakterze bezskalowym, które wykazały, że sieci społeczne charakteryzują się specyficznymi regularnościami topologicznymi, mającymi konsekwencje dla przepływu informacji i dynamiki interakcji<sup>15</sup>.

Istotnym nurtem badań stała się analiza centralności oraz identyfikacja aktorów pełniących kluczowe role w strukturach sieciowych. W literaturze zaproponowano szereg miar centralności, takich jak stopień, pośrednictwo czy bliskość, umożliwiających ocenę pozycji aktorów w sieci oraz ich potencjalnego wpływu na przebieg procesów komunikacyjnych<sup>16</sup>. Rozwój algorytmów opartych na analizie linków, w tym algorytmu PageRank, przyczynił się do lepszego zrozumienia mechanizmów hierarchizacji w sieciach relacyjnych oraz koncentracji uwagi wokół wybranych węzłów<sup>17</sup>.

Równolegle rozwijano modele opisujące procesy wzrostu i ewolucji sieci społecznych. Szczególne znaczenie zyskały modele preferencyjnego przyłączania, które pozwoliły wyjaśnić, dlaczego w wielu sieciach społecznych obserwuje się silną nierówność rozkładu połączeń oraz dominację niewielkiej liczby wysoko połączonych węzłów<sup>18</sup>. Modele te stanowiły istotny krok w kierunku dynamicznego ujmowania sieci, jednak w wielu zastosowaniach pozostawały ograniczone do opisu strukturalnego, bez pogłębionej analizy procesów komunikacyjnych zachodzących w czasie.

---

<sup>14</sup> S. Wasserman, K. Faust, *Social Network Analysis: Methods and Applications*, Cambridge University Press, Cambridge 1994, s. 3–7; Claude E. Shannon, Warren Weaver, *The Mathematical Theory of Communication*, University of Illinois Press, Urbana–Chicago 1998, s. 5–7.

<sup>15</sup> D. J. Watts, S. H. Strogatz, *Collective dynamics of 'small-world' networks*, „Nature” 1998, nr 393, s. 440–442

<sup>16</sup> L. C. Freeman, *Centrality in social networks: Conceptual clarification*, „Social Networks” 1979, nr 1(3), s. 215–219.

<sup>17</sup> S. Brin, L. Page, *The anatomy of a large-scale hypertextual Web search engine*, „Computer Networks” 1998, nr 30, s. 109–111.

<sup>18</sup> A.-L. Barabási, R. Albert, *Statistical mechanics of complex networks*, „Reviews of Modern Physics” 2002, nr 74, s. 50–54.

W badaniach nad mediami cyfrowymi szczególną uwagę poświęcono procesom dyfuzji informacji oraz mechanizmom rozprzestrzeniania się treści w sieciach społecznych. Analizy te koncentrowały się na identyfikacji wzorców kaskad informacyjnych, tempa rozpowszechniania przekazów oraz czynników sprzyjających ich wiralności<sup>19</sup>. Wskazywano przy tym, że skuteczność dyfuzji nie zależy wyłącznie od treści komunikatu, lecz w istotnym stopniu od struktury sieci oraz pozycji aktorów inicjujących proces rozpowszechniania informacji<sup>20</sup>.

Pomimo dynamicznego rozwoju badań sieciowych, w literaturze przedmiotu zwraca się uwagę na ograniczenia dominujących podejść metodologicznych. W szczególności podkreśla się, że klasyczne miary analizy sieci społecznościowych często mają charakter statyczny i nie pozwalają w pełni uchwycić temporalnej zmienności interakcji oraz relacyjnej intensywności oddziaływań komunikacyjnych<sup>21</sup>. Ponadto w wielu badaniach wskaźniki sieciowe funkcjonują jako autonomiczne miary ilościowe, których znaczenie dla interpretacji procesów komunikacyjnych pozostaje niedostatecznie rozwinięte<sup>22</sup>.

W kontekście badań nad komunikacją w mediach społecznościowych coraz częściej postulowana jest potrzeba integracji formalnej analizy sieciowej z interpretacją procesów komunikacyjnych właściwą naukom o komunikacji i mediach<sup>23</sup>. Zwraca się uwagę, że dopiero połączenie opisu strukturalnego z analizą dynamiki interakcji oraz ich znaczenia komunikacyjnego pozwala na pełniejsze zrozumienie funkcjonowania współczesnych środowisk platformowych<sup>24</sup>. W tym sensie aktualny stan badań ujawnia lukę polegającą na niedostatecznym rozwinięciu narzędzi umożliwiających interpretację procesów komunikacyjnych w ujęciu sieciowym, zwłaszcza w perspektywie temporalnej.

Na tle dotychczasowych badań niniejsza rozprawa lokuje się w nurcie analiz zmierzających do pogłębienia metodologii badań sieciowych poprzez rozwijanie miar i podejść analitycznych dostosowanych do specyfiki komunikacji zachodzącej w środowiskach platformowych. Praca podejmuje próbę przezwyciężenia wskazanych powyżej ograniczeń poprzez systematyczne łączenie analizy strukturalnej, dynamicznej i interpretacyjnej, koncentrując się na relacjach komunikacyjnych oraz ich zmienności w czasie.

---

<sup>19</sup> M. Cha, H. Haddadi, F. Benevenuto, K. P. Gummadi, *Measuring user influence in Twitter*, „Proceedings of the Fourth International AAAI Conference on Weblogs and Social Media”, 2010, s. 10–17.

<sup>20</sup> J. Leskovec, L. Backstrom, J. Kleinberg, *Meme-tracking and the dynamics of the news cycle*, „Proceedings of the 15th ACM SIGKDD”, 2009, s. 497–500.

<sup>21</sup> S. P. Borgatti, M. G. Everett, J. C. Johnson, *Analyzing Social Networks*, SAGE Publications, London 2018, s. 42–47.

<sup>22</sup> N. Couldry, A. Hepp, *The Mediated Construction of Reality*, Polity Press, Cambridge 2017, s. 56–61.

<sup>23</sup> J. van Dijck, T. Poell, M. de Waal, *The Platform Society*, Oxford University Press, Oxford 2018, s. 39–45.

<sup>24</sup> T. N. Friemel, *The Public Sphere as a Dynamic Network*, „Communication Theory” 2023, t. 33, nr 2–3, s. 92–106.

## Wartość dodana

Wartość dodana niniejszej rozprawy ma charakter przede wszystkim analityczny, metodyczny i poznawczy, a jej znaczenie ujawnia się na poziomie sposobu konceptualizacji oraz analizy procesów komunikacyjnych w środowiskach platformowych. Praca wnosi wkład do badań nad komunikacją społeczną poprzez konsekwentne traktowanie relacji pomiędzy aktorami jako podstawowego poziomu opisu procesów komunikacyjnych. Dzięki temu możliwe jest odejście od dominujących podejść, które koncentrują się na pojedynczych przekazach lub prostych wskaźnikach aktywności. Istotnym elementem wartości dodanej jest rozwinięcie aparatu analitycznego wykorzystywanego w analizie sieciowej poprzez wprowadzenie autorskich miar, które pozwalają uchwycić dynamikę interakcji oraz relacyjną intensywność oddziaływań komunikacyjnych. Zaproponowane rozwiązania umożliwiają analizę procesów komunikacyjnych w ujęciu temporalnym, co stanowi istotne rozszerzenie wobec statycznych analiz sieciowych niewyłącznie dominujących w dotychczasowych badaniach. Dzięki temu możliwe staje się badanie nie tylko struktury sieci, lecz także jej zmian w czasie oraz ich konsekwencji dla przebiegu komunikacji.

Rozprawa wnosi również wartość dodaną poprzez sposób integracji formalnych wyników analizy sieciowej z interpretacją procesów komunikacyjnych. W pracy wskaźniki strukturalne i temporalne nie są traktowane jako autonomiczne miary ilościowe, lecz jako narzędzia interpretacyjne umożliwiające rekonstrukcję procesów komunikacyjnych na poziomie mezo i makro. Takie podejście pozwala na powiązanie własności sieci z kategoriami istotnymi dla badań nad komunikacją, takimi jak koncentracja uwagi, stabilizacja wzorców interakcji czy dynamika przepływu informacji<sup>25</sup>. Dodatkowym aspektem wartości dodanej jest empiryczna weryfikacja przydatności zaproponowanych miar poprzez ich równoległe zastosowanie z klasycznym aparatem analizy sieci społecznościowych. Porównanie wyników uzyskiwanych przy użyciu różnych narzędzi pomiarowych umożliwia krytyczną ocenę ich zakresu stosowalności oraz identyfikację sytuacji, w których nowe miary dostarczają informacji analitycznej niedostępnej w ramach standardowych podejść. W ten sposób rozprawa nie tylko proponuje nowe rozwiązania, lecz także precyzyjnie określa ich ograniczenia.

Wartość dodana pracy ujawnia się także w konsekwentnym zastosowaniu podejścia sieciowego do analizy komunikacji w środowisku platformowym jako jednorodnym obszarze badawczym. Przyjęcie jednej platformy społecznościowej jako podstawy analiz umożliwia

---

<sup>25</sup> L. Garton, C. Haythornthwaite, B. Wellman, *Studying Online Social Networks*, „Journal of Computer-Mediated Communication” 1997, t. 3, nr 1, s. 1–30

zachowanie spójności metodologicznej oraz pogłębioną analizę relacji i ich dynamiki, bez rozpraszania uwagi na różnice wynikające z odmiennych architektur platformowych. Takie podejście sprzyja precyzyjnemu formułowaniu wniosków analitycznych i ogranicza ryzyko nadinterpretacji.

Całościowo rozprawa wnosi wartość dodaną do badań nad komunikacją poprzez zaproponowanie spójnego modelu analizy, w którym struktura sieci, jej dynamika oraz interpretacja komunikacyjna traktowane są jako wzajemnie powiązane poziomy opisu. W tym sensie praca przyczynia się do pogłębienia refleksji metodologicznej nad wykorzystaniem analizy sieci społecznościowych w badaniach nad komunikacją oraz wskazuje kierunki dalszego rozwoju tego podejścia w ramach nauk o komunikacji i mediach.

## **Hipotezy**

Hipotezy badawcze sformułowane w niniejszej rozprawie wynikają z przyjęcia perspektywy relacyjnej, zgodnie z którą komunikacja w środowisku platform społecznościowych przebiega w obrębie dynamicznych sieci interakcji. Ujęcie to pozwala traktować procesy komunikacyjne nie jako sumę niezależnych przekazów, ale jako zjawiska osadzone w strukturach relacyjnych, których własności topologiczne i temporalne wpływają na sposób rozpowszechniania treści oraz na rozkład uwagi komunikacyjnej. W konsekwencji hipotezy odnoszą się do związków pomiędzy strukturą sieci, pozycją uczestników oraz dynamiką interakcji obserwowaną w czasie.

Hipoteza główna odnosi się do możliwości diagnozowania mechanizmów komunikacyjnych w środowisku platformowym poprzez zastosowanie zaawansowanej analizy sieci interakcji. Wskazuje ona, że odpowiednio zoperacjonalizowane, w ramach zaawansowanej analizy sieci społecznościowych (różnej od prostych pomiarów aktywności), wskaźniki strukturalne, temporalne i informacyjne, osadzone w aparacie teorii grafów, umożliwiają identyfikację regularności statystycznie istotnych dla przebiegu dyfuzji treści, zróżnicowania ról komunikacyjnych aktorów oraz rozkład koncentracji uwagi komunikacyjnej w środowisku platformy X.

Hipotezy pomocnicze rozwijają hipotezę główną poprzez odniesienie jej do wybranych wymiarów struktury i dynamiki badanych sieci. Każda z nich koncentruje się na innym aspekcie funkcjonowania komunikacji sieciowej, umożliwiając bardziej szczegółową interpretację wyników empirycznych.

Hipoteza pomocnicza 1 dotyczy zróżnicowania wzorców interakcji i obiegu informacji w zależności od stopnia dyspersji i komunikatywności sieci. W jej ramach przyjęto, że

wskaźniki entropijne i spektralne, takie jak EVZ oraz LSCI, w połączeniu z miarami jakości interakcji, pozwalają ilościowo różnicować sieci o charakterze wielośrodkowym od struktur silnie sklastrowanych, w których dominuje komunikacja lokalna. Ostatecznie sformułowana hipoteza przyjęła postać: Sieci interakcji o wyższych wartościach wskaźnika EVZ i LSCI wykazują statystycznie wyższy stopień dyspersji komunikacji niż sieci o niższych wartościach tych wskaźników, a różnica ta jest mierzalna i istotna statystycznie przy kontrolowaniu poziomu aktywności. Hipoteza pomocnicza 2 koncentruje się na roli struktury wspólnotowej sieci w procesach dyfuzji treści. Wskazuje ona, że analiza modularności oraz identyfikacja węzłów pośredniczących, umożliwiają wyodrębnienie relacyjnych kanałów przepływu informacji pomiędzy względnie odseparowanymi segmentami odbiorców, a przebieg dyfuzji zależy w istotnym stopniu od konfiguracji tych połączeń.

W sieciach interakcji na platformie X istnieją strukturalnie wyróżnione węzły pomostowe (o wysokich wartościach LECAS i centralności pośrednictwa), których usunięcie lub dezaktywacja prowadzi do mierzalnego ograniczenia transmodularnej dyfuzji treści, a efekt ten jest istotnie silniejszy niż w przypadku usunięcia węzłów o najwyższej centralności stopnia.

Hipoteza pomocnicza 3 odnosi się do trwałości i stabilności wspólnot komunikacyjnych. W jej ramach stabilność ta traktowana jest jako własność strukturalna sieci, możliwa do operacjonalizacji poprzez łączne ujęcie kohezji lokalnej, odporności komponentów sieci oraz powtarzalności interakcji w czasie. Tego rodzaju konfiguracje sprzyjają utrzymywaniu względnie stałego poziomu aktywności komunikacyjnej, niezależnie od krótkookresowych fluktuacji uwagi.

Wspólnoty komunikacyjne charakteryzujące się jednocześnie wysokim współczynnikiem grupowania, wysoką odpornością na usunięcie węzłów centralnych oraz wysokim udziałem powtarzających się interakcji wykazują statystycznie wyższy poziom stabilności aktywności w czasie niż wspólnoty niespełniające tych kryteriów.

Hipoteza pomocnicza 4 dotyczy temporalnej dynamiki propagacji treści. Zjawiska o charakterze wiralnym ujmowane są tu jako procesy wielopoziomowe, których przebieg odzwierciedla się w skokowych zmianach wskaźników opisujących dynamikę wpływu i głębokość kaskad komunikacyjnych. W tym ujęciu miary LTIG i LAPS pozwalają empirycznie uchwycić momenty wzmożonego rezonansu komunikacyjnego oraz ich relację z kontekstem wydarzeń zewnętrznych.

Skokowe wzrosty wskaźników LTIG i LAPS są statystycznie istotnie skorelowane z wydarzeniami politycznymi lub medialnymi - korelacja ta jest silniejsza niż analogiczna korelacja dla prostych pomiarów aktywności.

Hipoteza pomocnicza 5 obejmuje współwystępowanie zmian strukturalnych i semantycznych w okresach intensyfikacji dyskursu. Integracja analizy sieciowej z analizą treści umożliwia identyfikację epizodów gwałtownej rekonfiguracji komunikacyjnej, w których zmiany w strukturze relacji towarzyszą przesunięciom w przestrzeni znaczeń. Tego rodzaju konfiguracje mogą być empirycznie opisywane poprzez równoległą obserwację wskaźników temporalno-propagacyjnych oraz miar semantycznych. Ostatecznie sformułowana hipoteza przyjęła postać: epizody wzmożonej aktywności komunikacyjnej, identyfikowane na podstawie wskaźników temporalno-propagacyjnych, współwystępują ze statystycznie istotnymi zmianami zarówno w strukturze sieci interakcji, jak i w semantycznej organizacji dyskursu. Tak sformułowany zestaw hipotez tworzy spójny schemat interpretacyjny, prowadzący od ogólnej diagnozy mechanizmów komunikacji w ujęciu sieciowym do szczegółowych zależności dotyczących struktury wspólnot, dynamiki propagacji treści oraz stabilności relacji komunikacyjnych. Weryfikacja hipotez została przeprowadzona w dalszych częściach rozprawy poprzez odniesienie wyników analiz empirycznych do przyjętych założeń teoretycznych i zastosowanych narzędzi analitycznych.

### **Pytania badawcze**

Sformułowanie pytań badawczych w niniejszej rozprawie wynika z przyjęcia założenia, że procesy komunikacyjne zachodzące w mediach społecznościowych mogą być analizowane jako dynamiczne układy relacyjne, których struktura i zmienność temporalna wpływają na sposób dyfuzji treści oraz rozkład uwagi komunikacyjnej. Pytania badawcze nie mają charakteru normatywnego ani wdrożeniowego i nie odnoszą się do oceny skuteczności działań medialnych, lecz do empirycznego opisu i interpretacji mechanizmów komunikacji w środowisku platformowym przy wykorzystaniu narzędzi analizy sieci społecznościowych.

Główne pytanie badawcze brzmi:

W jaki sposób struktura i dynamika sieci interakcji w mediach społecznościowych pozostają powiązane z przebiegiem procesów dyfuzji treści oraz koncentracją uwagi komunikacyjnej?

Pytanie to ukierunkowuje badanie na analizę relacji pomiędzy własnościami sieci – takimi jak centralność aktorów, struktura wspólnotowa, stopień dyspersji interakcji oraz zmienność relacji w czasie – a obserwowanymi wzorcami rozpowszechniania treści i intensywności interakcji. Jego celem jest identyfikacja regularności strukturalnych i temporalnych, które organizują komunikację w środowisku platform społecznościowych.

W celu uszczegółowienia głównego pytania badawczego sformułowano następujące pytania pomocnicze:

1. Jakie własności strukturalne sieci interakcji charakteryzują komunikację wokół badanych aktorów oraz w jakim stopniu różnicują one profile dyfuzji treści?
2. W jaki sposób pozycja aktorów w strukturze sieci (m.in. centralność i rola pośrednicząca) wiąże się z zasięgiem, intensywnością i trwałością procesów komunikacyjnych?
3. Jak struktura wspólnotowa sieci oraz obecność połączeń pomostowych wpływają na przepływ treści pomiędzy segmentami odbiorców?
4. W jakim stopniu zmienność relacji w czasie koreluje z dynamiką interakcji oraz okresami wzmożonej aktywności komunikacyjnej?
5. Jakie wzorce stabilności i trwałości wspólnot komunikacyjnych można zidentyfikować na podstawie miar kohezji, odporności strukturalnej i powtarzalności interakcji?
6. W jaki sposób zjawiska o charakterze wiralnym manifestują się w ujęciu temporalno-strukturalnym i jakie wskaźniki najlepiej opisują dynamikę kaskad propagacyjnych?
7. Czy i w jakim zakresie zmiany strukturalne sieci współwystępują ze zmianami semantycznymi dyskursu w okresach intensyfikacji komunikacji?
8. Na ile autorskie miary sieciowe zaproponowane w pracy dostarczają dodatkowej wiedzy analitycznej w porównaniu z klasycznym aparatem analizy sieci społecznościowych?

Tak sformułowany zestaw pytań badawczych wyznacza spójną ramę analityczną dla dalszych części rozprawy. Pytania te prowadzą od ogólnego problemu relacji pomiędzy strukturą sieci a dynamiką komunikacji do szczegółowych zagadnień dotyczących dyfuzji treści, pozycji aktorów, stabilności wspólnot oraz temporalnej zmienności interakcji. Ich sekwencja odzwierciedla logikę przyjętego postępowania badawczego i pozostaje w bezpośrednim związku z celami pomocniczymi rozprawy oraz odpowiadającymi im hipotezami pomocniczymi: pytania dotyczące dyspersji komunikacji i własności strukturalnych sieci odnoszą się do hipotezy pomocniczej 1, pytania o pozycję aktorów, strukturę wspólnotową i połączenia pomostowe – do hipotezy pomocniczej 2, pytanie o trwałość wspólnot – do hipotezy pomocniczej 3, pytania o dynamikę wiralności i kaskady propagacyjne – do hipotezy pomocniczej 4, natomiast pytanie o współwystępowanie zmian strukturalnych i semantycznych – do hipotezy pomocniczej 5. Odrębne miejsce zajmuje pytanie dotyczące użyteczności autorskich miar sieciowych, które pozostaje najściślej powiązane z celem pomocniczym dotyczącym oceny przydatności zaproponowanego aparatu analityczno-pomiarowego. Dzięki temu pytania badawcze nie sta-

nowią odrębnego, wyizolowanego komponentu konstrukcji pracy, lecz pełnią funkcję porządkującą wobec całego procesu badawczego.

## **Metodologia**

W badaniu wykorzystano podejście ilościowe oparte na analizie sieciowej i temporalnej komunikacji w środowisku platformy X, nastawione na rekonstrukcję relacji interakcyjnych oraz pomiar ich własności strukturalnych, dynamicznych oraz interakcyjnych. Materiał empiryczny stanowił zbiór ponad 100 000 wpisów (tweetów) powiązanych z dziewięcioma głównymi hashtagami odnoszącymi się do kandydatów na prezydenta Polski w 2025 roku, przy łącznej liczbie ponad 35 000 unikalnych użytkowników. Jednostką analizy była sieć interakcji, w której węzły reprezentowały konta użytkowników, natomiast krawędzie odpowiadały relacjom komunikacyjnym zachodzącym pomiędzy nimi (w szczególności formom reakcji i dystrybucji treści charakterystycznym dla platformy X). Tak skonstruowana reprezentacja grafowa umożliwiła analizę komunikacji jako procesu relacyjnego, zachodzącego w obrębie określonej architektury sieciowej i podlegającego zmianom w czasie.

W analizach zastosowano klasyczny aparat analizy sieci społecznościowych obejmujący miary centralności (w tym centralność stopnia, pośrednictwa, bliskości oraz warianty oparte o hierarchię przepływu informacji), miary kohezji i lokalnej gęstości relacji (w tym współczynnik grupowania), miary gęstości sieci oraz miary struktury wspólnotowej. W celu identyfikacji modułów i segmentów sieci wykorzystano detekcję wspólnot opartą na algorytmie Louvain oraz analizę modularności<sup>26</sup>. Uzupełniająco prowadzono analizę węzłów pełniących funkcje pośredniczące pomiędzy wspólnotami, co pozwoliło opisywać mechanizmy dyfuzji treści w ujęciu transmodularnym, a nie wyłącznie w obrębie pojedynczych klastrów. Równolegle do miar klasycznych wykorzystano autorskie wskaźniki analizy sieciowej, zaprojektowane do uchwycenia zjawisk, które w ograniczonym stopniu są opisywane przez standardowe miary statyczne. W szczególności zastosowano wskaźniki LTIG, LAPS, LSCI, LECAS oraz EVZ, wykorzystywane do opisu dynamiki wpływu w czasie, głębokości i wrażliwości propagacji (kaskad interakcyjnych), globalnej infrastruktury komunikatywności sieci, aktywizacji rdzeni i przepływów międzyklastrowych oraz entropijnej dyspersji interakcji. Wskaźniki te analizowano zarówno na poziomie przekrojowym (porównania między kandydatami), jak i w ujęciu temporalnym, poprzez rekonstrukcję trajektorii zmian w czasie oraz identyfikację epizodów wzmożonej aktywności komunikacyjnej.

---

<sup>26</sup> M. E. J. Newman, *Modularity and community structure in networks*, „Proceedings of the National Academy of Sciences” 2006, t. 103, nr 23, s. 8577–8582.

Część analityczna została wzmocniona procedurami statystycznymi służącymi ocenie zależności pomiędzy parametrami strukturalnymi sieci a miarami dynamiki procesów komunikacyjnych. Wykorzystano analizy korelacyjne oraz modele regresji logarytmicznej, pozwalające testować istotność statystyczną związków pomiędzy miarami topologicznymi (np. centralnością, kohezją lokalną, profilem modularności), a miarami opisującymi intensywność, zasięg i trwałość interakcji. Ponadto zastosowano miary entropijne oraz analizy rozkładów i kwantyli wskaźników<sup>27</sup>, co umożliwiło różnicowanie profili sieciowych oraz identyfikację regularności w przebiegu komunikacji.

W badaniu uwzględniono również wymiar stabilności i trwałości struktur sieciowych. W tym celu przeprowadzono analizę odporności strukturalnej sieci<sup>28</sup>, w tym obserwację zachowania komponentu głównego w warunkach ograniczenia roli węzłów dominujących, a także wykorzystano procedury oparte na oknach ruchomych w celu estymacji stabilności aktywności i powtarzalności interakcji w czasie. Takie ujęcie pozwoliło odróżnić struktury o charakterze bardziej trwałym i wspólnotowym od sieci podatnych na fluktuacje i epizodyczne skoki aktywności.

W zakresie analizy treści, tam gdzie było to wymagane przez cel interpretacyjny, wykorzystano narzędzia analizy semantycznej oparte na wektorowych reprezentacjach tekstu (embeddingach) z wykorzystaniem modeli typu BERT<sup>29</sup>, a następnie zastosowano redukcję wymiaru (PCA oraz t-SNE)<sup>30</sup> w celu obserwacji zmian dyskursu w czasie w przestrzeni znaczeń. Integracja tego porządku semantycznego z metrykami temporalno-propagacyjnymi umożliwiła wskazywanie epizodów, w których zmiany w strukturze i dynamice sieci współwystępowały z wyraźnymi przesunięciami tematyczno-narracyjnymi.

Podsumowując, w badaniu wykorzystano zintegrowany aparat metodologiczny obejmujący rekonstrukcję sieci interakcji na platformie X, klasyczne i autorskie miary sieciowe, analizę struktury wspólnotowej, ujęcie temporalne (trajektorie wskaźników i okna ruchome), procedury statystyczne (korelacje i regresję logarytmiczną), miary entropijne oraz - w zakresie analizy dyskursu - narzędzia semantyczne oparte na embeddingach. Zastosowanie tych elementów pozwoliło na wielowymiarowy opis mechanizmów komunikacji sieciowej oraz empi-

---

<sup>27</sup> C. E. Shannon, W. Weaver, *The Mathematical Theory of Communication*, University of Illinois Press, Urbana-Chicago 1998, s. 3–24.

<sup>28</sup> R. Albert, H. Jeong, A.-L. Barabási, *Error and attack tolerance of complex networks*, „Nature” 2000, t. 406, nr 6794, s. 378–382.

<sup>29</sup> J. Devlin, M.-W. Chang, K. Lee, K. Toutanova, *BERT: Pre-training of Deep Bidirectional Transformers for Language Understanding*, w: *Proceedings of NAACL-HLT 2019*, Minneapolis 2019, s. 4171–4186.

<sup>30</sup> I. T. Jolliffe, *Principal Component Analysis*, 2. wyd., Springer, New York 2002, s. 1–35; L. van der Maaten, G. Hinton, *Visualizing Data using t-SNE*, „Journal of Machine Learning Research” 2008, t. 9, s. 2579–2605.

ryczną interpretację różnic pomiędzy sieciami interakcji związanymi z poszczególnymi kandydatami.

Układ rozprawy podporządkowany został logice przyjętego problemu badawczego. W części wstępnej przedstawiono zakres rozprawy, cel i cele pomocnicze, uzasadnienie wyboru tematu, dotychczasowy stan badań, wartość dodaną pracy, hipotezy badawcze, pytania badawcze oraz metodologię. Rozdział pierwszy omawia media społecznościowe jako środowisko komunikacyjne, ich rolę we współczesnym społeczeństwie oraz znaczenie dla komunikacji, interakcji społecznych i przepływu informacji. Rozdział drugi przedstawia podstawy teoretyczne analizy sieci społecznościowych i teorii grafów, porządkując aparat pojęciowy oraz główne kategorie analityczne wykorzystywane w dalszych częściach pracy. Rozdział trzeci zawiera część metodologiczną oraz analizę materiału empirycznego, obejmującą rekonstrukcję sieci interakcji, zastosowanie klasycznych miar sieciowych oraz interpretację uzyskanych wyników. Rozdział czwarty poświęcony został autorskim miarom analitycznym zaproponowanym w rozprawie, ich konstrukcji, właściwościom interpretacyjnym oraz możliwościom zastosowania w badaniu dynamiki komunikacji sieciowej. Rozdział piąty ma charakter syntetyzujący i interpretacyjny: zawiera zbiorczą weryfikację hipotez, omówienie wyników badań w szerszym kontekście teoretycznym oraz wskazanie ograniczeń pracy i możliwych kierunków dalszych badań. Całość zamyka zakończenie, w którym sformułowano najważniejsze wnioski wynikające z przeprowadzonych analiz oraz określono znaczenie uzyskanych rezultatów dla dalszych badań nad komunikacją w środowiskach platformowych.

## Rozdział 1.

### Wprowadzenie do mediów społecznościowych w kontekście analizy sieci społecznościowych

Współczesne społeczeństwo coraz silniej integrowane jest z technologiami informacyjno-komunikacyjnymi. Jak zauważa Manuel Castells, rewolucja technologiczno-informacyjna prowadzi do „wyłonienia się nowej struktury społecznej” – społeczeństwa sieci, w którym przepływy informacji, kapitału i symboli organizują kluczowe procesy życia społecznego i gospodarczego<sup>31</sup>. W tym kontekście media społecznościowe stanowią jedno z podstawowych środowisk, w których dynamika społeczeństwa sieci staje się szczególnie widoczna: są przestrzenią komunikacji, wymiany treści, budowania tożsamości oraz kształtowania relacji między jednostkami i instytucjami.

W literaturze przedmiotu media społecznościowe definiuje się najczęściej jako grupę internetowych aplikacji opartych na ideologicznych i technologicznych podstawach Web 2.0, umożliwiających tworzenie i wymianę treści generowanych przez użytkowników – Kaplan i Haenlein określają social media jako „grupę aplikacji internetowych, które bazują na ideologicznych i technologicznych fundamentach Web 2.0 oraz umożliwiają tworzenie i wymianę treści generowanych przez użytkowników”<sup>32</sup>. Definicja ta podkreśla dwa kluczowe elementy: zakorzenienie mediów społecznościowych w szerszej ewolucji Internetu jako platformy partycypacyjnej oraz centralną rolę aktywności użytkowników w wytwarzaniu i cyrkulacji treści.

Węższą kategorię stanowią tzw. serwisy społecznościowe (ang. *social network sites*), czyli takie usługi sieciowe, które – jak definiują DanahDanah Boyd i Nicole Ellison – pozwalają jednostkom konstruować publiczny lub półpubliczny profil w ramach określonego systemu, artykułować listę innych użytkowników, z którymi pozostają w relacji, oraz przeglądać i śledzić własne listy powiązań oraz listy tworzone przez innych użytkowników<sup>33</sup>. Tym, co odróżnia serwisy społecznościowe od innych form komunikacji za pośrednictwem Internetu,

---

<sup>31</sup> M. Castells, *Spółczesność sieci*, Warszawa 2008, s. 41.

<sup>32</sup> A. M. Kaplan, M. Haenlein, *Users of the World, Unite! The Challenges and Opportunities of Social Media*, „Business Horizons” 2010, t. 53, nr 1, s. 59–68, tu s. 61.

<sup>33</sup> D. Boyd, N. B. Ellison, *Social Network Sites: Definition, History, and Scholarship*, dz. cyt., s. 210–230.

nie jest więc sama możliwość nawiązywania nowych kontaktów, lecz przede wszystkim wizualizacja i utrwalanie istniejących sieci relacji.

Analiza sieci społecznościowych (ang. *social network analysis*, SNA) stanowi ugruntowany nurt badań skoncentrowany na strukturach relacji między aktorami społecznymi. Jak pisze John Scott, analiza sieci społecznych konceptualizuje jednostki lub grupy jako „punkty”, a relacje między nimi jako „linie”, koncentrując się na wzorach tworzonych przez te punkty i linie oraz na ich konsekwencjach dla funkcjonowania jednostek i organizacji<sup>34</sup>. W klasycznym ujęciu Wassermana i Faust SNA rozwija zestaw koncepcji i narzędzi służących ilościowemu opisowi oraz modelowaniu struktur relacyjnych, takich jak centralność, gęstość, spójność czy podział na podsieci i społeczności<sup>35</sup>.

Zastosowanie podejścia sieciowego do środowisk cyfrowych, w szczególności do mediów społecznościowych, pozwala traktować aktywność użytkowników nie tylko jako zbiór indywidualnych zachowań, lecz jako przejaw złożonych konfiguracji powiązań między aktorami. Relacje te mogą mieć charakter zarówno silnych więzi, związanych z bliskimi relacjami i częstą interakcją, jak i więzi słabych, które – jak pokazał Mark Granovetter – odgrywają kluczową rolę w dyfuzji informacji i innowacji<sup>36</sup>. W ujęciu teorii grafów sieci te można modelować jako zbiory wierzchołków (użytkowników, organizacji, treści) oraz krawędzi (różnych typów relacji: obserwowania, reagowania, komentowania, udostępniania), poddając je następnie analizie ilościowej.

Media społecznościowe tworzą zatem szczególnie sprzyjające warunki do stosowania narzędzi analizy sieci społecznościowych. Z jednej strony generują one ogromne ilości danych o interakcjach między użytkownikami, z drugiej – pozwalają na śledzenie dynamiki tych interakcji w czasie (np. powstawania i zanikania połączeń, zmian w strukturze społeczności, kaskad udostępnień treści). W takiej perspektywie możliwe staje się identyfikowanie kluczowych aktorów (np. użytkowników o wysokiej centralności pośrednictwa), badanie ścieżek przepływu informacji oraz rekonstrukcja procesów, w których działania jednostek wpływają na zachowanie większych zbiorowości.

Wraz z dynamicznym rozwojem mediów społecznościowych i ich rosnącym znaczeniem dla komunikacji, życia publicznego i działalności gospodarczej analiza sieci społecznościowych nabiera szczególnej wagi jako narzędzie badania złożonych zjawisk społecznych w środowisku cyfrowym. Pozwala ona precyzyjnie uchwycić, w jaki sposób ludzie komuni-

---

<sup>34</sup> J. Scott, *Social Network Analysis*, London 2012, s. 1.

<sup>35</sup> S. Wasserman, K. Faust, *Social Network Analysis: Methods and Applications*, Cambridge 1994, s. 17–20.

<sup>36</sup> M. S. Granovetter, *The Strength of Weak Ties*, „American Journal of Sociology” 1973, t. 78, nr 6, s. 1360–1380.

kują się, współpracują oraz kształtują swoje społeczności poprzez platformy internetowe. W niniejszym rozdziale skoncentrowano się na omówieniu teoretycznego i społecznego kontekstu funkcjonowania mediów społecznościowych oraz na pokazaniu, w jaki sposób perspektywa analizy sieciowej umożliwia opis relacji społecznych i przepływu informacji w tych środowiskach. Stanowi to podstawę dla dalszych, bardziej szczegółowych rozważań teoretycznych i analiz empirycznych w kolejnych rozdziałach rozprawy.

### 1.1. Omówienie roli mediów społecznościowych w dzisiejszym społeczeństwie

Media społecznościowe stały się jednym z kluczowych elementów współczesnej infrastruktury komunikacyjnej. Ich rozwój wpisuje się w szerszy proces mediatyzacji życia społecznego, w którym relacje między jednostkami, uczestnictwo obywatelskie oraz praktyki kulturowe są w coraz większym stopniu pośredniczone przez platformy cyfrowe. Sonia Livingstone zwraca uwagę, że odbiorcy mediów przestają być rozumiani wyłącznie jako pasywna „publiczność”, a coraz częściej jako aktywne „publiczności” i „publica”, których praktyki komunikacyjne współtworzą sferę publiczną<sup>37</sup>. W tym sensie media społecznościowe nie są jedynie kolejnym kanałem przekazu, lecz przestrzenią, w której kształtują się nowe formy uczestnictwa społecznego i obywatelskiego.

Jednym z najbardziej widocznych wymiarów tej zmiany jest transformacja komunikacji interpersonalnej. Platformy takie jak Facebook, Instagram, X czy TikTok umożliwiają utrzymywanie relacji na odległość, przy jednoczesnym zachowaniu wrażenia bliskości i ciągłego kontaktu. Lee Rainie i Barry Wellman opisują tę zmianę za pomocą pojęcia *networked individualism* – „usieciowionego indywidualizmu”<sup>38</sup>. Zgodnie z ich koncepcją, podstawową jednostką życia społecznego nie jest już stabilna grupa (rodzina, sąsiedztwo, wspólnota lokalna), lecz jednostka zanurzona w wielu luźno powiązanych sieciach, które częściowo są utrzymywane właśnie za pośrednictwem mediów społecznościowych. Autorzy pokazują, że zjawisko to jest efektem „potrójnej rewolucji” – upowszechnienia sieci społecznościowych, rozwoju internetu oraz mobilnej łączności<sup>39</sup>, co umożliwia jednostkom ciągle „przełączanie się” między różnymi kręgami znajomych, rolami i kontekstami.

Media społecznościowe pełnią również istotną funkcję w podtrzymywaniu i rozbudowywaniu tzw. słabych więzi społecznych. Już klasyczne badania Marka Granovettera wykazały,

---

<sup>37</sup> S. Livingstone, *Introduction: Audiences and Publics: When Cultural Engagement Matters for the Public Sphere*, Intellect Books, Bristol 2005, s. 9–16.

<sup>38</sup> L. Rainie, B. Wellman, *Networked: The New Social Operating System*, MIT Press, Cambridge (MA) 2012, s. 11–12

<sup>39</sup> Tamże, s. 11–12

że to właśnie słabe więzi – luźniejsze, niekoniecznie oparte na częstym kontakcie relacje – są kluczowe dla dyfuzji informacji oraz dostępu do nowych zasobów<sup>40</sup>. W środowisku platform społecznościowych słabe więzi mogą być relatywnie łatwo podtrzymywane poprzez okazjonalne reakcje, polubienia czy krótkie wiadomości, co sprzyja powstawaniu rozległych, choć zróżnicowanych sieci kontaktów. Jednocześnie te same mechanizmy umożliwiają podtrzymywanie więzi silnych (rodziny, przyjacielskich), które – dzięki komunikacji asynchronicznej i wielokanałowej – mogą być utrzymywane nawet w warunkach migracji zarobkowych czy mobilności edukacyjnej.

Istotnym wymiarem roli mediów społecznościowych jest ich związek ze sferą publiczną i kształtowaniem opinii publicznej. Na platformach tych dochodzi do ciągłego splatania się komunikacji prywatnej i publicznej: użytkownicy komentują wydarzenia polityczne, dzielą się treściami informacyjnymi, ale także spontanicznie organizują akcje pomocowe, kampanie społeczne czy protesty. Livingstone podkreśla, że granica między „odbiorcą” a „obywatelem” ulega rozmyciu – aktywność publiczna coraz częściej wyrasta z praktyk codziennych, realizowanych w skali mikro, m.in. za pośrednictwem mediów społecznościowych<sup>41</sup>. To, co tradycyjnie uchodziło za sferę prywatną (np. doświadczenia biograficzne, emocje, opinie), staje się paliwem dla dyskusji o charakterze publicznym, a nierzadko także politycznym.

Z drugiej jednak strony, ta sama infrastruktura komunikacyjna stwarza warunki sprzyjające powstawaniu tzw. baniek informacyjnych i komór echa<sup>42</sup>. Cass R. Sunstein, analizując rozwój personalizowanych środowisk informacyjnych, posługuje się metaforą „Daily Me” – indywidualnie skrojonego pakietu wiadomości, w którym użytkownik w coraz większym stopniu kontroluje to, co widzi i słyszy<sup>43</sup>. W jego ujęciu algorytmiczna selekcja treści, w połączeniu ze skłonnością ludzi do otaczania się osobami o podobnych poglądach (homofilia), sprzyja powstawaniu środowisk komunikacyjnych, w których rzadko dochodzi do konfrontacji z odmiennymi punktami widzenia. Eli Pariser opisuje to zjawisko jako „filter bubble” – bańkę filtrującą, w której użytkownicy otrzymują przede wszystkim te informacje, któ-

---

<sup>40</sup> M. S. Granovetter, *The Strength of Weak Ties*, „American Journal of Sociology” 1973, t. 78, nr 6, s. 1360–1380.

<sup>41</sup> S. Livingstone, *Introduction: Audiences and Publics: When Cultural Engagement Matters for the Public Sphere*, Intellect Books, Bristol 2005, s. 11–14.

<sup>42</sup> E. Pariser, *The Filter Bubble: What the Internet Is Hiding from You*, Penguin Books, London 2011, s. 9–10; C. R. Sunstein

<sup>43</sup> C. R. Sunstein, *#Republic: Divided Democracy in the Age of Social Media*, Princeton University Press, Princeton 2017, rozdz. 1: *The Daily Me*, s. 1–2

re potwierdzają ich wcześniejsze przekonania, co może mieć daleko idące konsekwencje dla jakości debaty publicznej i funkcjonowania demokracji<sup>44</sup>.

Media społecznościowe pełnią również istotną rolę w procesach konstruowania tożsamości. Odwołując się do klasycznej dramaturgicznej koncepcji Ervinga Goffmana, można zauważyć, że profile użytkowników stają się specyficzną sceną, na której jednostki projektują i negocjują swój wizerunek wobec zróżnicowanych „publiczności”. Zizi Papacharissi, redagując tom *A Networked Self: Identity, Community, and Culture on Social Network Sites*, wskazuje, że tożsamość w środowisku sieciowym jest nie tyle stabilną strukturą, ile procesem – efektem ciągłego zarządzania widocznością i kontekstem, a także dostosowywania autoprezentacji do norm danej platformy oraz oczekiwań sieci znajomych<sup>45</sup>. Autorzy poszczególnych rozdziałów pokazują, że praktyki te mogą wzmocnić kapitał społeczny, ułatwiać włączanie się w różne wspólnoty (np. hobbystyczne, zawodowe, aktywistyczne), ale też generować presję permanentnej atrakcyjności i porównywania się z innymi.

Omawiając rolę mediów społecznościowych, nie sposób pominąć ich znaczenia ekonomicznego i marketingowego. Platformy te stały się jednym z podstawowych narzędzi komunikacji marketingowej i zarządzania relacjami z klientami. Dają możliwość precyzyjnego targetowania przekazów reklamowych na podstawie ogromnych ilości danych behawioralnych, a także bieżącego monitorowania reakcji użytkowników. Jednocześnie mechanizmy te sprzyjają dalszej komercjalizacji sfery prywatnej: aktywność użytkowników – polubienia, komentarze, sieci znajomych – staje się źródłem wartości ekonomicznej w postaci danych, które mogą być monetyzowane przez platformy i podmioty trzecie.

Media społecznościowe są również ważnym zasobem informacyjnym. Użytkownicy traktują je jako kanał dostępu do wiadomości, rekomendacji i opinii, często zastępując tradycyjne media. W praktyce oznacza to, że algorytmy platform w istotnym stopniu pełnią funkcję selekcji i hierarchizacji informacji, którą wcześniej sprawowały redakcje mediów masowych. Z jednej strony sprzyja to demokratyzacji produkcji treści – każdy użytkownik może stać się „nadawcą” – z drugiej jednak zwiększa ryzyko dezinformacji oraz rozprzestrzeniania niezweryfikowanych przekazów.

Na rysunku 1 przedstawiono najczęściej wskazywane przez użytkowników powody korzystania z mediów społecznościowych, wśród których dominują m.in. utrzymywanie kontaktu z rodziną i znajomymi, śledzenie bieżących wydarzeń, poszukiwanie rozrywki oraz inspi-

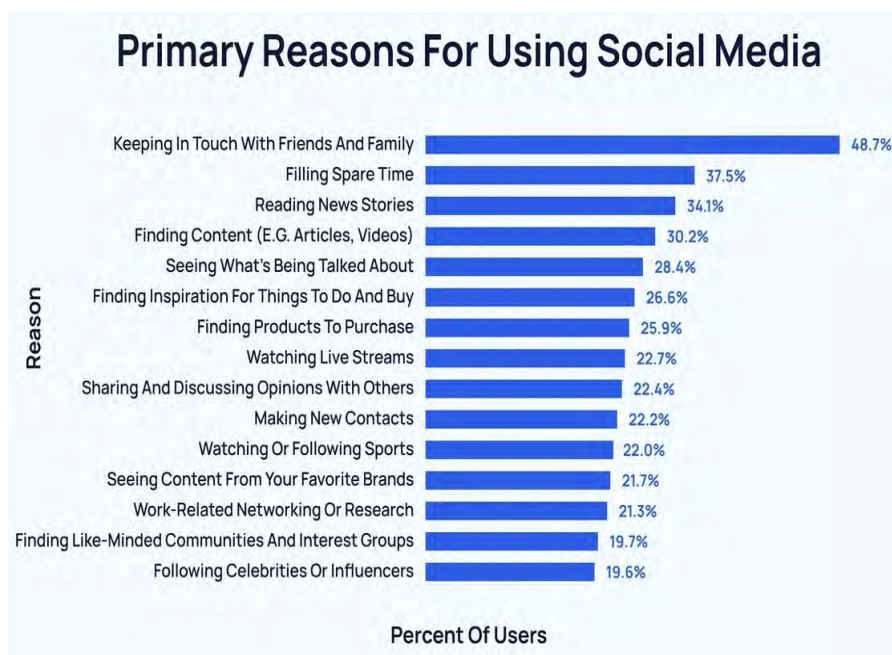
---

<sup>44</sup> E. Pariser, *The Filter Bubble: What the Internet Is Hiding from You*, Penguin Press, New York 2011, s. 9–11.

<sup>45</sup> Z. Papacharissi (red.), *A Networked Self: Identity, Community, and Culture on Social Network Sites*, Routledge, New York 2010, s. 1–14.

racji zakupowych. Dane te dobrze ilustrują wielofunkcyjny charakter platform społecznościowych: łączą one wymiar relacyjny, informacyjny, rozrywkowy i ekonomiczny, a więc obszary, które w komunikacji „przedcyfrowej” były zwykle obsługiwane przez odrębne instytucje i media.

Rysunek 1 Główne powody korzystania z mediów społecznościowych



Źródło: <https://explodingtopics.com/blog/social-media-usage>

Podsumowując, media społecznościowe pełnią we współczesnym społeczeństwie wielowymiarową rolę: stanowią infrastrukturę komunikacji interpersonalnej, przestrzeń kształtowania się publiczności i publicznego dyskursu, narzędzie autoprezentacji i konstruowania tożsamości oraz ważny element gospodarki cyfrowej. Ich wpływ jest przy tym ambiwalentny: z jednej strony wzmacniają możliwości komunikacyjne jednostek, ułatwiając podtrzymywanie relacji i uczestnictwo w życiu publicznym, z drugiej – sprzyjają fragmentaryzacji sfery publicznej, komercjalizacji prywatności oraz powstawaniu baniek informacyjnych. Zrozumienie tych ambiwalencji stanowi punkt wyjścia do dalszej, bardziej szczegółowej analizy sieci społecznościowych, która będzie przedmiotem kolejnych części rozprawy.

### 1.1.1. Ewolucja roli mediów społecznościowych

Ewolucja mediów społecznościowych bywa często przedstawiana jako prosty ciąg kolejnych serwisów, które pojawiały się i znikwały na rynku. Z perspektywy badań społecznych

ważniejsza od samej chronologii jest jednak zmiana funkcji i roli, jaką platformy te pełniły w życiu społecznym: od eksperymentalnych usług odwzorowujących sieć znajomych, przez infrastrukturę codziennej komunikacji, aż po kluczowe elementy gospodarki danych i tzw. kapitalizmu platformowego. Taka perspektywa pozwala lepiej zrozumieć, dlaczego media społecznościowe stały się centralnym obszarem zainteresowania zarówno socjologii, jak i analizy sieci społecznych.

Za symboliczny początek historii współczesnych serwisów społecznościowych uznaje się zwykle koniec lat 90. XX wieku i uruchomienie serwisu SixDegrees.com (1997). Danah Boyd i Nicole Ellison wskazują, że to właśnie wówczas zaczęto łączyć w jednym systemie trzy cechy, które do dziś definiują serwisy społecznościowe: możliwość konstruowania profilu użytkownika, artykułowania listy kontaktów oraz przeglądania sieci powiązań innych osób<sup>46</sup>. W odróżnieniu od wcześniejszych forów, list dyskusyjnych czy czatów użytkownik nie tylko komunikował się z innymi, lecz także oglądał własną pozycję w sieci społecznej, co sprzyjało refleksji nad strukturą relacji oraz ich reprezentacją w środowisku cyfrowym. W tej wczesnej fazie rola serwisów społecznościowych była jednak stosunkowo ograniczona – służyły przede wszystkim do przenoszenia istniejących relacji offline do sieci oraz do eksperymentów z cyfrową autoprezentacją.

Drugi etap wiąże się z początkiem XXI wieku i pojawieniem się pierwszej generacji masowych serwisów społecznościowych: Friendster (2002), LinkedIn (2003), MySpace (2003), a w kontekście polskim także Nasza Klasa (2006). Okres ten bywa łączony z przejściem do paradygmatu Web 2.0 oraz upowszechnieniem idei treści generowanych przez użytkowników (*user-generated content*). Podługując się wspomnianą już definicją Andreeasa Kaplana i Michaela Haenleina<sup>47</sup>, oznacza to w praktyce, że serwisy, takie jak MySpace czy Friendster, przestawały być jedynie „cyfrową książką adresową”, a stawały się środowiskiem kulturowym, w którym użytkownicy współtworzyli scenę muzyczną, style życia i subkultury. Profil użytkownika zaczął pełnić funkcję symbolicznej „przestrzeni prywatnej”, w której eksponowano preferencje muzyczne, poglądy czy estetykę.

Za moment przełomowy w procesie upowszechnienia serwisów społecznościowych oraz przekształcenia ich w masową infrastrukturę codziennej komunikacji wciąż uznaje się jednak uruchomienie Facebooka (2004) i jego gwałtowną ekspansję poza środowisko uniwersyteckie. Boyd i Ellison pokazują, że Facebook – początkowo dostępny wyłącznie dla studentów

---

<sup>46</sup> D. Boyd, N. B. Ellison, *Social Network Sites: Definition, History, and Scholarship*, dz. cyt., s. 211–214.

<sup>47</sup> A. M. Kaplan, M. Haenlein, *Users of the World, Unite! The Challenges and Opportunities of Social Media*, dz. cyt., s. 60–63.

wybranych uczelni amerykańskich – bardzo szybko stał się platformą, w której serwisy społecznościowe przestały być niszowym zjawiskiem, a zaczęły pełnić rolę domyślnej infrastruktury codziennej komunikacji dla szerokich grup użytkowników<sup>48</sup>. Z perspektywy analizy sieci społecznych oznaczało to powstanie bardzo gęstych grafów relacji, w których jeden użytkownik łączył dotąd rozłączne konteksty – rodzinny, szkolny, zawodowy – tworząc rozbudowane „listy znajomych”. Konsekwencją była zarówno łatwość podtrzymywania słabych więzi, jak i nowe napięcia związane z przenikaniem się ról społecznych i publiczności.

Kolejna faza wiąże się z dyferencjacją ekosystemu platform. José van Dijck proponuje, by mówić nie o jednym serwisie, lecz o „kulturze łączności” (*culture of connectivity*), w której współistnieją różne typy platform: serwisy sieci znajomych (Facebook, 2004), platformy treści wideo (YouTube, 2005), mikroblogi (Twitter, 2006), serwisy skoncentrowane na komunikacji wizualnej (Instagram, 2010) czy projekty oparte na współtworzonej wiedzy (Wikipedia)<sup>49</sup>. W tej fazie media społecznościowe przestają być pojedynczym „portalem społecznościowym”, a stają się złożonym ekosystemem, w którym użytkownicy migrują między wieloma platformami, wykorzystując każdą z nich do innych celów – od utrzymywania relacji towarzyskich, przez autoprezentację, po konsumpcję treści medialnych. Jednocześnie same platformy są coraz silniej powiązane technicznie i ekonomicznie (logowanie jednym kontem, wspólne systemy reklamowe), co tworzy spójną, choć często niewidoczną dla użytkownika infrastrukturę.

Zrozumienie tej ewolucji wymaga także uwzględnienia przejścia do komunikacji mobilnej. Po 2007 roku, wraz z upowszechnieniem smartfonów oraz sieci szerokopasmowych, media społecznościowe przestają być aktywnością związaną z komputerem stacjonarnym, a stają się praktyką stale obecną w życiu codziennym. Lee Rainie i Barry Wellman piszą o „nowym systemie operacyjnym życia społecznego”, którego jednym z filarów jest *networked individualism* – usieciowiony indywidualizm, oparty na nieustannej łączności i zarządzaniu rozproszonymi sieciami kontaktów za pośrednictwem urządzeń mobilnych<sup>50</sup>. Częściej niż o pojedynczych „wejściach na portal” można mówić o stałym przeplataniu krótkich interakcji z codziennymi czynnościami – w drodze do pracy, w przerwach, wieczorem w domu. Z perspektywy platform oznacza to radykalne zwiększenie ilości i różnorodności danych behawioralnych, które mogą być rejestrowane i analizowane.

---

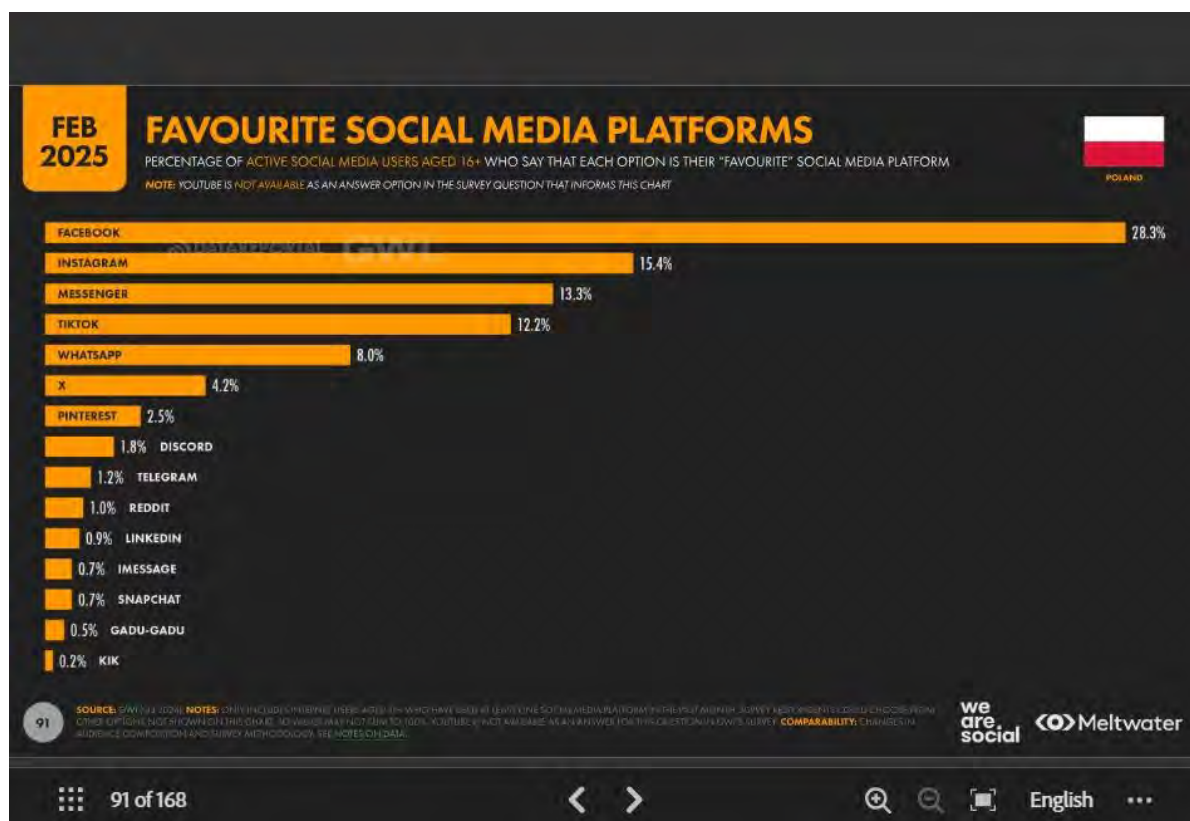
<sup>48</sup> D. Boyd, N. B. Ellison, *Social Network Sites: Definition, History, and Scholarship*, dz. cyt., s. 219–221.

<sup>49</sup> J. van Dijck, *The Culture of Connectivity: A Critical History of Social Media*, Oxford University Press, Oxford 2013, s. 4–7, 25–29.

<sup>50</sup> L. Rainie, B. Wellman, *Networked: The New Social Operating System*, MIT Press, Cambridge–London 2012, s. 6–9, s. 53–56.

Od drugiej dekady XXI wieku rola mediów społecznościowych coraz wyraźniej wiąże się z logiką kapitalizmu platformowego. Nick Srnicek proponuje, by platformy – w tym serwisy społecznościowe – traktować jako specyficzny typ przedsiębiorstwa, którego działalność polega na gromadzeniu i monetyzacji danych<sup>51</sup>. Christian Fuchs rozwija tę perspektywę, argumentując, że media społecznościowe są formą „kapitalistycznych mediów”, w których producenci treści i ich odbiorcy są zarazem „pracownikami cyfrowymi”: ich aktywność generuje dane, które stają się źródłem wartości ekonomicznej<sup>52</sup>. Shoshana Zuboff idzie jeszcze dalej, mówiąc o kapitalizmie nadzoru (*surveillance capitalism*), w którym ludzkie doświadczenie przekształca się w darmowy surowiec dla praktyk ekstrakcji, przewidywania i kształtowania zachowań<sup>53</sup>. W takim ujęciu media społecznościowe nie są jedynie neutralnymi narzędziami komunikacji, lecz mechanizmami służącymi intensywnej eksploatacji danych i zarządzaniu uwagą użytkowników.

Rysunek 2 Najpopularniejsze media społecznościowe w Polsce.



Źródło: Raport Digital 2025: Poland

<sup>51</sup> N. Srnicek, *Platform Capitalism*, Polity Press, Cambridge 2017, s. 33–38.

<sup>52</sup> C. Fuchs, *Social Media: A Critical Introduction*, Sage, London 2017, s. 37–41, 54–58.

<sup>53</sup> S. Zuboff, *The Age of Surveillance Capitalism*, PublicAffairs, New York 2019, s. 8–12, 94–96.

Obecną fazę rozwoju mediów społecznościowych można opisać jako etap wieloplatformowego korzystania i silnej platformizacji codzienności. Dane empiryczne z raportu Digital 2025 – Poland przygotowanego przez We Are Social i Meltwater<sup>54</sup> pokazują, że polscy internauci w wieku 16+ aktywnie korzystają z wielu platform, ale ich deklarowane preferencje koncentrują się wokół kilku dominujących serwisów. Na rysunku 2 przedstawiono odsetek użytkowników mediów społecznościowych w Polsce, którzy wskazują daną usługę jako swoją „ulubioną” platformę. W badaniu opartym na danych GWI (Q3 2024) 28,3% respondentów wskazało jako ulubioną platformę Facebook, 15,4% – Instagram, 13,3% – Messenger, 12,2% – TikTok, a 8,0% – WhatsApp, podczas gdy inne serwisy – takie jak X, Pinterest, Discord, Telegram, Reddit czy LinkedIn – uzyskały poniżej 5% wskazań. Struktura ta potwierdza, że użytkownicy funkcjonują w wieloplatformowym ekosystemie, w którym różne usługi zaspokajają odmienne potrzeby komunikacyjne i rozrywkowe, lecz jednocześnie pozostają silnie powiązane z kilkoma hegemonicznymi podmiotami rynkowymi (w szczególności z ekosystemem Meta).

Z perspektywy niniejszej rozprawy kluczowe jest to, że opisana ewolucja roli mediów społecznościowych ma bezpośrednie konsekwencje dla analizy sieci społecznych. Struktury sieci obserwowane i modelowane za pomocą narzędzi teorii grafów nie stanowią wyłącznie spontanicznego rezultatu zachowań użytkowników, lecz są również efektem historycznie ukształtowanych decyzji projektowych, architektury platform oraz przyjętych modeli biznesowych. Inaczej organizowana jest sieć relacji w serwisie nastawionym na wizualną autoprezentację, inaczej – w mikroblogu, a jeszcze inaczej – w aplikacji opartej na krótkich filmach wideo rekomendowanych algorytmicznie. Zrozumienie, jak w kolejnych etapach zmieniała się rola mediów społecznościowych, stanowi zatem niezbędny kontekst dla interpretacji wskaźników sieciowych (centralności, gęstości, struktury społeczności) analizowanych w dalszych częściach rozprawy.

#### **1.1.1.1. Początki mediów społecznościowych: od prostych platform do zaawansowanych ekosystemów online**

Próba uchwycenia „początków” mediów społecznościowych wymaga rozróżnienia między właściwymi serwisami społecznościowymi (z profilami, listą znajomych i widoczną siecią powiązań) a wcześniejszymi formami komunikacji cyfrowej, które stopniowo przygotowały grunt pod ich powstanie. W literaturze przedmiotu coraz częściej wskazuje się, że roz-

---

<sup>54</sup> Digital 2025: Poland, *We Are Social & Meltwater*, 2025, dane GWI, Q3 2024, <https://datareportal.com/reports/digital-2025-poland>, dostęp: 05.05.2025.

wój współczesnych platform nie był nagłym „wynałazkiem”, lecz rezultatem wieloletniej ewolucji rozmaitych narzędzi komunikacyjnych od systemów BBS i grup dyskusyjnych, poprzez blogi, aż po pierwsze serwisy sieci społecznych<sup>55</sup>.

Już w latach 70. i 80. XX wieku zaczęły powstawać *bulletin board systems* (BBS) czyli tekstowe systemy tablic ogłoszeń, do których użytkownicy łączyli się za pomocą modemów, aby wymieniać wiadomości, pliki i uczestniczyć w dyskusjach<sup>56</sup>. Podobną rolę pełnił rozwijany od 1980 r. Usenet, organizujący rozmowy w tematyczne „newsgroups” i umożliwiający prowadzenie zhierarchizowanych, wątkowych dyskusji<sup>57</sup>. Choć ani BBS, ani Usenet nie oferowały jeszcze rozbudowanych profili osobistych, badacze traktują je jako pierwsze środowiska „wspólnot wirtualnych”, w których tworzono trwałe sieci relacji oparte na wspólnych zainteresowaniach<sup>58</sup>. Kolejnym krokiem było pojawienie się w końcu lat 80. Internet Relay Chat (IRC), protokołu czasu rzeczywistego stworzonego w 1988 r. przez Jarkko Oikarinen jako rozwinięcie funkcji czatu w systemie BBS OuluBox<sup>59</sup>. IRC umożliwiał komunikację w kanałach tematycznych (publicznych) oraz rozmowy prywatne; szybko rozprzestrzenił się na sieć akademicką FUNET i NORDUnet, a następnie na globalny Internet<sup>60</sup>. Z perspektywy historii mediów społecznościowych IRC stanowi ważne ogniwo, ponieważ pokazywał, że komunikacja synchroniczna może być prowadzona w dużych, rozproszonych grupach użytkowników bez fizycznej współobecności. Równolegle rozwijały się usługi WWW umożliwiające prezentację własnej osoby w postaci strony internetowej. Projekt GeoCities (1994) pozwalał użytkownikom zakładać „własne strony domowe” w wirtualnych „dzielnicach” tematycznych, które zbierały autorów o podobnych zainteresowaniach<sup>61</sup>. Pod koniec lat 90. zaczęły się upowszechniać pierwsze platformy blogowe; w literaturze jako istotne przykłady wymienia się m.in. LiveJournal (1999) czy Bloggera (1999)<sup>62</sup>. LiveJournal, stworzony przez Brada Fitzpatricka, miał początkowo charakter „internetowego pamiętnika” dla wąskiej grupy

---

<sup>55</sup> D. Hendricks, *Complete History of Social Media: Then and Now*, Small Business Trends, 2013, s. 2–4.

<sup>56</sup> *The History of Online Communities & Social Networking*, FluentCommunity, 2025, sekcja „The Early Days: Bulletin Board Systems (BBS) and Usenet (1970s–1980s)”, <https://fluentcommunity.co/blog/history-of-online-communities/>, dostęp: 27.11.2025.

<sup>57</sup> S. Nazir, *Online Communities, Sense of Belonging and Beyond*, „Discourse” 2023, s. 259–260.

<sup>58</sup> H. Rheingold, *The Virtual Community: Homesteading on the Electronic Frontier*, MIT Press, Cambridge (MA) 2000, s. 3–6; 14–18; 63–68.

<sup>59</sup> D. Stenberg, *History of IRC (Internet Relay Chat)*, 2013, <https://daniel.haxx.se/irchistory.html>, dostęp: 27.11.2025.

<sup>60</sup> J. Oikarinen, D. Reed, *Internet Relay Chat Protocol*, RFC 1459, Internet Engineering Task Force, May 1993, s. 1–2.

<sup>61</sup> *Online Communities and Social Networking: Its History (& What's Next)*, Cool.co, 2023, sekcja „Geo-Cities”, <https://cool.co/publisher-experiences/2023/09/28/online-communities-and-social-networking-its-history-whats-next/>, dostęp: 27.11.2025.

<sup>62</sup> D. M. Boyd, N. B. Ellison, *Social Network Sites: Definition, History, and Scholarship*, „Journal of Computer-Mediated Communication” 2007, t. 13, nr 1, s. 212–213.

znajomych, ale szybko przekształcił się w rozbudowaną społeczność, w której wpisy były komentowane, a znajomości utrwalane w formie „list przyjaciół”<sup>63</sup>. Te rozwiązania, choć jeszcze niespełniające definicji serwisu społecznościowego w ujęciu Danah Boyd i Nicole Ellison, stanowiły pomost między statyczną stroną WWW a dynamiczną siecią profili powiązanych relacjami społecznymi<sup>64</sup>.

Za pierwszy „rozpoznawalny” serwis społecznościowy w dzisiejszym znaczeniu zwykle uznaje się SixDegrees.com, uruchomiony w 1997 r. przez Andrew Weinreicha<sup>65</sup>. Jak pokazują DanahDanah Boyd i Nicole Ellison, serwis ten jako pierwszy połączył trzy kluczowe funkcje: umożliwiał utworzenie profilu, artykułowanie listy znajomych oraz przeglądanie sieci powiązań (do trzeciego stopnia relacji). Nazwa odnosiła się bezpośrednio do koncepcji „sześciu stopni oddalenia”, zgodnie z którą każdą parę osób na świecie łączy niewielka liczba pośrednich kontaktów; użytkownik mógł zatem sprawdzić, „przez kogo” połączony jest z innymi członkami serwisu<sup>66</sup>. SixDegrees.com posiadał jak na swoje czasy rozbudowane funkcje takie jak rejestracja kontaktów (również osób spoza serwisu, zapraszanych e-mailem), wysyłanie wiadomości, system ogłoszeń oraz możliwość wizualizacji „ścieżki” łączącej dwie osoby. W szczytowym okresie funkcjonowania serwis zgromadził około 3,5 mln zarejestrowanych użytkowników, jednak brak wypracowanego modelu biznesowego oraz relatywnie niska penetracja internetu sprawiły, że nie udało się przekształcić go w rentowne przedsiębiorstwo. Platforma została sprzedana YouthStream Media Networks i ostatecznie zamknięta w 2000 r.<sup>67</sup> Sam Weinreich zwracał później uwagę, że użytkownicy mieli wówczas zbyt mało znajomych aktywnych w sieci, co przekładało się na niewielką liczbę treści i brak motywacji do regularnych logowań.

W literaturze okres 1997–2001 opisuje się jako fazę intensywnych eksperymentów, obok SixDegrees powstawały kolejne serwisy łączące w różnym stopniu profile, listy znajomych i funkcje komunikacyjne (np. Classmates.com, Ryze, LunarStorm czy pierwsze wersje portali randkowych)<sup>68</sup>. Dopiero jednak początek XXI wieku przyniósł projekty, które przebiły się do świadomości szerokiej publiczności i stały się fundamentem dla późniejszych gigantów.

---

<sup>63</sup> S. Butler, *The Rise and Fall of LiveJournal*, Medium, 2019, <https://butlershannon.medium.com/the-rise-and-fall-of-livejournal-69876a94062f>, dostęp: 27.11.2025.

<sup>64</sup> D. M. Boyd, N. B. Ellison, *Social Network Sites: Definition, History, and Scholarship*, „Journal of Computer-Mediated Communication” 2007, t. 13, nr 1, s. 210–230.

<sup>65</sup> *SixDegrees.com*, hasło w: „Wikipedia”, <https://en.wikipedia.org/wiki/SixDegrees.com>, dostęp: 27.11.2025.

<sup>66</sup> E. Jones, *SixDegrees.com – The Start of Social Media*, Medium, 2021, <https://medium.com/@emijones/sixdegrees-com-the-start-of-social-media-86e287d46e9e>, dostęp: 27.11.2025.

<sup>67</sup> *Then and Now: A History of Social Networking Sites*, „CBS News”, 6.07.2011, <https://www.cbsnews.com/pictures/then-and-now-a-history-of-social-networking-sites/>, dostęp: 17.09.2025.

<sup>68</sup> D. M. Boyd, N. B. Ellison, *Social Network Sites: Definition, History, and Scholarship*, „Journal of Computer-Mediated Communication” 2007, t. 13, nr 1, s. 210–216.

Pierwszym takim projektem był Friendster, założony przez Jonathana Abramsa w 2002 r. i uruchomiony publicznie w 2003 r.<sup>69</sup>. Serwis łączył funkcje sieci kontaktów, portalu randkowego i platformy rozrywkowej w której użytkownicy tworzyli profile, dodawali zdjęcia, opisy zainteresowań, łączyli się z przyjaciółmi oraz znajomymi znajomych, a także dołączali do grup tematycznych<sup>70</sup>. Friendster wykorzystywał model „Circle of Friends” oparty na idei małego świata, na profilu widoczna była liczba „pośrednich znajomych” łączących użytkownika z inną osobą<sup>71</sup>. W ciągu kilku miesięcy serwis zdobył kilka milionów użytkowników, stając się jednym z pierwszych globalnych fenomenów mediów społecznościowych, zanim został wyprzedzony przez konkurentów. Problemy techniczne (wydajność, skalowalność), a także nieudane decyzje zarządcze są dziś często przywoływane jako przykład, jak łatwo w tej branży utracić pozycję lidera<sup>72</sup>.

Wkrótce potem na scenie pojawił się MySpace (2003). Serwis ten pozwalał na daleko idącą personalizację profilu, użytkownicy mogli zmieniać tło, wklejać własny kod HTML i CSS, osadzać muzykę oraz materiały wideo. W szczytowym okresie (2005–2009) MySpace był największym serwisem społecznościowym na świecie, a jednocześnie ważnym narzędziem promocji dla niezależnych muzyków i wytwórni: wiele zespołów zaczynało karierę od budowania społeczności fanów właśnie na tej platformie<sup>73</sup>. Jak pokazuje Julia Angwin w studium poświęconym MySpace, serwis ten był zarazem laboratorium nowych modeli monetyzacji treści oraz miejscem, w którym eksperymentowano z integracją usług zewnętrznych (np. platform gier, hostingu zdjęć czy wideo). To właśnie w okresie dominacji Friendstera i MySpace ukształtował się wzorzec „profilu społecznościowego”: strony użytkowników stały się centralnym miejscem, w którym gromadzono informacje biograficzne, preferencje kulturowe, sieć znajomych i własne treści. Od strony technicznej oznaczało to przejście od statycznych stron HTML do dynamicznych aplikacji webowych, generujących zawartość „na żądanie” na podstawie danych przechowywanych w bazach. Natomiast od strony społecznej powstanie specyficznych praktyk autoprezentacji oraz pierwszych napięć wokół prywatności i widoczności danych<sup>74</sup>.

---

<sup>69</sup> Tamże, s. 214–216.

<sup>70</sup> Tamże, s. 210–216

<sup>71</sup> *Before Facebook There Was... Friendster? Yes, That's Right*, Harvard Business School, 2020, <https://d3.harvard.edu/platform-digit/submission/before-facebook-there-was-friendster-yes-thats-right/>, dostęp: 27.11.2025.

<sup>72</sup> *How Friendster Died (The Untold Story)*, The Runway Ventures, 2023, <https://www.the runway.ventures/p/friendster>, dostęp: 04.06.2025.

<sup>73</sup> J. Angwin, *Stealing MySpace: The Battle to Control the Most Popular Website in America*, Random House, New York 2009, s. 1–7, 63–70.

<sup>74</sup> D. M. Boyd, N. B. Ellison, *Social Network Sites: Definition, History, and Scholarship*, dz. cyt., s. 211–215.

Już pierwsza generacja serwisów społecznościowych charakteryzowała się wyraźną specjalizacją funkcjonalną. W 2003 r. powstał LinkedIn, którego celem było odwzorowanie i rozwijanie sieci kontaktów zawodowych. W odróżnieniu od MySpace czy Friendstera, profil użytkownika miał formę uporządkowanego CV, z wyraźnym podziałem na doświadczenie zawodowe, wykształcenie i umiejętności<sup>75</sup>. Serwis szybko zajął niszę „profesjonalnego networkingu”, stając się w kolejnych latach globalną platformą rekrutacyjną. Innym typem różnicowania była regionalizacja. Silną pozycję na rynkach lokalnych zyskały serwisy projektowane z myślą o określonych krajach czy regionach. Orkut, uruchomiony przez Google w 2004 r., osiągnął szczególnie dużą popularność w Brazylii i Indiach gdzie w połowie pierwszej dekady XXI wieku był jednym z najczęściej odwiedzanych serwisów, co doprowadziło nawet do przeniesienia centrum operacyjnego platformy do brazylijskiego oddziału Google. Jednocześnie serwis borykał się z problemami prawnymi (w związku z treściami nielegalnymi i mową nienawiści), co pokazuje, że już we wczesnej fazie rozwoju mediów społecznościowych pojawiały się napięcia między globalnym charakterem platform a regulacjami krajowymi.

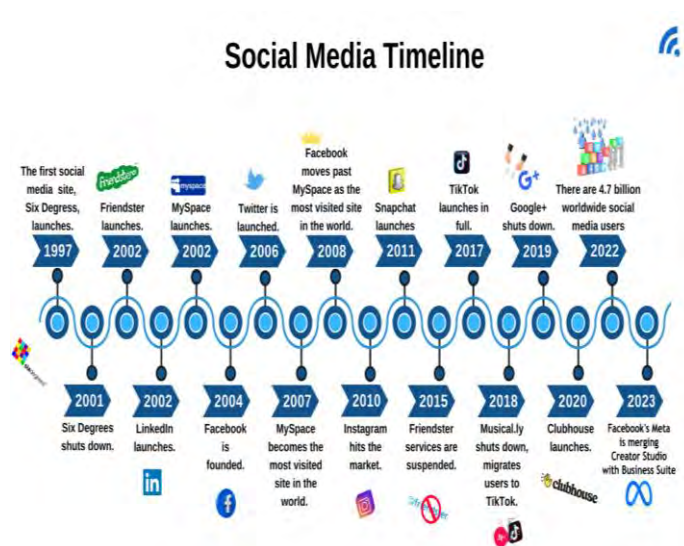
W Polsce rolę pionierskiego serwisu społecznościowego odegrała Nasza Klasa (od 2010 r. – nk.pl). Portal uruchomiono 11 listopada 2006 r. jako narzędzie odnajdywania dawnych znajomych szkolnych; użytkownicy zapisywali się do konkretnych szkół i klas, odtwarzając dawne sieci relacji. W szczytowym okresie serwis gromadził kilkanaście milionów aktywnych kont i stał się jednym z najważniejszych zjawisk społecznych polskiego Internetu drugiej połowy dekady. W odróżnieniu od MySpace czy Friendstera, które stawiały na muzykę i kulturę młodzieżową, Nasza Klasa od początku ukierunkowana była na rekonstrukcję relacji z przeszłości (szkolnych, lokalnych, sąsiedzkich) co dobrze ilustruje, jak silnie wczesne serwisy odzwierciedlały specyfikę lokalnych potrzeb użytkowników.

Podobne procesy obserwowano w innych krajach: w Niemczech rozwijał się StudiVZ, w Holandii był to Hyves, w Rosji VKontakte, a w krajach anglosaskich popularność zdobywały Bebo czy Friends Reunited<sup>75</sup>. Zróżnicowanie to jest istotne z punktu widzenia analizy sieci społecznych, ponieważ pokazuje, że kształt i gęstość sieci zależą nie tylko od technologii, lecz także od kulturowych wzorów korzystania z Internetu i od specyficznych funkcji, jakie serwis miał spełniać w danym kontekście narodowym.

---

<sup>75</sup> D. Hendricks, *Complete History of Social Media: Then and Now*, Small Business Trends, 2013, <https://smallbiztrends.com/2013/05/the-complete-history-of-social-media-infographic.html>, dostęp: 27.11.2025.

Rysunek 3. Oś czasu mediów społecznościowych



Źródło: <https://www.broadbandsearch.net/blog/complete-history-social-media>

Z perspektywy dzisiejszego użytkownika istotna jest nie tylko chronologia uruchamiania kolejnych serwisów, lecz przede wszystkim przejście od pojedynczych, względnie izolowanych platform do powiązanego ekosystemu. Ilustruje to oś czasu przedstawiona na rysunku 3 opracowana na podstawie zestawień BroadbandSearch oraz Small Business Trends<sup>76</sup>. Zobrazowano na niej m.in. momenty pojawienia się SixDegrees (1997), LiveJournal (1999), Friendstera (2002), LinkedIn (2003), MySpace (2003), Facebooka (2004), YouTube (2005), Twittera (2006), Instagrama (2010) czy Snapchata (2011). Wraz z upływem czasu punkty na osi stają się coraz gęstsze, co dobrze odzwierciedla przyspieszenie innowacji w obszarze usług społecznościowych.

W kontekście niniejszej rozprawy istotne jest, że wczesne serwisy takie jak SixDegrees czy Nasza Klasa były stosunkowo proste funkcjonalnie, koncentrowały się na odwzorowaniu sieci relacji (rodziny, towarzyskich, szkolnych, zawodowych) i oferowały podstawowe narzędzia komunikacji (wiadomości, fora, komentarze). Dopiero kolejne generacje platform, rozwijane już w logice Web 2.0, zaczęły integrować w jednym środowisku elementy znane wcześniej z odrębnych usług takich jak dystrybucja treści wideo, mechanizmy rekomendacji algorytmicznych, rozbudowane systemy reklamowe czy narzędzia analityczne.

### 1.1.1.2. Zmiany w roli mediów społecznościowych w ostatnich latach

<sup>76</sup> *The History of Social Media*, HistoryCooperative.org, <https://historycooperative.org/the-history-of-social-media/>, dostęp: 27.11.2025.

W ostatniej dekadzie rola mediów społecznościowych uległa głębokiej transformacji. Badacze opisują to zjawisko jako proces „platformizacji” czyli przejścia od prostych serwisów społecznościowych do scentralizowanych platform, które integrują funkcje komunikacyjne, informacyjne, rozrywkowe i handlowe oraz organizują przepływ treści za pomocą złożonych algorytmów rekomendacyjnych<sup>77</sup>. W tym ujęciu media społecznościowe przestały być jedynie narzędziem kontaktu między znajomymi, a stały się infrastrukturalnym elementem życia codziennego, przez który przechodzi coraz większa część aktywności kulturowej i ekonomicznej. Centralnym elementem tej zmiany jest przejście od „społecznościowego” do „algorytmicznego” porządku widzialności. Klasyczne serwisy, które są oparte na linearnym strumieniu treści od kontaktów użytkownika ustępują modelowi, w którym to algorytm (np. „For You Page” na TikToku) decyduje, jakie treści i od jakich nadawców zostaną wyświetlone. Oznacza to częściowe rozdzielenie sieci relacji i strumienia treści: użytkownicy coraz częściej konsumują materiały twórców, których nie znają osobiście, a zasięg tych twórców zależy od wskaźników zaangażowania i optymalizacji pod kątem algorytmu, a nie od istniejących więzi społecznych<sup>78</sup>. Badania nad reklamą w krótkich formach wideo pokazują, że to właśnie specyficzne cechy materiałów takie jak atrakcyjność wizualna, postrzegana wiarygodność nadawcy czy łatwość interakcji przesądzają o tym, czy treść zostanie „podbita” przez algorytm i przełoży się na zachowania zakupowe<sup>79</sup>.

Drugą kluczową zmianą jest rozwój gospodarki twórców i influencerów (*creator economy*). O ile w pierwszym okresie rozwoju mediów społecznościowych dominowały treści wytwarzane „amatorsko” i dystrybuowane wśród wąskich kręgów znajomych, o tyle obecnie ważną część ekosystemu stanowią profesjonalni twórcy, dla których działalność w mediach społecznościowych jest podstawowym źródłem dochodu. Globalne dane pokazują, że rynek influencer marketingu wzrósł z około 6,6 mld dolarów w 2019 r. do 9,7 mld dolarów w 2020 r., a prognozy na 2021 r. mówią o przekroczeniu 13 mld dolarów wartości<sup>80</sup>. Jednocześnie badania empiryczne potwierdzają, że skuteczność komunikacji influencerskiej opiera się na zaufaniu i postrzeganej wiarygodności nadawcy, konsumenci są skłonni przyjmować reko-

---

<sup>77</sup> D. B. Nieborg, T. Poell, *The Platformization of Cultural Production: Theorizing the Contingent Cultural Commodity*, „New Media & Society” 2018, t. 20, nr 11, s. 4275–4292.

<sup>78</sup> L. Meng, S. Kou, S. Duan, Y. Bie, *The Impact of Content Characteristics of Short-Form Video Ads on Consumer Purchase Behavior: Evidence from TikTok*, „Journal of Business Research” 2024, online first.

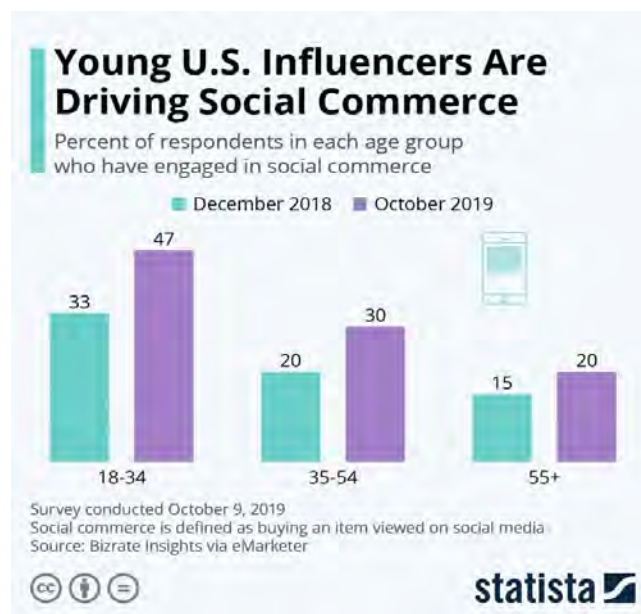
<sup>79</sup> M. A. Wahyudi, M. V. Rahmadhani, A. Mu’is, F. Evelyn, *The Impact of Short-Form Video Marketing, Influencer Relatability, and Trust Signals on Gen Z’s Purchase Intention*, „International Journal of Business, Law, and Education” 2025, t. 6, nr 1, s. 855–864.

<sup>80</sup> *Influencer Marketing Benchmark Report 2021*, Influencer Marketing Hub, London 2021.

mendacje influencerów, jeśli odbierają ich jako autentycznych, kompetentnych i relatywnie niezależnych od marek<sup>81</sup>.

Trzecim wymiarem zmiany jest gwałtowny rozwój tzw. *social commerce*, czyli form handlu elektronicznego, w których kluczową rolę odgrywają interakcje społeczne (komentarze, rekomendacje, recenzje, transmisje na żywo, treści tworzone przez użytkowników). Literatura przedmiotu pokazuje, że w takich środowiskach decyzje zakupowe są silniej motywowane przez czynniki społeczne takie jak zaufanie, tożsamość grupową, poczucie obecności innych niż w klasycznych sklepach internetowych<sup>82</sup>. Meta-analiza badań nad zachowaniami konsumentów w *social commerce* autorstwa J. Mou i M. Benyoucefa wskazuje, że determinantami intencji zakupu są przede wszystkim: jakość relacji między użytkownikami, wiarygodność rekomendacji oraz poczucie wspólnoty na platformie<sup>83</sup>.

Rysunek 4. Młodzi amerykańscy influencerzy napędzają *social commerce*



Źródło: <https://www.statista.com/chart/20288/young-us-influencers-driving-social-commerce/>

Na tym tle rośnie znaczenie influencerów jako pośredników między infrastrukturą platform a decyzjami konsumentów. Rysunek 4 („Młodzi amerykańscy influencerzy napędzają *social commerce*”) przedstawia wyniki badań Statisty, zgodnie z którymi blisko połowa użyt-

<sup>81</sup> D. Y. Kim, H.-Y. Kim, *Trust Me, Trust Me Not: A Nuanced View of Influencer Marketing on Social Media*, „Journal of Business Research” 2021, t. 134, s. 223–232.

<sup>82</sup> W. Zhao, F. Hu, J. Wang, T. Shu, Y. Xu, *A Systematic Literature Review on Social Commerce: Assessing the Past and Guiding the Future*, „Electronic Commerce Research and Applications” 2023, t. 57, art. 101219.

<sup>83</sup> J. Mou, M. Benyoucef, *Consumer Behavior in Social Commerce: Results from a Meta-Analysis*, „Technological Forecasting and Social Change” 2021, t. 167, art. 120734.

kowników mediów społecznościowych w wieku 18–34 lata w USA deklaruje dokonanie co najmniej jednego zakupu za pośrednictwem funkcji *social commerce*, podczas gdy w starszych grupach odsetek ten jest istotnie niższy. Dane te potwierdzają, że integracja treści influencerskich z funkcjami zakupowymi na platformach (przyciski „kup teraz”, oznaczenia produktów, płatności w aplikacji) sprzyja przesuwaniu decyzji konsumenckich „do środka” ekosystemu social media.

Podobną, choć mniej zaawansowaną jeszcze dynamikę obserwuje się na rynku polskim. Z raportu „E-commerce w Polsce 2023” (Gemius/PBI/IAB Polska) wynika, że zakupy za pośrednictwem mediów społecznościowych deklaruje około 19% polskich e-konsumentów. Autorzy raportu traktują ten segment jako rozwijający się, wskazując na rosnącą obecność rozwiązań typu *social commerce* i *live commerce* w strategiach sklepów internetowych<sup>84</sup>. Jeszcze mocniej widoczny jest wpływ mediów społecznościowych na wcześniejsze fazy ścieżki zakupowej. Według raportu „Doświadczenia e-commerce” Santander Consumer Banku, 36% Polaków przyznaje, że rekomendacje produktów w mediach społecznościowych wpływają na ich decyzje zakupowe, natomiast w grupie wiekowej 18–29 lat odsetek ten rośnie do 59%<sup>85</sup>. Oznacza to, że dla młodych dorosłych media społecznościowe stają się jednym z podstawowych kanałów pozyskiwania informacji o produktach zastępując klasyczne formy reklamy oraz rekomendacje pochodzące z tradycyjnych mediów.

Specyficznie w segmencie mody, który jest szczególnie wrażliwy na wpływy kulturowe i wizerunkowe, raport „Modna Polska. Polak nowej generacji na zakupach” pokazuje, że 45% polskich kupujących deklaruje, iż zdarzyło im się kupić produkt odzieżowy pod wpływem treści oglądanych w mediach społecznościowych, a w grupie tzw. *heavy shoppers* (osób kupujących modę co najmniej raz w tygodniu) aż 87% przyznaje, że w ostatnim miesiącu nabyło ubranie lub akcesorium po zobaczeniu go w mediach społecznościowych<sup>86</sup>. W tej grupie media społecznościowe stanowią także główne źródło inspiracji zakupowych, wyprzedzając inne kanały komunikacji marek. Z punktu widzenia strategii marketingowych oznacza to konieczność projektowania kampanii przede wszystkim w formatach natywnych dla platform czyli krótkich filmów wideo, treści *live* oraz postów umożliwiających bezpośredni zakup (*shoppable posts*).

---

<sup>84</sup> *E-commerce w Polsce 2023*, Gemius, Polskie Badania Internetu, IAB Polska, Warszawa 2023, [https://gemius.com/documents/54/RAPORT\\_e-commerce\\_2023.pdf](https://gemius.com/documents/54/RAPORT_e-commerce_2023.pdf), dostęp: 27.01.2025.

<sup>85</sup> *Doświadczenia e-commerce*, Santander Consumer Bank, Warszawa 2025, [https://www.santanderconsumer.pl/gfx/santander/userfiles/public/raport\\_scb\\_polakow\\_portfel\\_wlasny\\_doswiadczenia\\_e-commerce.pdf](https://www.santanderconsumer.pl/gfx/santander/userfiles/public/raport_scb_polakow_portfel_wlasny_doswiadczenia_e-commerce.pdf), dostęp: 27.11.2025.

<sup>86</sup> *Modna Polska. Polak nowej generacji na zakupach*, Klarna, 2022, rozdz. 2 „Droga do kupna”, s. 12–13.

W ostatnich latach pojawiają się również nowe zjawiska, pogłębiające komercyjny charakter mediów społecznościowych. Jednym z nich jest ekspansja tzw. wirtualnych influencerów, czyli generowanych komputerowo postaci, które prowadzą profile w social mediach i współpracują z markami. Z raportu „The State of Virtual Influencers in 2024” wynika, że 79% badanych użytkowników w USA słyszało o wirtualnych influencerach, a 53% obserwuje co najmniej jedną taką postać, przy czym wielu respondentów deklaruje, że jest skłonnych zaufać rekomendacjom produktów prezentowanych przez tego typu „cyfrowe gwiazdy”<sup>87</sup>. Wprowadza to nowe pytania o naturę autentyczności, przejrzystość komunikacji komercyjnej i regulacje prawne dotyczące reklamy influencerskiej.

Podsumowując, w ostatnich latach media społecznościowe przeszły drogę od relatywnie prostych serwisów służących podtrzymywaniu relacji interpersonalnych do złożonych ekosystemów, w których algorytmy, twórcy treści i mechanizmy *social commerce* współtworzą infrastrukturę życia społecznego i gospodarczego. Zmiana ta ma charakter zarówno technologiczny (algorytmizacja, krótkie formy wideo, integracja płatności), jak i społeczny (wzrost znaczenia influencerów, rosnąca rola rekomendacji rówieśniczych, nowe formy pracy w gospodarce twórców). W dalszych częściach rozprawy analizowane będą konsekwencje tych procesów dla struktury sieci społecznościowych, przepływu informacji oraz kształtowania się relacji zaufania w środowisku online.

### **1.1.2. Wpływ mediów społecznościowych na społeczeństwo**

Wpływ mediów społecznościowych na współczesne społeczeństwa wykracza daleko poza sferę samej komunikacji i stanowi jeden z kluczowych czynników przeobrażeń życia społecznego w epoce cyfrowej. W literaturze przedmiotu media społecznościowe są coraz częściej ujmowane jako zestaw platform, standardów, algorytmów i praktyk komunikacyjnych, które organizują przepływy informacji, emocji i zasobów społecznych, a nie tylko jako kolejny kanał przekazu<sup>88</sup>. Taka perspektywa pozwala analizować ich oddziaływanie w kategoriach zmian w strukturze sfery publicznej, relacji społecznych, praktyk obywatelskich oraz wzorców konsumpcji mediów i informacji.

Skalę tego zjawiska dobrze ilustrują dane ilościowe. Według raportu Digital 2025 globalna liczba „tożsamości użytkowników” mediów społecznościowych wyniosła na początku 2025 r. 5,24 mld, co odpowiada 63,9% całej populacji świata; w ciągu zaledwie dwunastu

---

<sup>87</sup> *The State of Virtual Influencers in 2024 (Report + Infographic)*, The Influencer Marketing Factory, Miami 2024, <https://theinfluencermarketingfactory.com/virtual-influencers-2024/>, dostęp: 05.07.2025.

<sup>88</sup> J. van Dijck, *The Culture of Connectivity. A Critical History of Social Media*, Oxford University Press, Oxford 2013, s. 4–7.

miesiące przybyło 206 mln nowych kont<sup>89</sup>. Jednocześnie przeciętny użytkownik poświęca platformom społecznościowym około 2 godzin i 20–23 minut dziennie, co według analiz GWI oznacza, że ponad jedna trzecia całego czasu spędzanego online przypada właśnie na media społecznościowe<sup>90</sup>. Szacunki DataReportal wskazują, że w skali roku przekłada się to na setki milionów „lat ludzkich” poświęconych na aktywność w social media<sup>91</sup>.

W Polsce media społecznościowe również stały się niemal powszechnym elementem codzienności. Z raportu Social Media 2023 (Gemius/PBI/IAB Polska) wynika, że z różnych platform społecznościowych korzysta około 28 mln internautów w wieku 7–75 lat, co odpowiada ponad 90% polskich użytkowników internetu<sup>92</sup>. Średni polski użytkownik spędza w samej aplikacji Facebooka ponad 16 godzin miesięcznie, a ponad połowa korzysta z niej wyłącznie na smartfonach<sup>93</sup>. Dane te pokazują, że media społecznościowe są dziś integralnie powiązane z mobilnością, a telefon komórkowy staje się podstawowym interfejsem kontaktu z innymi ludźmi, instytucjami i treściami.

Równolegle media społecznościowe przejmują istotną część funkcji tradycyjnych mediów informacyjnych. Najnowsze analizy Pew Research Center pokazują, że ponad połowa dorosłych Amerykanów (ok. 53–54%) przynajmniej „czasami” czerpie wiadomości z mediów społecznościowych, a około jedna trzecia regularnie śledzi informacje na Facebooku i YouTube<sup>94</sup>. Podobny trend obserwuje się w innych krajach. W badaniu CBOS „Źródła informacji o wydarzeniach w kraju i na świecie” wskazano, że w Polsce telewizja wciąż pozostaje najczęściej deklarowanym głównym źródłem informacji (49%), jednak internet w tym portale i media społecznościowe zajmuje już stabilnie drugą pozycję (37%) i jest szczególnie ważny dla osób młodszych<sup>95</sup>.

Zmienia się przy tym nie tylko kanał, lecz także logika obiegu informacji. W systemie tradycyjnych mediów to zawodowi dziennikarze i redakcje pełniły rolę „bramkarzy” (*gatekeepers*) decydujących o tym, które treści zostaną dopuszczone do publicznego obiegu. W mediach społecznościowych znaczną część tej funkcji przejmują algorytmy rekomen-

---

<sup>89</sup> *Digital 2025: Global Overview Report*, DataReportal / We Are Social / Meltwater, 2025, sekcja „Social media users”, <https://datareportal.com/reports/digital-2025-global-overview-report>, dostęp: 21.09.2025.

<sup>90</sup> *Digital 2024 Deep Dive: The Time We Spend on Social Media*, DataReportal / GWI, 2024, <https://datareportal.com/reports/digital-2024-deep-dive-the-time-we-spend-on-social-media>, dostęp: 11.08.2025.

<sup>91</sup> Tamże.

<sup>92</sup> *Social Media 2023 – pierwsza edycja raportu*, Gemius, Polskie Badania Internetu, IAB Polska, 2023, <https://gemius.com/pl/news/social-media-2023-pierwsza-edycja-raportu-juz-dostepna/>, dostęp: 27.11.2025.

<sup>93</sup> *Przewodnik po social media w Polsce. Wydanie drugie, rozszerzone 2023*, IAB Polska, Warszawa 2023, s. 15.

<sup>94</sup> B. Badora, *Źródła informacji o wydarzeniach w kraju i na świecie*, komunikat CBOS nr 68/2023, Warszawa 2023, [https://www.cbos.pl/SPISKOM.POL/2023/K\\_068\\_23.PDF](https://www.cbos.pl/SPISKOM.POL/2023/K_068_23.PDF), dostęp: 27.11.2025.

<sup>95</sup> Tamże.

cyjne oraz praktyki użytkowników takie jak udostępnianie, lajkowanie, komentowanie. Jak zauważa Z. Papacharissi, powstają w ten sposób „afektywne publiczności” – luźno powiązane zgromadzenia odbiorców, które łączy nie tyle wspólna tożsamość polityczna czy klasowa, ile rezonans emocjonalny wokół określonych narracji<sup>96</sup>. Tak rozumiane publiczności są mobilne, efemeryczne i podatne na gwałtowne zmiany nastroju, co wpływa na dynamikę debat publicznych, od gwałtownych kampanii solidarności (np. wokół katastrof humanitarnych) po zorganizowane fale hejtu czy dezinformacji.

Należy też podkreślić ambiwalentny charakter wpływu mediów społecznościowych na dobrostan psychiczny i więzi społeczne. Z jednej strony badania pokazują, że media społecznościowe sprzyjają podtrzymywaniu relacji, budowaniu kapitału społecznego i uzyskiwaniu wsparcia w trudnych sytuacjach życiowych (np. w grupach wsparcia)<sup>97</sup>. Z drugiej strony szybki wzrost intensywności korzystania z tych mediów wśród młodzieży i młodych dorosłych zbiegł się w czasie ze wzrostem zgłaszanego poziomu problemów psychicznych. Przegląd badań A. Orben wskazuje, że zależności między czasem spędzonym w social media a dobrostanem psychicznym są na ogół statystycznie niewielkie, ale w niektórych grupach, zwłaszcza wśród nastolatków, mogą się nasilać w sytuacji problematycznego, kompulsywnego korzystania<sup>98</sup>. Podobne wnioski formułują nowsze przeglądy systematyczne, podkreślając konieczność analizy sposobu używania mediów społecznościowych (np. bierne scrollowanie vs. aktywne interakcje), a nie jedynie czasu spędzonego w sieci<sup>99</sup>.

Z perspektywy dalszych analiz istotne jest zatem traktowanie mediów społecznościowych jako czynnika strukturalnego, który wpływa równocześnie na: konfigurację relacji społecznych i form wspólnoty, funkcjonowanie sfery publicznej i jakości demokracji deliberatywnej, wzorce konsumpcji informacji i mediów oraz dobrostan psychospołeczny jednostek. Temu właśnie poświęcony jest kolejny podrozdział, w którym omówiona zostanie transformacja społecznościowa zachodząca pod wpływem mediów społecznościowych.

---

<sup>96</sup> Z. Papacharissi, *Affective Publics: Sentiment, Technology, and Politics*, Oxford University Press, New York 2014, s. 1–6.

<sup>97</sup> N. B. Ellison, C. Steinfield, C. Lampe, *The Benefits of Facebook “Friends”: Social Capital and College Students’ Use of Online Social Network Sites*, „Journal of Computer-Mediated Communication” 2007, t. 12, nr 4, s. 1143–1168.

<sup>98</sup> A. Orben, *Teenagers, screens and social media: a narrative review of reviews and key studies*, „Social Psychiatry and Psychiatric Epidemiology” 2020, t. 55, nr 4, s. 407–414.

<sup>99</sup> P. M. Valkenburg, J. W. Peter, A. P. Schouten, *Social media use and well-being: What we know and what we need to know*, „Current Opinion in Psychology” 2022, t. 45, art. 101294.

### 1.1.2.1. Analiza transformacji społecznej pod wpływem mediów społecznościowych

Transformacja społeczna związana z rozwojem mediów społecznościowych obejmuje kilka wzajemnie powiązanych wymiarów. Po pierwsze, zmienia się struktura relacji społecznych i form wspólnoty. B. Wellman i L. Rainie opisują współczesne społeczeństwa jako „usieciowione indywidualizmy” (*networked individualism*): jednostki są coraz silniej zakorzenione w rozproszonych sieciach kontaktów, które zastępują tradycyjne, terytorialnie zakorzenione wspólnoty<sup>100</sup>. Media społecznościowe stanowią podstawową infrastrukturę takich sieci, umożliwiając utrzymywanie słabszych więzi (*weak ties*) z dużą liczbą osób. Badania N. Ellison i współautorów nad użytkownikami Facebooka pokazały, że intensywność korzystania z serwisu wiąże się z wyższym poziomem deklarowanego kapitału społecznego, zarówno „pomostowego” (*bridging*), jak i „wiążącego” (*bonding*). Jednocześnie jednak wskazują one na rosnące rozwarstwienie: osoby dysponujące już bogatymi zasobami społecznymi potrafią lepiej wykorzystywać możliwości mediów społecznościowych, podczas gdy grupy wykluczone, pozostają także wykluczone cyfrowo.

Po drugie, media społecznościowe istotnie przeorganizowały funkcjonowanie sfery publicznej i formy uczestnictwa obywatelskiego. W klasycznych teoriach demokracji deliberatywnej (np. J. Habermasa)<sup>101</sup> centralne miejsce zajmowały instytucjonalne fora debaty takie jak prasa, parlament, przestrzeń miejska. W erze mediów społecznościowych pojawiają się „usieciowione” i „afektywne” sfery publiczne, w których obywatele łączą się wokół hashtagów, memów i narracji o silnym ładunku emocjonalnym. Zizi Papacharissi pokazuje, jak praktyki opowiadania (*storytelling*) na Twitterze pozwalały na wyłanianie się „afektywnych publiczności” podczas Arabskiej Wiosny czy ruchu Occupy – luźno powiązanych zbiorowości, które współtworzą przekaz polityczny poprzez reakcje emocjonalne, remiksy i mikronarracje<sup>102</sup>.

W. Lance Bennett i A. Segerberg proponują w tym kontekście pojęcie „logiki działania konektywnego” (*logic of connective action*), odróżniając je od klasycznej „logiki działania zbiorowego”. W ich ujęciu współczesne ruchy społeczne, od protestów antyglobalistycznych po mobilizacje klimatyczne, są organizowane nie tyle przez stabilne organizacje, ile przez zdecentralizowane sieci komunikacyjne, w których jednostki angażują się poprzez spersonali-

---

<sup>100</sup> L. Rainie, B. Wellman, *Networked: The New Social Operating System*, MIT Press, Cambridge (MA) 2012, 6–9.

<sup>101</sup> J. Habermas, *The Structural Transformation of the Public Sphere. An Inquiry into a Category of Bourgeois Society*, MIT Press, Cambridge 1991, s. 27–30, 52–56.

<sup>102</sup> Z. Papacharissi, *Affective publics and structures of storytelling: sentiment, events and mediality*, „Information, Communication & Society” 2016, t. 19, nr 3, s. 307–324.

zowane treści (np. własne historie, zdjęcia, hashtagi) i tworzą tym samym rozproszone, ale skoordynowane działania<sup>103</sup>. Analizy protestów społecznych w Polsce po 2020 r. (np. wokół praw kobiet czy kwestii uchodźczych) pokazują, że media społecznościowe pełnią podobną funkcję: służą zarówno do szybkiej mobilizacji, jak i do konstruowania ram interpretacyjnych, w których osadzone są wydarzenia polityczne<sup>104</sup>.

Po trzecie, media społecznościowe przekształcają wzorce konsumpcji informacji i relacje między odbiorcami a instytucjonalnymi producentami treści. Jak wspomniano, coraz większa część społeczeństwa traktuje social media jako jedno z głównych źródeł wiadomości. Raporty Reuters Institute<sup>105</sup> wskazują, że w wielu krajach globalnego Południa, a także m.in. w Australii, media społecznościowe jako całość wyprzedziły już telewizję jako główne źródło informacji, szczególnie wśród młodszych odbiorców.

Nowsze raporty dotyczące korzystania z mediów społecznościowych w Polsce podkreślają, że są one popularne niemal niezależnie od poziomu wykształcenia, choć osoby mniej wykształcone częściej wykorzystują je przede wszystkim w celach rozrywkowych, a w mniejszym stopniu informacyjnych<sup>106</sup>. Dla nastolatków i młodych dorosłych media społecznościowe stają się jednak centralnym punktem kontaktu z wiadomościami, wypierając prasę i w znacznym stopniu zastępują radio<sup>107</sup>.

Zmiana ta ma daleko idące konsekwencje dla jakości debaty publicznej. Osłabia się tradycyjna rola redakcji jako filtrów weryfikujących informacje. Użytkownicy częściej napotykają treści niezweryfikowane, częściowo nieprawdziwe lub celowo zmanipulowane. Ponadto algorytmy rekomendacyjne optymalizowane pod kątem zaangażowania sprzyjają tworzeniu tzw. „baniak informacyjnych” i zjawiska selektywnej ekspozycji, opisywanego m.in. przez C. R. Sunsteina i E. Parisera. Choć zjawisko „echo chambers” w literaturze empirycznej jest dyskutowane i nie zawsze potwierdza się w skali całej populacji, badania sugerują, że w określo-

---

<sup>103</sup> W. L. Bennett, A. Segerberg, *The logic of connective action*, „Information, Communication & Society” 2012, t. 15, nr 5, s. 739–768.

<sup>104</sup> A. Pazderska, *Aktywność społeczna w internecie w kontekście wybuchu wojny w Ukrainie*, „Przegląd Polityczny” 2024, nr 4, s. 23–45.

<sup>105</sup> N. Newman, R. Fletcher, C. T. Robertson, K. Eddy, C. K. Nielsen, *Reuters Institute Digital News Report 2024*, Reuters Institute for the Study of Journalism, 2024, [https://reutersinstitute.politics.ox.ac.uk/sites/default/files/2024-06/RISJ\\_DNR\\_2024\\_Digital\\_v10%20lr.pdf](https://reutersinstitute.politics.ox.ac.uk/sites/default/files/2024-06/RISJ_DNR_2024_Digital_v10%20lr.pdf), dostęp: 04.04.2026.

<sup>106</sup> *Jak polskie media przedstawiają Unię Europejską w opinii Polaków?*, Laboratorium Badań Medioznawczych UW, 2024, s. 13–14.

<sup>107</sup> *Teens, Social Media and Technology 2023/2024*, Pew Research Center, 2023–2024, <https://www.pewresearch.org/internet/2023/12/11/teens-social-media-and-technology-2023/>, dostęp: 03.07.2025.

nych segmentach (np. grupy politycznie bardzo zaangażowane) dochodzi do wyraźnej polaryzacji przekonań<sup>108</sup>.

Po czwarte wreszcie, transformacja społecznościowa obejmuje sferę dobrostanu psychicznego i relacji wrażliwych grup, zwłaszcza młodzieży. Przegląd parasolowy Patti M. Valkenburg, Adriana Meiera i Ine Beyens, obejmujący 27 metaanaliz i przeglądów systematycznych, pokazuje, że związek między korzystaniem z mediów społecznościowych a dobrostanem psychicznym jest na ogół niewielki, lecz istotne negatywne efekty pojawiają się w przypadku problematycznego, kompulsywnego korzystania oraz w grupach już obciążonych innymi czynnikami ryzyka<sup>109</sup>. Z kolei przegląd A. Orbena wskazuje, że część badań w ogóle nie stwierdza istotnych związków między czasem spędzonym online a poziomem depresji czy lęku, co sugeruje, że kluczowe znaczenie ma treść i kontekst korzystania, a nie sam fakt używania mediów społecznościowych<sup>110</sup>. Najnowsze metaanalizy z lat 2022–2025 podkreślają ponadto ambiwalentny charakter wpływu: intensywne użycie mediów społecznościowych może jednocześnie zwiększać ryzyko narażenia na cyberprzemoc czy porównania społeczne i wzmacniać poczucie wspólnoty oraz dostęp do wsparcia<sup>111</sup>.

Transformacja społecznościowa związana z mediami społecznościowymi ma zatem charakter wielowymiarowy i ambiwalentny. Z jednej strony umożliwia nowe formy uczestnictwa, samoreprezentacji i mobilizacji społecznej, sprzyja podtrzymywaniu więzi oraz tworzeniu wspólnot opartych na wspólnych doświadczeniach. Z drugiej zaś prowadzi do fragmentaryzacji sfery publicznej, zwiększa ryzyko dezinformacji, polaryzacji i przeciążenia informacyjnego oraz wymaga od użytkowników wysokich kompetencji cyfrowych i krytycznego myślenia. Dalsze rozdziały rozprawy będą analizowały te procesy z perspektywy teorii sieci społecznych, koncentrując się na strukturach relacji, przepływie informacji oraz mechanizmach powstawania wpływu w środowisku sieciowym.

### **1.1.2.2. Rola mediów społecznościowych w kształtowaniu opinii publicznej**

Analiza roli mediów społecznościowych w procesach kształtowania opinii publicznej wymaga przyjęcia perspektywy, w której platformy te traktowane są jako instytucjonalny element współczesnego systemu komunikowania politycznego, a nie jedynie „kanał” dystry-

---

<sup>108</sup> C. R. Sunstein, *Republic.com 2.0*, Princeton University Press, Princeton 2007; E. Pariser, *The Filter Bubble: What the Internet Is Hiding from You*, Penguin, New York 2011, s. 1–6.

<sup>109</sup> P. M. Valkenburg, A. Meier, I. Beyens, *Social media use and its impact on adolescent mental health: An umbrella review of the evidence*, „Current Opinion in Psychology” 2022, t. 44, s. 58–68

<sup>110</sup> A. Orben, *Teenagers, screens and social media: a narrative review of reviews and key studies*, „Social Psychiatry and Psychiatric Epidemiology” 2020, t. 55, s. 407–414, zwł. s. 409–411,

<sup>111</sup> Np. N. Agyapong-Opoku, *Effects of Social Media Use on Youth and Adolescent Mental Health: An Umbrella Review*, „Behavioral Sciences” 2025, t. 15, nr 5, art. 574.

bucji treści. Jak wspomniano już wcześniej, w klasycznych ujęciach opinii publicznej, od koncepcji sfery publicznej J. Habermasa<sup>112</sup> po teorie przepływu informacji dwustopniowej, kluczową rolę odgrywały redakcje mediów i tradycyjni liderzy opinii. W warunkach społeczeństwa sieciowego znaczna część tych funkcji ulega przeniesieniu do środowiska platform, w którym proces selekcji, porządkowania i interpretacji informacji realizowany jest jednocześnie przez algorytmy, instytucjonalnych nadawców oraz samych użytkowników<sup>113</sup>.

W literaturze przedmiotu tę zmianę opisuje się m.in. za pomocą pojęcia „piątego stanu” (*fifth estate*), na określenie rozproszonej, sieciowej kontroli obywateli nad działaniami władzy publicznej i mediów tradycyjnych. W. H. Dutton wskazuje, że użytkownicy mediów społecznościowych tacy jak dziennikarze obywatelscy, aktywiści, ale także „zwykli” odbiorcy uzyskują możliwość samodzielnego monitorowania instytucji, weryfikowania przekazów i inicjowania alternatywnych narracji, co wzmacnia ich rolę w procesach opiniotwórczych<sup>114</sup>. Jednocześnie, jak podkreśla J. van Dijck wraz ze współautorami, rosnąca koncentracja własności platform i ich komercyjna logika sprawiają, że ta „nowa władza” jest ściśle spleciona z interesami korporacyjnymi, a dostęp do widoczności publicznej staje się funkcją algorytmicznej selekcji treści.

Skala oddziaływania mediów społecznościowych na opinie polityczne jest szczególnie widoczna wśród młodych dorosłych. Dane z raportu CBOS *Młodzi i media społecznościowe* (2025) pokazują, że w grupie wiekowej 18–44 lata to właśnie internetowe źródła informacji m.in portale i media społecznościowe są zdecydowanie ważniejsze niż media tradycyjne. Zapytani o jedno główne źródło wiedzy o wydarzeniach w kraju i na świecie, respondenci najczęściej wskazywali portale informacyjne (39%), następnie telewizję (27%) i media społecznościowe (18%)<sup>115</sup>. Zaledwie kilka procent badanych wymieniło radio, prasę drukowaną lub podcasty. Jeszcze wyraźniejszy obraz wyłania się po analizie różnic pokoleniowych. W najmłodszej grupie (18–24 lata) media społecznościowe są już najczęściej wskazywanym głównym źródłem informacji o świecie, wybiera je 39% badanych. Portale informacyjne zajmują drugą pozycję (34%), a telewizja znajduje się dopiero na trzecim miejscu (12%)<sup>116</sup>. Wraz z wiekiem rośnie znaczenie telewizji i portali, natomiast udział mediów społeczno-

---

<sup>112</sup> J. Habermas, *The Structural Transformation of the Public Sphere. An Inquiry into a Category of Bourgeois Society*, MIT Press, Cambridge 1991, s. 27–30, 52–56.

<sup>113</sup> J. van Dijck, T. Poell, M. de Waal, *The Platform Society. Public Values in a Connective World*, Oxford University Press, Oxford 2018, s. 1–20.

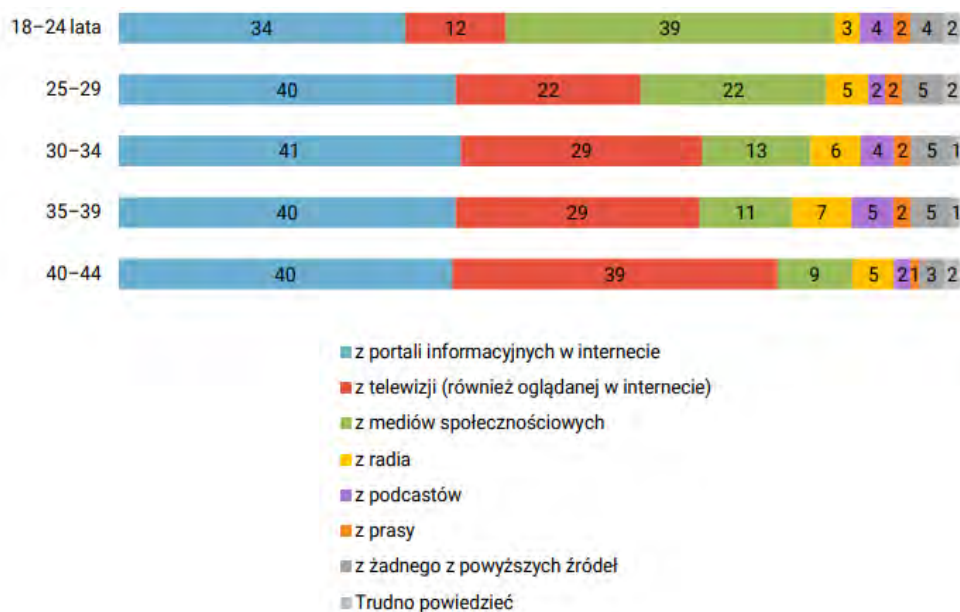
<sup>114</sup> „Prometheus” 2009, t. 27, nr 1, s. 1–15.

<sup>115</sup> M. Bożewicz, *Młodzi i media społecznościowe*, Komunikat z badań CBOS nr 55/2025, Warszawa 2025, s. 4–5.

<sup>116</sup> Tamże.

wych jako podstawowego źródła informacji systematycznie maleje – wśród osób w wieku 40–44 lata spada do około 11%.

Rysunek 5. Media społecznościowe jako główne źródło wiedzy o wydarzeniach w kraju i na świecie wśród młodych dorosłych w Polsce (18–44 lata, według wieku)



Źródło: CBOS, *Młodzi i media społecznościowe*, Komunikat z badań nr 55/2025, Warszawa 2025, s. 4–6

Wyniki CBOS pozwalają postawić tezę, że w przypadku najmłodszych dorosłych Polaków proces kształtowania opinii o sprawach publicznych zachodzi przede wszystkim w środowisku platform społecznościowych, a dopiero w dalszej kolejności w przestrzeni mediów tradycyjnych. Oznacza to, że dyskusje prowadzone w social media, dobór źródeł i interpretacji oraz widoczność określonych tematów w strumieniu treści (*news feed*) mają bezpośrednie przełożenie na to, jakie kwestie postrzegane są jako istotne (*agenda setting*) i w jaki sposób są oceniane.

Znaczenie mediów społecznościowych w polskim systemie komunikowania politycznego potwierdzają też badania jakościowo-ilościowe. W artykule *Facebook as a Source of Political Information in Poland* J. Jakubowski i współautorzy pokazują, że dla wielu grup wiekowych Facebook stał się ważnym źródłem wiadomości politycznych, przy czym z platformy tej korzystają informacyjnie nie tylko najmłodszy użytkownicy<sup>117</sup>. Na podstawie badania sondażowego przeprowadzonego na reprezentatywnej próbie autorzy wskazują, że w każdej analizo-

<sup>117</sup> J. Jakubowski, D. Halagiera, A. Stępińska, D. Trilling, *Facebook as a Source of Political Information in Poland*, „Athenaeum. Polish Political Science Studies” 2022, t. 75, nr 3, s. 225–241.

wanej kohorcie (18–25, 26–40, 41–55, 55+) odsetek respondentów deklarujących, iż dociera do nich polityczny przekaz za pośrednictwem Facebooka, przekracza 80%, a wśród najmłodszych sięga ponad 90%.

Co istotne z perspektywy mechanizmów kształtowania opinii publicznej, użytkownicy częściej napotykają informacje o polityce publikowane lub udostępniane przez znajomych, rodzinę i współpracowników niż przez oficjalne profile mediów, partii czy polityków. Potwierdza to w nowych warunkach technologicznych klasyczną tezę o „dwustopniowym przepływie komunikowania” (*two-step flow*), zgodnie z którą przekazy medialne docierają do szerokiej publiczności często poprzez pośrednictwo liderów opinii obecnych w jej najbliższym otoczeniu. W środowisku sieciowym funkcję takiego pośrednika może pełnić zarówno lokalny działacz, jak i „zwykły” użytkownik, którego post zostanie podchwycony przez algorytm i rozdystrybuowany dalej dzięki wysokiemu poziomowi zaangażowania odbiorców. Badanie Jakubowskiego i in. wskazuje ponadto na istotną zależność między częstotliwością śledzenia wiadomości w mediach społecznościowych, a subiektywną oceną własnej kompetencji politycznej – osoby częściej obserwujące treści polityczne na platformach częściej deklarują, że „wiedzą dużo o polityce w porównaniu z innymi”. Autorzy zwracają uwagę, że może to wzmacniać poczucie sprawczości i skłonność do zabierania głosu, ale równocześnie nie musi przekładać się na faktyczny poziom wiedzy, co ma znaczenie dla jakości deliberacji publicznej.

Opisane zjawiska funkcjonują w kontekście specyficznej logiki dystrybucji treści w mediach społecznościowych. Algorytmy rekomendacyjne projektowane w celu maksymalizacji zaangażowania użytkowników dokonują selekcji i uszeregowania informacji na podstawie wcześniejszych interakcji, sieci powiązań, a także cech treści (emocjonalność, kontrowersyjność, potencjał wiralowy)<sup>118</sup>. W praktyce prowadzi to do powstawania spersonalizowanych strumieni informacji, w których kwestie polityczne i społeczne pojawiają się wplecione w codzienny przekaz rozrywkowy, komercyjny i prywatny.

W debacie naukowej często opisuje się tę sytuację przy pomocy metafor „baniek filtracyjnych” (*filter bubbles*) i „komór pogłosowych” (*echo chambers*). E. Pariser argumentował, że personalizacja treści może ograniczać kontakt użytkowników z odmiennymi poglądami i wzmacniać proces selektywnej ekspozycji<sup>119</sup>. Nowsze badania m.in. M. Cinello i współautorów, którzy porównali struktury dyskusji politycznych na kilku platformach sug-

---

<sup>118</sup> Szerzej o logice rekomendacyjnej platform: S. Fotopoulos, „Traditional media versus new media: Between trust and use”, „Media and Communication” 2023, t. 11, nr 2, s. 76–88.

<sup>119</sup> E. Pariser, *The Filter Bubble: What the Internet Is Hiding from You*, Penguin Press, New York 2011, 9–11.

rują, że stopień segmentacji informacyjnej zależy zarówno od architektury danej sieci, jak i od praktyk użytkowników np. na niektórych platformach (np. Twitter/X) widoczna jest silna koncentracja interakcji wewnątrz ideologicznie jednorodnych klastrów, natomiast na innych (np. Facebook) zasięg kontaktu z odmiennymi opiniami bywa większy<sup>120</sup>.

Przegląd literatury przygotowany przez Reuters Institute wskazuje, że w skali populacji zjawisko „baniek” nie jest tak absolutne, jak sugerują popularne narracje, jednak w określonych segmentach (grupy silnie zaangażowanych politycznie, środowiska skrajnie ideologicznie) dochodzi do wyraźnego zawężenia repertuaru odbieranych treści, co sprzyja radykalizacji i polaryzacji postaw<sup>121</sup>. W takich warunkach media społecznościowe mogą nie tyle odzwierciedlać istniejące podziały, ile je pogłębiać, zwłaszcza gdy przekaz oparty jest na silnym nacechowaniu emocjonalnym (oburzenie, strach, pogarda wobec przeciwnika).

Istotnym elementem krajobrazu informacyjnego, w którym kształtuje się opinia publiczna, jest rosnąca skala dezinformacji i manipulacji w środowisku platform. Badanie Eurobarometru 2022 dotyczące mediów i wiadomości pokazuje, że obywatele UE ogólnie bardziej ufają tradycyjnym mediom (telewizja publiczna, prasa) niż platformom społecznościowym, które wskazywane są jako najmniej wiarygodne źródło informacji<sup>122</sup>. Jednocześnie, jak zauważa analiza Eurobarometru omawiana przez Oko.press, Polska jest jednym z nielicznych państw, w których odsetek osób deklarujących zaufanie do informacji z mediów społecznościowych był wyższy niż odsetek osób deklarujących nieufność, odpowiednio 42% wobec 40%<sup>123</sup>. Nowsze badania opinii publicznej sugerują jednak, że ta początkowo wysoka wiara w wiarygodność platform stopniowo słabnie. Sondaż IBRiS z 2025 r., przeprowadzony na zlecenie PAP, pokazał, że zaufanie do mediów społecznościowych deklaruje jedynie około 30% Polaków, podczas gdy ponad połowa wskazuje, że im nie ufa<sup>124</sup>. W komentarzach podkreślano, że respondenci traktują media społecznościowe jako środowisko szybkiego obiegu informacji, ale równocześnie zdają sobie sprawę z braku profesjonalnej weryfikacji

---

<sup>120</sup> M. Cinelli i in., *The echo chamber effect on social media*, „Proceedings of the National Academy of Sciences” 2021, t. 118, nr 9, e2023301118.

<sup>121</sup> R. Fletcher, R. K. Nielsen, *Echo Chambers, Filter Bubbles, and Polarisation: A Literature Review*, Reuters Institute for the Study of Journalism, University of Oxford, 2022, <https://reutersinstitute.politics.ox.ac.uk/echo-chambers-filter-bubbles-and-polarisation-literature-review>, dostęp: 06.06.2025.

<sup>122</sup> *Media Use in the European Union*, Flash Eurobarometer 2022, European Parliament, 2022, <https://op.europa.eu/en/publication-detail/-/publication/d2dbcf78-11e0-11ec-b4fe-01aa75ed71a1>, dostęp: 27.11.2025.

<sup>123</sup> A. Dąbrowska, *Nieufni i latwowierni. Tacy jesteście na europejskim tle*, Oko.press, 30.04.2022, <https://oko.press/nieufni-i-latwowierni-tacy-jestesmy-na-europejskim-tle>, dostęp: 27.11.2025.

<sup>124</sup> *Rosnie zaufanie do mediów w Polsce. Jest jeden wyjątek*, PAP/Onet, 18.09.2025, <https://www.onet.pl/informacje/onetwiadomosci/rosnie-zaufanie-do-mediow-w-polsce-jest-jeden-wyjatek-sondaz/8sl6708,79cfc278>, dostęp: 07.08.2025.

i podatności na fałszywe wiadomości. Analogiczne wnioski wynikają z globalnych badań Edelman Trust Barometer. W ich ujęciu „media” jako instytucja są generalnie oceniane nisko pod względem wiarygodności, a platformy społecznościowe znajdują się na końcu listy zaufanych źródeł<sup>125</sup>. Ta sprzeczność polegająca na intensywnym korzystaniu przy jednoczesnym niskim zaufaniu jest jednym z kluczowych paradoksów współczesnej opinii publicznej. Z jednej strony młodzi dorośli wybierają social media jako podstawowe miejsce pozyskiwania informacji o świecie, co czyni platformy realnym środowiskiem formowania poglądów politycznych i społecznych. Z drugiej zaś strony rośnie świadomość ryzyka związanego z dezinformacją, manipulacją emocjami i komercyjną logiką algorytmów, co skłania część użytkowników do ostrożnego, selektywnego zaufania i porównywania treści z innymi źródłami.

Podsumowując, media społecznościowe odgrywają w Polsce coraz ważniejszą rolę w kształtowaniu opinii publicznej. Wśród najmłodszych dorosłych pełnią funkcję głównego źródła informacji o wydarzeniach w kraju i na świecie, dla szerszych grup użytkowników są kluczową przestrzenią kontaktu z treściami politycznymi, w której informacje redakcyjne mieszają się z przekazami pochodzącymi od znajomych i innych aktorów sieciowych. Platformy te umożliwiają oddolne inicjowanie tematów, omijanie tradycyjnych gatekeeperów i budowę alternatywnych narracji, co z jednej strony zwiększa zróżnicowanie sfery publicznej, a z drugiej otwiera ją na chaos informacyjny, dezinformację i polaryzację. Ostateczny bilans ich wpływu zależy więc od dynamicznej równowagi między trzema elementami: architekturą i polityką platform (algorytmy, moderacja), kompetencjami medialnymi użytkowników (umiejętność krytycznej selekcji treści) oraz kondycją instytucjonalnych mediów i organizacji pośredniczących. Dalsze części rozprawy będą koncentrowały się na analizie struktury sieci powiązań i przepływów informacyjnych, które stoją za tymi procesami.

## **1.2. Wpływ mediów społecznościowych na komunikację, interakcje społeczne i przepływ informacji**

Media społecznościowe stały się jedną z kluczowych infrastruktur komunikacyjnych współczesnych społeczeństw, łącząc w sobie elementy komunikacji interpersonalnej, grupowej i masowej. W odróżnieniu od tradycyjnych mediów nadawczych (prasa, radio, telewizja), które opierały się na modelu „jeden do wielu”, platformy społecznościowe umożliwiają komunikację wielu z wieloma, przy czym użytkownicy występują równocześnie jako odbiorcy,

---

<sup>125</sup> 2024 Edelman Trust Barometer, Edelman, 2024, sekcja „The Quest for Reliable Information”, <https://www.edelman.com/trust/2024/trust-barometer>, dostęp: 03.02.2025.

nadawcy i przekaźnicy treści<sup>126</sup>. Tę hybrydowość dobrze opisuje literatura dotycząca tzw. „afordancji” mediów społecznościowych takich jak widoczność, trwałość (persistencja), możliwość edycji oraz łączenia profili i treści (*association*) które strukturalnie sprzyjają intensywnemu obiegowi informacji między jednostkami i grupami<sup>127</sup>.

W wymiarze komunikacyjnym media społecznościowe zmieniają przede wszystkim tempo i rytm wymiany informacji. Na poziomie globalnym przeciętny użytkownik internetu korzysta z sieci przez kilka godzin dziennie, z czego istotną część czasu poświęca właśnie na aktywność w serwisach społecznościowych<sup>128</sup>. W Polsce, według danych DataReportal dla 2024 r. oraz późniejszych analiz opartych na raporcie *Digital 2024: Poland*, przeciętny użytkownik spędza w internecie około 6 godzin i 17 minut dziennie, z czego blisko 2 godziny przypadają na media społecznościowe<sup>129</sup>. Jednocześnie z badania CBOS z 2025 r. wynika, że 79% dorosłych Polaków korzysta regularnie z internetu, a 60% deklaruje posiadanie konta w serwisie społecznościowym, przy czym prawie połowa użytkowników określa swój styl korzystania z sieci jako „w zasadzie cały czas online”<sup>130</sup>. Dane te potwierdzają, że media społecznościowe stały się dla większości społeczeństwa głównym źródłem codziennej komunikacji i pozyskiwania informacji.

Z perspektywy interakcji społecznych media społecznościowe tworzą specyficzne przestrzenie pośrednie pomiędzy sferą prywatną a publiczną. Komunikacja, która dawniej toczyła się w relatywnie wyraźnie wyznaczonych kontekstach (rodzina, praca, środowisko lokalne), obecnie odbywa się w ramach „sieci kontaktów” obejmujących współobecne, choć zróżnicowane grupy odbiorców – znajomych, współpracowników, dalsze kontakty oraz nieznajomych obserwujących profil<sup>131</sup>. Afordancje wyszukiwalności, możliwości powielania i szerokiego rozpowszechniania treści sprawiają, że nawet pozornie „kameralne” komunikaty (np. post kierowany do wąskiej grupy znajomych) mogą stać się elementem szerszego obiegu publicznego.

Równocześnie media społecznościowe radykalnie reorganizują przepływ informacji. Z jednej strony, ułatwiają oddolną cyrkulację wiadomości, opinii i komentarzy, a także, co

---

<sup>126</sup> N. K. Baym, *Personal Connections in the Digital Age*, Polity Press, Cambridge 2010, s. 1–196.

<sup>127</sup> J. W. Treem, P. M. Leonardi, *Social Media Use in Organizations: Exploring the Affordances of Visibility, Persistence, Editability, and Association*, w: *Communication Yearbook* 36, 2012, s. 143–189.

<sup>128</sup> A. Hepp, *Deep Mediatization*, Routledge, London–New York 2020, s. 33–68.

<sup>129</sup> S. Kemp, *Digital 2024: Poland*, DataReportal, 2024, <https://datareportal.com/reports/digital-2024-poland>, dostęp: 30.08.2025.

<sup>130</sup> M. Feliksiak, M. Mojsiejuk, *Korzystanie z internetu w 2025 roku*, CBOS, Komunikat z badań nr 60/2025, Warszawa 2025, s. 2, 4–10.

<sup>131</sup> D. Boyd, *It's Complicated. The Social Lives of Networked Teens*, Yale University Press, New Haven–London 2014, s. 8–28.

istotne z perspektywy sfery publicznej, umożliwiają „amatorską” produkcję treści informacyjnych (np. relacje na żywo, nagrania z wydarzeń, komentarze eksperckie spoza tradycyjnych instytucji medialnych)<sup>132</sup>. Z drugiej strony, dostęp do informacji jest coraz silniej pośredniczony przez algorytmy rekomendacyjne, które porządkują strumień treści według kryteriów zaangażowania, przewidywanej relewancji lub potencjału reklamowego<sup>133</sup>. W konsekwencji sposób, w jaki jednostki postrzegają świat społeczny, nie wynika już wyłącznie z ich celowych wyborów medialnych, lecz jest w znacznej mierze efektem działania zautomatyzowanych systemów selekcji informacji.

Podsumowując, wpływ mediów społecznościowych na komunikację, interakcje społeczne i przepływ informacji polega nie tylko na zwiększeniu intensywności kontaktów, lecz przede wszystkim na przekształceniu strukturalnych warunków komunikowania – odznaczających się stałą łącznością, wielokanałowością, algorytmiczną selekcją treści oraz zacieraniem granic między sferą prywatną a publiczną.

### **1.2.1. Komunikacja w erze mediów społecznościowych**

Komunikacja w erze mediów społecznościowych ma charakter trwale usieciowiony i wielomodalny. Użytkownicy korzystają równoległe z różnych typów kanałów – prywatnych (wiadomości bezpośrednie, czaty grupowe), półpublicznych (zamknięte grupy, listy znajomych, „close friends”) oraz publicznych (profile otwarte, relacje dostępne dla wszystkich, transmisje na żywo). Każdy z tych kanałów może wykorzystywać z kolei różne formy przekazu: tekst, obraz, wideo, dźwięk lub kombinacje tych formatów (np. wideo z napisami, relacja live z czatem tekstowym)<sup>134</sup>.

Na poziomie empirycznym dobrze widać, że komunikacja w mediach społecznościowych nie ogranicza się do samego „scrollowania” treści. Z danych CBOS z 2025 r. wynika, że w miesiącu poprzedzającym badanie aż 83% użytkowników internetu w Polsce prowadziło rozmowy przez komunikatory (np. Messenger, WhatsApp), 61% oglądało materiały wideo online, a 25% uczestniczyło w wideokonferencjach. Jednocześnie tylko 29% deklarowało aktywne pisanie w serwisach społecznościowych i na forach, a 23% zamieszczanie własnych

---

<sup>132</sup> P. Norris, *Digital Divide: Civic Engagement, Information Poverty, and the Internet Worldwide*, Cambridge University Press, Cambridge 2001, s. 89–125.

<sup>133</sup> T. Gillespie, *Custodians of the Internet. Platforms, Content Moderation, and the Hidden Decisions That Shape Social Media*, Yale University Press, New Haven–London 2018, s. 87–132.

<sup>134</sup> J. W. Treem, P. M. Leonardi, *Social Media Use in Organizations: Exploring the Affordances of Visibility, Persistence, Editability, and Association*, w: *Communication Yearbook* 36, 2012, s. 143–189.

zdjęć i filmów<sup>135</sup>. Oznacza to, że znaczna część komunikacji ma charakter interpersonalny i grupowy, realizowany „pod powierzchnią” widocznego feedu (DM, czaty, grupy), a nie tylko w formie publicznych postów.

Badania nad afordancjami mediów społecznościowych wskazują, że możliwości takich platform – m.in. widoczność (*visibility*), trwałość (*persistence*), możliwość edycji treści (*editability*) i tworzenia powiązań między ludźmi i treściami (*association*) – sprzyjają nie tylko intensyfikacji kontaktów, lecz także archiwizacji komunikacji codziennej<sup>136</sup>. Wiadomości, zdjęcia czy nagrania pozostają dostępne w historii rozmów, na osi czasu lub w chmurze, co tworzy swoiste „pamięci komunikacyjne” relacji. Jednocześnie część funkcji (np. relacje znikające po 24 godzinach, wiadomości z automatycznym kasowaniem) odpowiada na społeczną potrzebę większej ulotności i kontroli nad śladem cyfrowym<sup>137</sup>.

Istotna zmiana dotyczy także stylu komunikacji. W serwisach społecznościowych rośnie znaczenie form skrótowych: emoji, GIF-ów, memów, krótkich wideo, reakcji ikonicznych (np. „lajk”, „serce”, „śmiejąca się buźka”), które pełnią funkcję zarówno ekspresyjną, jak i regulującą relacje (np. potwierdzają uwagę, dystans, ironię)<sup>138</sup>. Tego typu mikro-sygnaly, rozmieszczone w czasie i w różnych kanałach, tworzą to, co w literaturze określa się mianem „ciągłej częściowej uwagi” – stan, w którym użytkownik nie prowadzi jednej długiej, pogłębionej rozmowy, lecz jest nieustannie wystawiony na krótkie komunikaty od wielu osób jednocześnie<sup>139</sup>.

#### 1.2.1.1. Nowe formy komunikacji: od prywatnych wiadomości po publiczne dyskusje

Rozwój mediów społecznościowych doprowadził do rozbudowania repertuaru form komunikacji, które można uporządkować wzdłuż kilku wymiarów:

1. Zakres odbiorców – od komunikacji prywatnej (wiadomości jeden do jednego) przez komunikację grupową (czaty, zamknięte grupy) po komunikację publiczną (posty i relacje dostępne dla wszystkich).
2. Formy treści – tekst, zdjęcia, wideo, nagrania dźwiękowe oraz ich kombinacje.
3. Czas trwania – treści trwałe (posty, komentarze, zapisy live’ów) vs. treści efemeryczne (Stories, „fleets”, snapy, wiadomości znikające).

---

<sup>135</sup> M. Feliksiak, M. Mojsiejuk, *Korzystanie z internetu w 2025 roku*, CBOS, Komunikat z badań nr 60/2025, Warszawa 2025, s. 2, 4–10.

<sup>136</sup> J. W. Treem, P. M. Leonardi, *Social Media Use in Organizations: Exploring the Affordances of Visibility, Persistence, Editability, and Association*, w: *Communication Yearbook* 36, 2012, s. 143–189.

<sup>137</sup> IAB Polska, *Przewodnik po social media w Polsce 2023*, Warszawa 2023, s. 53–69.

<sup>138</sup> L. S. Shifman, *Memes in Digital Culture*, MIT Press, Cambridge (MA) 2014, s. 1–28.

<sup>139</sup> N. K. Baym, *Personal Connections in the Digital Age*, Polity Press, Cambridge 2010, s. 1–196.

4. Tryb czasowy – komunikacja synchroniczna (rozmowy na żywo, live streaming, wideokonferencje) oraz asynchroniczna (wiadomości, komentarze, posty)<sup>140</sup>.

W sferze komunikacji prywatnej dominują dziś komunikatory i moduły wiadomości bezpośrednich wbudowane w serwisy społecznościowe (np. Messenger, WhatsApp, Instagram Direct). Przywołane już dane CBOS dotyczące używalnia komunikatorów wskazują, że ten tryb kontaktu jest jednym z najbardziej rozpowszechnionych sposobów utrzymywania relacji w Polsce<sup>141</sup>. Na wielu platformach – jak Snapchat czy Instagram – szczególną rolę odgrywają treści znikające (snapy, prywatne Stories kierowane do wąskiej grupy odbiorców), które służą codziennemu podtrzymywaniu bliskości poprzez szybkie, często wizualne komunikaty (krótkie wideo, selfie, zdjęcia z adnotacjami)<sup>142</sup>.

W sferze komunikacji publicznej media społecznościowe umożliwiają publikowanie treści dostępnych dla szerokiego, często nie do końca zdefiniowanego audytorium. Dotyczy to zarówno klasycznych postów tekstowo-obrazkowych (Facebook, X), jak i treści wideo (YouTube, TikTok, Reels na Instagramie). Analizy funkcjonalne mediów społecznościowych wskazują, że platformy te łączą kilka kluczowych „bloków funkcjonalnych”: tożsamość (*identity*), rozmowę (*conversations*), dzielenie się treścią (*sharing*), obecność (*presence*), relacje (*relationships*), reputację (*reputation*) i grupy (*groups*)<sup>143</sup>. Na tej podstawie można zauważyć, że post publiczny jest zwykle jednocześnie aktem autoprezentacji, zaproszeniem do rozmowy, sygnałem obecności w sieci i elementem budowania reputacji w określonej społeczności.

Szczególną rolę odgrywa *live streaming*, który łączy cechy mediów nadawczych i komunikacji interpersonalnej. Transmisje na żywo (np. na Facebooku, Instagramie, TikToku, Twitchu, Instagramie) umożliwiają jednoczesne emitowanie obrazu i dźwięku oraz interakcję z odbiorcami poprzez komentarze tekstowe i reakcje. Badania pokazują, że tego typu formaty służą nie tylko rozrywce, ale również budowaniu bliskich relacji między twórcami a ich społecznościami – obserwatorzy mogą zadawać pytania, komentować „w czasie rzeczywistym” i wpływać na przebieg transmisji<sup>144</sup>.

Równocześnie analizy polskiego rynku mediów społecznościowych zwracają uwagę na silną segmentację funkcjonalną poszczególnych platform: Facebook i Messenger służą przede

---

<sup>140</sup> IAB Polska, *Przewodnik po social media w Polsce 2023*, Warszawa 2023, s. 53–69.

<sup>141</sup> M. Feliksiak, M. Mojsiejuk, *Korzystanie z internetu w 2025 roku*, CBOS, Komunikat z badań nr 60/2025, Warszawa 2025, s. 2, 4–10.

<sup>142</sup> IAB Polska, *Przewodnik po social media w Polsce 2023*, Warszawa 2023, s. 53–69.

<sup>143</sup> J. H. Kietzmann, K. Hermkens, I. P. McCarthy, B. S. Silvestre, Social Media? Get Serious! Understanding the Functional Building Blocks of Social Media, *Business Horizons* 2011, t. 54, nr 3, s. 241–251.

<sup>144</sup> Ada: *A Journal of Gender, New Media, and Technology* 2015, nr 8, b.p.

wszystkim utrzymywaniu więzi rodzinnych i towarzyskich oraz organizowaniu wydarzeń; Instagram i TikTok koncentrują się na krótkich treściach wizualnych (zdjęcia, krótkie wideo, Stories), często o charakterze aspiracyjnym lub lifestylowym; YouTube pełni w coraz większym stopniu funkcję platformy edukacyjno-rozrywkowej, a LinkedIn – profesjonalnej<sup>145</sup>. W konsekwencji użytkownicy uczą się „przełączać” między różnymi stylami komunikacji – od intymnego dialogu w wiadomościach prywatnych, przez półprywatne rozmowy w grupach, po quasi-publiczne wystąpienia w transmisjach na żywo i postach kierowanych do szerokiej publiczności.

### 1.2.1.2. Dynamiczne zmiany w komunikacji interpersonalnej

Opisane wyżej formy komunikacji przekładają się na głębokie przeobrażenia relacji interpersonalnych. Po pierwsze, media społecznościowe wzmacniają zjawisko tzw. stałej łączności (*permanent connectivity*)<sup>146</sup>. Utrzymywanie relacji nie wymaga już fizycznej współobecności ani długich, synchronicznych rozmów, zamiast tego więzi są podtrzymywane poprzez regularną wymianę drobnych komunikatów takich jak reakcje, komentarze, krótkie wiadomości, udostępnienia treści. Tak rozumiana „mikro-komunikacja” pozwala utrzymywać poczucie bliskości na odległość, ale równocześnie może prowadzić do poczucia braku wyraźnych granic między czasem „online” i „offline”<sup>147</sup>.

Po drugie, media społecznościowe zmieniają strukturę i zasięg sieci relacji jednostek. Badania wskazują, że użytkownicy utrzymują w serwisach społecznościowych jednocześnie relacje silne (rodzina, najbliżsi przyjaciele) i słabe (dalsi znajomi, kontakty zawodowe, obserwatorzy)<sup>148</sup>. Te słabe relacje – dzięki łatwości kontaktu i niskim kosztom komunikacji – zyskują większe znaczenie jako źródło informacji, rekomendacji i wsparcia (np. w poszukiwaniu pracy, usług, opinii na temat produktów). W Polsce wskazuje na to m.in. rosnąca rola grup sprzedażowych, tematycznych i sąsiedzkich na Facebooku, gdzie kontakty między osobami słabo znającymi się offline stają się ważnym kanałem wymiany informacji i usług<sup>149</sup>.

---

<sup>145</sup> *Social Media 2024*, Gemius, Warszawa 2024, [https://gemius.com/documents/51/RAPORT\\_SOCIAL\\_MEDIA\\_2024.pdf](https://gemius.com/documents/51/RAPORT_SOCIAL_MEDIA_2024.pdf), dostęp: 09.03.2025.

<sup>146</sup> N. K. Baym, *Personal Connections in the Digital Age*, Polity Press, Cambridge 2010, s. 72–77.

<sup>147</sup> A. Przybylski, N. Weinstein, *Digital Screen Time and Mental Well-Being in Adolescence: Evidence from a Population-Based Study*, „Computers in Human Behavior” 2017, t. 76, s. 342–350.

<sup>148</sup> M. Granovetter, *The Strength of Weak Ties*, „American Journal of Sociology” 1973, t. 78, nr 6, s. 1360–1380.

<sup>149</sup> *Social media – podsumowanie raportu Digital 2025: Poland*, WeNet.pl, 13.03.2025, <https://wenet.pl/blog/internet-i-media-spolecznosciowe-podsumowanie-raportu-digital-2025-poland/>, dostęp: 01.05.2025.

Po trzecie, media społecznościowe wpływają na sposób konstruowania tożsamości i autoprezentacji w relacjach interpersonalnych. W odróżnieniu od tradycyjnych form komunikacji „twarzą w twarz”, gdzie kontrola nad odbiorem wizerunku jest ograniczona, w środowisku cyfrowym użytkownicy dysponują rozbudowanym zestawem narzędzi edycji treści, selekcji materiałów i różnicowania przekazu w zależności od odbiorcy (listy znajomych, grupy, konta publiczne i prywatne)<sup>150</sup>. Jednocześnie jednak funkcje takie jak możliwość wykonywania zrzutów ekranu, udostępniania treści dalej czy wyszukiwalność wpisów sprawiają, że kontrola nad wizerunkiem jest tylko częściowa – raz wprowadzona do obiegu treść może krążyć poza intencją nadawcy<sup>151</sup>.

Wreszcie, badania empiryczne pokazują, że relacje „online” i „offline” w praktyce użytkowników nie stanowią konkurencyjnych, lecz komplementarnych wymiarów życia społecznego. W wielu przypadkach komunikacja zapoczątkowana w sieci (np. w grupie tematycznej, na forum, w komentarzach pod treściami) prowadzi do spotkań w świecie fizycznym, współpracy zawodowej czy wspólnych działań społecznych. Z drugiej strony, relacje nawiązane offline są następnie podtrzymywane i intensyfikowane w mediach społecznościowych poprzez stałą wymianę treści. Dane CBOS z 2025 r. wskazują, że 45% użytkowników internetu w Polsce deklaruje „bycie cały czas online” w celach niezwiązanych z pracą, co oznacza, że dla znacznej części społeczeństwa relacje interpersonalne są dziś w sposób trwały splecione z komunikacją cyfrową<sup>152</sup>.

### 1.2.2. Interakcje społeczne na platformach społecznościowych

Interakcje społeczne w środowisku mediów społecznościowych nie sprowadzają się jedynie do prostej wymiany komunikatów, lecz tworzą złożony ekosystem praktyk, który organizuje codzienne życie społeczne użytkowników. W literaturze przedmiotu podkreśla się, że serwisy społecznościowe są przede wszystkim *infrastrukturą relacyjną* czyli zestawem narzędzi, które umożliwiają podtrzymywanie, negocjowanie i redefiniowanie więzi społecznych w warunkach komunikacji zapośredniczonej technicznie<sup>153</sup>.

Kluczową konsekwencją tego faktu jest stopniowe przesunięcie ciężaru interakcji z poziomu relacji „twarzą w twarz” na poziom sieciowy. Badania N. B. Ellison

---

<sup>150</sup> J. W. Treem, P. M. Leonardi, *Social Media Use in Organizations: Exploring the Affordances of Visibility, Persistence, Editability, and Association*, w: *Communication Yearbook* 36, 2012, s. 143–189.

<sup>151</sup> J. W. Treem, P. M. Leonardi, *Social Media Use in Organizations: Exploring the Affordances of Visibility, Persistence, Editability, and Association*, w: *Communication Yearbook* 36, 2012, s. 143–189.

<sup>152</sup> M. Feliksiak, M. Mojsiejuk, *Korzystanie z internetu w 2025 roku*, CBOS, Komunikat z badań nr 60/2025, Warszawa 2025, s. 2, 4–10.

<sup>153</sup> Z. Tufekci, *Twitter and Tear Gas. The Power and Fragility of Networked Protest*, Yale University Press, New Haven–London 2017, s. 33–57.

i współpracowników pokazują, że znaczna część kapitału społecznego użytkowników rozumianego jako dostęp do zasobów tkwiących w sieci powiązań jest dziś wytwarzana i podtrzymywana właśnie za pomocą praktyk typowych dla serwisów społecznościowych (komentowanie, reagowanie, odpowiadanie na aktualizacje statusu, uczestniczenie w dyskusjach w grupach itp.)<sup>154</sup>. W ich ujęciu tego typu aktywność ma charakter *social grooming* – codziennych, drobnych sygnałów uwagi, które pozwalają utrzymać rozległe, ale relatywnie słabe więzi w stanie „uśpionej gotowości” do mobilizacji<sup>155</sup>.

Jednocześnie interakcje te coraz częściej przybierają formę działań osadzonych w ramach wyspecjalizowanych społeczności online. Raport przygotowany przez The GovLab przy NYU Tandon na podstawie badań z udziałem 15 000 członków społeczności w piętnastu krajach pokazuje, że ponad 1,8 mld użytkowników miesięcznie korzysta z grup na Facebooku, przy czym ponad połowa badanych należy co najmniej do pięciu takich społeczności<sup>156</sup>. Co istotne, w jedenastu z piętnastu analizowanych państw najważniejsza dla respondentów grupa przynależnościowa miała przede wszystkim charakter wirtualny, a członkostwo w niej wiązało się z silnym poczuciem wspólnoty oraz doświadczeniem wsparcia w sytuacjach marginalizacji w świecie offline<sup>157</sup>.

Interakcje społeczne na platformach obejmują szerokie spektrum zachowań, od biernej obserwacji (tzw. *lurking*), poprzez sygnały zaangażowania (polubienia, krótkie reakcje, emoji), aż po wymagające większego nakładu czasu i kompetencji działania, takie jak dłuższe komentarze, tworzenie własnych treści, moderowanie grup czy organizowanie wydarzeń. W badaniach nad mediami społecznościowymi coraz częściej proponuje się zatem podejście, które traktuje „zaangażowanie” nie jako prostą liczbę reakcji, lecz jako złożoną konfigurację praktyk, widocznych i niewidocznych, podtrzymujących życie społeczne danej sieci<sup>158</sup>.

Istotnym wymiarem tych interakcji jest ich *wieloforformatowość*. Serwisy społecznościowe integrują dziś różne kanały ekspresji takie jak tekst, obraz statyczny, wideo, dźwięk oraz różne reżimy czasowe: treści trwałe i efemeryczne (znikające), komunikację synchroniczną (np. transmisje na żywo z czatem) i asynchroniczną (komentarze, posty, wiadomości). Oznacza to,

---

<sup>154</sup> N. B. Ellison, J. Vitak, R. Gray, C. Lampe, *Cultivating Social Resources on Social Network Sites: Facebook Relationship Maintenance Behaviors and Their Role in Social Capital Processes*, „Journal of Computer-Mediated Communication” 2014, t. 19, nr 4, s. 855–870.

<sup>155</sup> Tamże, s. 861–866.

<sup>156</sup> The GovLab, *The Power of Virtual Communities*, New York University Tandon School of Engineering, New York 2021, s. 1.

<sup>157</sup> Tamże, s. 1–2.

<sup>158</sup> N. B. Ellison, N. B. Ellison, N. B. Ellison, *Why We Don't Click: Interrogating the Relationship Between Viewing and Clicking in Social Media Contexts*, „Journal of Computer-Mediated Communication” 2020, t. 25, nr 6, s. 402–426.

że użytkownicy mogą dobierać formę interakcji zarówno do rodzaju relacji (np. inny język wobec rodziny, inny wobec współpracowników), jak i do oczekiwanego poziomu widoczności (wiadomość prywatna vs publiczny komentarz w dużej grupie). Z. Tufekci pokazuje, że to właśnie możliwość modulowania widoczności i „gęstości” sygnałów społecznych jest jedną z kluczowych innowacji serwisów społecznościowych w porównaniu z wcześniejszymi mediami<sup>159</sup>.

Platformy te pełnią także funkcję przestrzeni wsparcia społecznego. Badania nad grupami tematycznymi – np. dotyczącymi chorób przewlekłych, rodzicielstwa czy edukacji – wskazują, że użytkownicy traktują je jako miejsca wymiany informacji instrumentalnych (porady, rekomendacje), emocjonalnych (otucha, empatia) oraz ocen normatywnych (potwierdzenie słuszności decyzji)<sup>160</sup>. W polskim kontekście dobrze ilustrują to analizy specyficznych społeczności tematycznych, np. grup wsparcia rodziców dzieci ze spektrum autyzmu czy wirtualnych społeczności marek, w których granica między interakcją „użytkownik–użytkownik” a „użytkownik–organizacja” ulega zatarciu<sup>161</sup>.

Równocześnie interakcje w mediach społecznościowych są na silnym poziomie *uwarunkowane kulturowo*. Artykuł Michała Kupińskiego poświęcony młodzieży, która świadomie rezygnuje z posiadania konta na Facebooku, pokazuje, że wśród polskich nastolatków brak obecności w serwisie bywa postrzegany jako odstępstwo od normy, wymagające dodatkowego uzasadnienia wobec rówieśników, ale zarazem może być interpretowany jako wyraz dojrzałej, refleksyjnej postawy wobec cyfrowej kultury<sup>162</sup>. Oznacza to, że codzienne interakcje na platformach nie są neutralnym dodatkiem do „rzeczywistego” życia społecznego, lecz stają się jednym z kluczowych kryteriów uczestnictwa w kulturze rówieśniczej i publicznej.

Ważny wymiar interakcji stanowi także ich *algorytmiczna mediacja*. Liczba i typ reakcji użytkowników (polubienia, komentarze, udostępnienia, czas oglądania materiału wideo) są przetwarzane przez system rankingowy platform, który na tej podstawie decyduje, jakie treści zyskują większą widoczność. W praktyce oznacza to, że mikrointerakcje jednostek przekładają się na makrostruktury przepływu informacji czyli to, co zostanie „polubione”

---

<sup>159</sup> Z. Tufekci, Grooming, Gossip, Facebook and MySpace: What Can We Learn About These Sites from Those Who Won't Assimilate?, „Information, Communication & Society” 2008, t. 11, nr 4, s. 544–564.

<sup>160</sup> K. Góra, Polish-Language Groups Related to Autism on Facebook, „Polish Journal of Social Rehabilitation” 2024, nr 2, s. 77–92.

<sup>161</sup> M. Mardosz-Grabowska, Wirtualne społeczności marek – polskie przypadki, „e-Management” 2023, nr 2, s. 45–60.

<sup>162</sup> M. Kupiński, Młodzież bez Facebooka – dojrzałość czy niedostosowanie?, „Seminare. Poszukiwania naukowe” 2017, t. 38, nr 1, s. 137–150.

i skomentowane, ma większe szanse, by stać się widoczne w szerszej sieci, podczas gdy treści pozbawione reakcji znikają z pola widzenia<sup>163</sup>.

Z perspektywy relacji międzyludzkich oznacza to, że interakcje społeczne w mediach społecznościowych pełnią jednocześnie funkcję *utrzymywania więzi* (sygnały zainteresowania, troski, uznania), *zarządzania wizerunkiem* (publiczne okazywanie wsparcia, afiliacje z określonymi grupami czy markami) oraz *selekcji informacji* (poprzez udostępnienia i rekomendacje). Jak pokazują badania nad zachowaniami użytkowników Facebooka, sposób korzystania z tych narzędzi – częstotliwość reagowania, wybór adresatów, gotowość do zabierania głosu – różnicuje poziom uzyskiwanych zasobów społecznych (np. wsparcie, informacje, kontakty), a więc realnie kształtuje strukturę sieci społecznej jednostki<sup>164</sup>.

Podsumowując, interakcje społeczne na platformach społecznościowych tworzą wielowymiarowy ekosystem, w którym splatają się: praktyki codziennego „groomingu” relacyjnego, uczestnictwo w wyspecjalizowanych społecznościach online, algorytmicznie pośredniczone procesy dystrybucji treści oraz kulturowe normy definiujące, co uchodzi za „normalny” sposób bycia w sieci. Analiza tego ekosystemu wymaga zatem nie tylko opisu dostępnych funkcji technicznych, ale przede wszystkim rekonstrukcji społecznych znaczeń, jakie aktorzy nadają takim działaniom jak polubienie, komentarz czy udostępnienie.

### **1.2.2.1. Analiza sposobów interakcji: polubienia, komentarze, udostępnienia**

Wśród licznych form aktywności użytkowników mediów społecznościowych szczególne znaczenie mają trzy kategorie interakcji: polubienia (reakcje jedno-klikowe), komentarze oraz udostępnienia. Stanowią one podstawowe „jednostki” widocznego zaangażowania, a zarazem są łatwo mierzalne, co sprawia, że pełnią kluczową rolę zarówno z perspektywy doświadczenia użytkownika, jak i działania algorytmów platform.

Polubienia i reakcje jedno-klikowe (np. reakcje emoji na Facebooku czy serduszka na Instagramie) są najprostszą i najmniej obciążającą czasowo formą interakcji. L. Scissors, M. Burke i S. Wengrovitz, analizując postawy użytkowników wobec otrzymywania „lajków”, pokazali, że mimo minimalnego wysiłku wymaganego do ich wygenerowania są one interpretowane jako znaczące sygnały uwagi i akceptacji<sup>165</sup>. Osoby o niższej samoocenie częściej

---

<sup>163</sup> L. de Vries, S. Gensler, P. S. H. Leeftang, Popularity of Brand Posts on Brand Fan Pages: An Investigation of the Effects of Social Media Marketing, „Journal of Interactive Marketing” 2012, t. 26, nr 2, s. 83–91.

<sup>164</sup> M. Burke, R. Kraut, The Relationship Between Facebook Use and Well-Being: Depends on Communication Type and Tie Strength, „Journal of Computer-Mediated Communication” 2016, t. 21, nr 4, s. 265–281.

<sup>165</sup> L. Scissors, M. Burke, S. Wengrovitz, What’s in a Like?: Attitudes and Behaviors Around Receiving Likes on Facebook, w: *Proceedings of the 19th ACM Conference on Computer-Supported Cooperative Work & Social Computing*, ACM, New York 2016, s. 1501–1510.

przywiązują do nich dużą wagę oraz silniej przeżywają sytuacje, w których publikowane przez nie treści nie uzyskują oczekiwanej liczby reakcji<sup>166</sup>. Oznacza to, że proste, pozornie „błaha” kliknięcie może mieć realne konsekwencje emocjonalne zarówno pozytywne (poczucie wsparcia), jak i negatywne (poczucie odrzucenia).

Badania eksperymentalne R. A. Hayesa i współautorów nad zjawiskiem „ciszy” w mediach społecznościowych pokazują, że brak reakcji (w tym brak polubień) na opublikowaną treść jest często interpretowany jako forma ostracyzmu nawet wtedy, gdy uczestnicy wiedzą, że sytuacja została zaaranżowana przez badaczy<sup>167</sup>. Odbiorcy przyjmują założenie, że inni *mogli zareagować*, ale tego nie zrobili, co prowadzi do wniosków o braku zainteresowania czy akceptacji. W połączeniu z opisanymi wcześniej wynikami Scissors i współpracowników oznacza to, że polubienia pełnią funkcję nie tylko prostych wskaźników aprobaty, lecz także elementu złożonej ekonomii uznania, w której milczenie jest równie znaczące jak reakcja.

W literaturze coraz częściej zwraca się uwagę na istnienie tzw. „reakcji niewidzialnych” – sytuacji, w których użytkownik konsumuje treść (czyta, ogląda, słucha), ale nie pozostawia po sobie żadnego śladu w postaci polubienia, komentarza czy udostępnienia. P. Trieu pokazuje, że świadomość takiej „niewidzialnej publiczności” jest ważnym, choć słabo widocznym elementem doświadczenia relacyjnego: nadawcy treści zakładają istnienie odbiorców, którzy „gdzieś tam są”, ale nie reagują, co wpływa na ich poczucie sprawczości i jakości relacji<sup>168</sup>.

Komentarze stanowią formę interakcji bardziej angażującą poznawczo i czasowo. Wymagają od użytkownika sformułowania wypowiedzi, zajęcia stanowiska wobec treści oraz ujawnienia swojej obecności przed szerszą publicznością (np. znajomymi nadawcy, członkami grupy). N. B. Ellison i współautorki, analizując tzw. „Facebook Relationship Maintenance Behaviors”, pokazują, że regularne komentowanie treści znajomych, odpowiadanie na ich aktualizacje statusu czy udzielanie porad jest silnie skorelowane z poziomem postrzeganego kapitału pomostowego (*bridging social capital*), czyli zasobów wynikających z luźniejszych, ale licznych powiązań<sup>169</sup>. Oznacza to, że komentarze pełnią funkcję narzędzia podtrzymywania relacji – są formą „przypominania o sobie” w sposób bardziej wyrazisty niż sam „lajk”.

---

<sup>166</sup> Tamże, s. 1505–1508.

<sup>167</sup> R. A. Hayes, D. Carr, C. Wohn, *When Nobody „Likes” You: Perceived Ostracism Through Social Media Silence*, „Social Media + Society” 2018, t. 4, nr 3, s. 1–11.

<sup>168</sup> P. Trieu, *Seeing the Invisible: Understanding the Implications of Social Media Invisible Responses for Well-Being and Relational Development*, rozprawa doktorska, University of Michigan, Ann Arbor 2020, s. 55–89.

<sup>169</sup> N. B. Ellison, J. Vitak, R. Gray, C. Lampe, *Cultivating Social Resources on Social Network Sites...*, dz. cyt., s. 863–868.

Jednocześnie komentarz uruchamia potencjał dialogu. W przeciwieństwie do polubień, które są w zasadzie sygnałem jednostronnym, komentarze otwierają możliwość kontynuacji wymiany (odpowiedzi, dalsze wątki, spory), co sprzyja tworzeniu mikro-wspólnot dyskusyjnych wokół konkretnych treści. Badania jakościowe nad praktykami użytkowników Facebooka wskazują, że to właśnie komentarze, a nie samo polubienie są najczęściej interpretowane jako „prawdziwe” wsparcie, ponieważ wymagają większego wysiłku i świadczą o realnym zainteresowaniu sytuacją nadawcy<sup>170</sup>.

Udostępnienia (*shares*) pełnią z kolei podwójną funkcję: z jednej strony są narzędziem dyfuzji informacji (przenoszą treść do innych segmentów sieci), z drugiej są formą ekspresji tożsamości i afiliacji. L. de Vries, S. Gensler i P. S. H. Leeftang, analizując popularność postów marek na Facebooku, pokazali, że udostępnienia, obok polubień i komentarzy są odrębną kategorią reakcji, silnie powiązaną z oceną atrakcyjności i „dzielalności” treści<sup>171</sup>. W odróżnieniu od polubień, które są widoczne przede wszystkim w kręgu osób już powiązanych z nadawcą, udostępnienie kieruje przekaz do własnej sieci kontaktów użytkownika; jest więc formą rekomendacji, w której jednostka „zastawia” własną reputację na rzecz treści, którą uznaje za wartą rozpowszechnienia.

Z perspektywy socjologicznej różne formy interakcji różnicują także *siłę i typ więzi*. Badania M. Burke’a i R. Krauta pokazują, że bardziej „gęste” formy komunikacji (komentarze, prywatne wiadomości) są silniej powiązane z poprawą dobrostanu psychicznego i poczuciem wsparcia, zwłaszcza w relacjach o dużej wadze emocjonalnej, podczas gdy lekkie reakcje (polubienia) odgrywają większą rolę w podtrzymywaniu licznych, luźniejszych powiązań<sup>172</sup>. Z tego punktu widzenia „lajk” jest elementem infrastruktury utrzymywania szerokich sieci znajomości, natomiast komentarz i udostępnienie częściej wiążą się z relacjami, w których stawka emocjonalna lub reputacyjna jest wyższa.

W polskim kontekście istotne jest również to, że te trzy kategorie interakcji są dobrze rozpoznawalne kulturowo i na stałe weszły do potocznego słownika. W wypowiedziach badanych pojawiają się takie sformułowania jak „dać komuś lajka”, „wesprzeć kogoś komentarzem” czy „podawać coś dalej”, co świadczy o tym, że użytkownicy nie tylko korzystają

---

<sup>170</sup> N. B. Ellison, *Why We Don't Click...*, dz. cyt., s. 414–420.

<sup>171</sup> L. de Vries, S. Gensler, P. S. H. Leeftang, *Popularity of Brand Posts on Brand Fan Pages: An Investigation of the Effects of Social Media Marketing*, dz. cyt., s. 83–91.

<sup>172</sup> M. Burke, R. Kraut, *The Relationship Between Facebook Use and Well-Being: Depends on Communication Type and Tie Strength*, dz. cyt., s. 265–281.

z tych funkcji, ale także nadają im wyraźne znaczenia normatywne (gest wsparcia, solidarności, uznania, czasem także sankcji poprzez ostentacyjny brak reakcji)<sup>173</sup>.

Analiza sposobów interakcji w mediach społecznościowych pokazuje zatem, że:

- polubienia i inne reakcje jedno-klikowe pełnią funkcję lekkich, ale emocjonalnie znaczących sygnałów uwagi;
- komentarze są formą głębszego zaangażowania, istotną dla podtrzymywania relacji i tworzenia mikro-wspólnot dyskusyjnych;
- udostępnienia łączą dyfuzję treści z ekspresją tożsamości i pełnią rolę „mostów” między różnymi segmentami sieci społecznych.

W dalszej części pracy – przy analizie sieci społecznościowych – to właśnie te trzy typy interakcji będą traktowane jako podstawowe wskaźniki relacji i przepływu treści: polubienia jako mikro-sygnały więzi, komentarze jako ślady dialogu, a udostępnienia jako mechanizmy przenoszenia treści między różnymi częściami sieci.

#### **1.2.2.2. Tworzenie społeczności online i ich wpływ na relacje międzyludzkie**

Analiza wpływu mediów społecznościowych na relacje międzyludzkie wymaga rozróżnienia między luźnymi sieciami połączeń (followers, znajomi, kontakty) a względnie trwałymi społecznościami online. W literaturze przedmiotu przyjmuje się, że społeczność internetowa to nie tylko zbiór jednostek korzystających z tego samego narzędzia, lecz „wirtualna przestrzeń społeczna”, w której użytkowników łączą powtarzalne interakcje, poczucie przynależności oraz podzielane normy i cele. Howard Rheingold pisał o „kulturowych agregatach” powstających tam, gdzie „wystarczająco wielu ludzi wystarczająco często wpada na siebie w cyberprzestrzeni, aby wytworzyć splot ludzkich relacji”<sup>174</sup> co wciąż pozostaje jedną z najbardziej wpływowych definicji społeczności wirtualnej.

Nowsze ujęcia podkreślają, że o społeczności online możemy mówić dopiero wtedy, gdy spełnione są przynajmniej trzy warunki: istnieje wyraźnie określony cel lub obszar zainteresowań (np. wymiana doświadczeń opiekunów osób z demencją, rozwijanie umiejętności programistycznych, dzielenie się twórczością fanowską); członkowie rozpoznają siebie nawzajem jako „my” (poczucie wspólnoty, swoiste „inside jokes”, rytuały, własny żargon); interakcje są wbudowane w określoną infrastrukturę techniczną od klasycznych forów dyskusyjnych po serwery Discorda, zamknięte grupy na Facebooku, subreddity czy kanały

---

<sup>173</sup> M. Kupiński, dz. cyt., s. 145–150.

<sup>174</sup> H. Rheingold, *The Virtual Community: Homesteading on the Electronic Frontier*, MIT Press, Cambridge (MA) 1994, s. 57–58.

Twitcha<sup>175</sup>. Szczegółowe ramy analizy takich wspólnot proponuje Jenny Preece, która rozróżnia „użyteczność” (*usability*) i „społeczność” (*sociability*) platform. Użyteczność dotyczy tego, czy interfejs jest zrozumiały, nawigacja przejrzysta, a podstawowe operacje – technicznie proste. Natomiast „społeczność” odnosi się do jakości relacji i interakcji między użytkownikami, a więc do wymiaru stricte społecznego. Preece wyróżnia trzy kluczowe komponenty projektowania i analizy społeczności online: cel (*purpose*), ludzie (*people*) i zasady (*policies*)<sup>176</sup>.

- cel – wspólne zainteresowanie, potrzeba lub zadanie (np. wymiana wiedzy eksperckiej, wzajemne wsparcie, współpraca twórcza);
- ludzie – struktura ról (nowicjusze, „rdzeń” najaktywniejszych uczestników, moderatorzy), zróżnicowanie motywacji i kompetencji;
- zasady – eksplitywne regulaminy, jak i niepisane normy, zwyczaje, rytuały, mechanizmy sankcjonowania zachowań niepożądanych<sup>177</sup>.

W takim ujęciu społeczność online nie jest prostą sumą pojedynczych kontaktów, lecz złożonym, socjotechnicznym ekosystemem, w którym architektura platformy (np. sposób moderowania komentarzy, dostępność kanałów prywatnych i publicznych, mechanizmy reputacji) współtworzy ramy relacji interpersonalnych. Teza ta jest szerzej rozwijana w typologiach społeczności internetowych, które starają się uchwycić ich zróżnicowanie funkcjonalne. Stanoevska-Slabeva i Schmid wyróżniają m.in. społeczności zorientowane na informacje (*communities of interest*), praktykę (*communities of practice*), transakcje (np. wokół marek i produktów) oraz społeczności hybrydowe, wskazując, że każda z tych kategorii wiąże się z odmiennym wzorcem relacji i zaangażowania<sup>178</sup>.

W kontekście mediów społecznościowych istotne jest także zróżnicowanie form ekspresji i kanałów komunikacji, na których opierają się poszczególne wspólnoty. Część z nich utrzymuje się przede wszystkim na treściach tekstowych (fora dyskusyjne, komentarze na Reddit czy Wykopie), inne – na materiałach wizualnych (społeczności fotograficzne na Instagramie, grupy grafików i ilustratorów), jeszcze inne – na wideo na żywo i głosie (serwery Discorda,

---

<sup>175</sup> N. K. Baym, *Personal Connections in the Digital Age*, Polity Press, Cambridge 2010, rozdz. 4 „Communities and networks”, s. 72–98.

<sup>176</sup> J. Preece, *Sociability and usability in online communities: determining and measuring success*, „Behaviour & Information Technology” 2001, t. 20, nr 5, s. 347–356.

<sup>177</sup> K. Stanoevska-Slabeva, B. F. Schmid, *A typology of online communities and community supporting platforms*, w: *Proceedings of the 34th Hawaii International Conference on System Sciences*, IEEE, 2001, s. 7010–7019.

<sup>178</sup> K. Stanoevska-Slabeva, B. F. Schmid, *A Typology of Online Communities and Community Supporting Platforms*, w: *Proceedings of the 34th Annual Hawaii International Conference on System Sciences (HICSS-34)*, IEEE Computer Society, 2001.

Twitch, platformy gamingowe). W ramach jednej platformy współwystępują przy tym formaty ulotne (relacje typu Stories, transmisje na żywo, „znikające” wiadomości) i trwałe (posty archiwalne, wątki forów, nagrania wideo), co przekłada się na odmienne dynamiki budowania więzi – od krótkotrwałych, intensywnych „wydarzeń” po długofalowe projekty współpracy<sup>179</sup>.

Empiryczne badania wskazują, że funkcje społeczności online dalece wykraczają poza proste „podzielenie się treścią”. Preece pokazuje, że na poziomie strukturalnym o „dojrzałości” wspólnoty świadczą m.in. stopień wzajemności (*reciprocity*) w odpowiedziach, poziom zaufania między użytkownikami, liczba wiadomości pozostających „w temacie” oraz obecność ról regulacyjnych (moderatorów, osób „witających” nowych członków)<sup>180</sup>. Społeczności, w których wymienione wskaźniki utrzymują się na wysokim poziomie, sprzyjają przekształcaniu początkowo słabych, informacyjnych więzi w relacje o większym ładunku emocjonalnym często o charakterze wsparcia społecznego.

W literaturze dotyczącej relacji międzyludzkich w sieci coraz częściej podkreśla się, że aktywność w społecznościach online wpływa na strukturę sieci osobistych użytkowników, wprowadzając model relacji określany jako „networked individualism”. Nancy Baym, analizując relacje między wspólnotami i sieciami w ujęciu mikrospołecznym, zwraca uwagę, że jednostki funkcjonują równocześnie w wielu, częściowo nakładających się społecznościach tematycznych, zawodowych i hobbystycznych. Każda z nich wiąże się z innym zestawem norm, oczekiwań i zasobów, a użytkownicy negocjują swoją tożsamość, przełączając się między rolami (np. eksperta, ucznia, fana, moderatora).<sup>6</sup>

Kluczowy jest tu aspekt tożsamościowy. Profil użytkownika rozumiany nie tylko jako „strona profilu” na pojedynczej platformie, ale jako całokształt widocznej aktywności: wpisów, komentarzy, pseudonimów, awatarów, stałych formuł powitania czy charakterystycznego humoru staje się podstawowym nośnikiem reputacji w społecznościach online. Uczestnictwo w konkretnych grupach, serwerach czy subforach jest odczytywane przez innych jako sygnał przynależności do określonych środowisk i stylów życia. W efekcie tożsamość użytkownika przybiera charakter „wielowątkowy”: różne wspólnoty internetowe dostarczają różnych zasobów symbolicznych i emocjonalnych, które następnie są integrowane (lub negocjowane) w biografii jednostki<sup>181</sup>.

---

<sup>179</sup> N. K. Baym, *Personal Connections in the Digital Age*, Polity Press, Cambridge 2010, rozdz. 4 „Communities and networks”, s. 72–98.

<sup>180</sup> J. Preece, *Online Communities: Designing Usability, Supporting Sociability*, John Wiley & Sons, Chichester 2000, s. 171–195.

<sup>181</sup> N. K. Baym, *Personal Connections in the Digital Age*, dz. cyt., s. 72–98.

Szczególnie dobrze widoczne jest to w społecznościach wsparcia zarówno zdrowotnego, jak i związanego z doświadczeniami biograficznymi (np. rodzicielstwo, migracja, żałoba). Badania Natalii Walter nad internetowym wsparciem społecznym pokazują, że użytkownicy korzystający z takich wspólnot wskazują nie tylko na dostęp do informacji specjalistycznej, ale także na możliwość podzielenia się własną historią, doświadczeniem „bycia wysłuchanym” i otrzymania zwrotnego wsparcia emocjonalnego<sup>182</sup>. Relacje tego typu często współistnieją z więziami offline (rodzina, przyjaciele), lecz wypełniają luki tam, gdzie najbliższe otoczenie nie dysponuje adekwatną wiedzą lub wrażliwością (np. w przypadku chorób rzadkich, doświadczenia migracji czy niszowych zainteresowań).

Z perspektywy relacji rodzinnych i przyjacielskich społeczności online pełnią także funkcję „infrastruktury pośredniczącej” w utrzymywaniu kontaktu na odległość. Walter podkreśla, że internet, w tym platformy społecznościowe, stał się „przedłużeniem układu nerwowego rzeczywistości”, umożliwiając podtrzymywanie więzi tam, gdzie bezpośrednia obecność jest niemożliwa lub bardzo utrudniona<sup>183</sup>. W praktyce oznacza to, że relacje z bliskimi coraz częściej „przechodzą” przez konkretne wspólnoty: rodzinne grupy na komunikatorach, zamknięte kręgi znajomych na Facebooku, wspólne serwery gry czy prywatne kanały na Discordzie. Takie „mikro-społeczności” opierają się jednocześnie na infrastrukturze medialnej i na wcześniej istniejących więziach, co zaciera granicę między relacjami „online” i „offline”.

Z punktu widzenia struktury społecznej ważne jest również to, że społeczności internetowe generują zarówno więzi „wiążące” (*bonding*) o dużym ładunku emocjonalnym, najczęściej wewnątrz homogenicznych grup, jak i „pomostowe” (*bridging*), łączące osoby o zróżnicowanych zasobach i pozycjach społecznych. W społecznościach praktyki (np. programistów open-source, badaczy akademickich, fotografów) często mamy do czynienia z intensywnym przepływem wiedzy między ekspertami i początkującymi, co sprzyja dyfuzji innowacji i uczeniu się przez uczestnictwo.<sup>46</sup> W społecznościach wsparcia centralne staje się doświadczenie „bycia w podobnej sytuacji”, a więc budowanie silnych więzi opartych na empatii i podobieństwie biograficznym<sup>184</sup>.

Wpływ społeczności online na relacje międzyludzkie nie jest jednak jednoznacznie pozytywny. Preece zwraca uwagę, że tam, gdzie brakuje jasno określonych zasad i mechanizmów moderacji, stosunkowo łatwo dochodzi do eskalacji konfliktów, tworzenia „kliki” wykluczających nowicjuszy czy normalizacji zachowań przemocowych (np. wrogości wobec mniejszo-

---

<sup>182</sup> N. Walter, *Internetowe wsparcie społeczne*, Wydawnictwo Naukowe UAM, Poznań 2012, s. 15–23, 223.

<sup>183</sup> Tamże, s. 18–19.

<sup>184</sup> Tamże, s. 18–19.

ści)<sup>185</sup>. Z drugiej strony zbyt sztywne lub arbitralnie egzekwowane reguły (np. masowe blokowanie krytycznych wypowiedzi, filtracja dyskusji) mogą prowadzić do poczucia cenzury i utraty zaufania do moderatorów oraz samej platformy. W obu przypadkach obserwujemy bezpośredni wpływ uwarunkowań instytucjonalnych i technicznych na jakość relacji interpersonalnych w obrębie społeczności.

Podsumowując, społeczności online stanowią dziś jeden z kluczowych mechanizmów, poprzez które media społecznościowe oddziałują na relacje międzyludzkie. Umożliwiają formowanie nowych typów więzi transnarodowych, tematycznie wyspecjalizowanych, asynchronicznych i często hybrydycznych (łączy elementy prywatnej i publicznej komunikacji), a także rekombinację istniejących sieci osobistych. Jednocześnie, jako struktury silnie zależne od architektury platform i ich polityk, nie są neutralnym „tłem” relacji, lecz aktywnie je współkonstruuje, wzmacniając wybrane formy zaangażowania i marginalizując inne. Z perspektywy analizy sieci społecznościowych oznacza to, że węzłami o szczególnym znaczeniu są nie tylko pojedynczy użytkownicy, lecz także same społeczności jako gęsto powiązane „gniazda” relacji (przestrzenie), w których globalna sieć cyfrowa przybiera formę przeżywaną biograficznie i emocjonalnie przez swoich uczestników.

### 1.2.3. Przepływ informacji w środowisku mediów społecznościowych

Przepływ informacji w środowisku mediów społecznościowych nie sprowadza się do prostego „nadawania” przekazu, lecz ma charakter procesu dyfuzyjnego, w którym mikrodziałania użytkowników (kliknięcia, komentarze, udostępnienia, zatrzymanie uwagi na treści) są sprzężone z algorytmicznym przetwarzaniem sygnałów przez platformę. W literaturze opisyje się ten proces za pomocą pojęcia kaskad informacyjnych (information cascades), czyli łańcuchów kolejnych przekazów tej samej treści pomiędzy użytkownikami, często z uwzględnieniem zarówno kierunku (kto od kogo „przejmuje” treść), jak i momentu czasowego każdego przekazania<sup>186187188</sup>.

Na poziomie strukturalnym przepływ informacji ma cechy charakterystyczne dla dyfuzji w sieciach złożonych. Goel i in. wprowadzają pojęcie „wiralności strukturalnej”, rozumianej jako średnia odległość geodezyjna między wszystkimi parami węzłów biorących udział

---

<sup>185</sup> J. Preece, „Sociability and usability in online communities: determining and measuring success”, *Behaviour & Information Technology* 2001, t. 20, nr 5, s. 347–356.

<sup>186</sup> J. Cheng, L. A. Adamic, P. A. Dow, J. Kleinberg, J. Leskovec, *Can Cascades be Predicted?*, w: „Proceedings of the 23rd International World Wide Web Conference (WWW '14)”, ACM, New York 2014, s. 925–936.

<sup>187</sup> J. Atienza-Barthelemy, M. Blázquez-Parra, J. A. Álvarez-García, *Modeling Information Diffusion on Social Media: The Role of Content Saturation on Twitter*, „Mathematics” 2025, 13(6), art. 963, s. 1–23.

<sup>188</sup> M. Sidorov, V. B. Kirichek, M. Koucheryavy, *Revisiting Information Cascades in Online Social Networks*, „Mathematics” 2024, 13(1), art. 77, s. 1–28.

w kaskadzie<sup>189</sup>. Pozwala to uchwycić kontinuum między dyfuzją o charakterze „broadcastowym” (gwiazdzista struktura kaskady, gdzie większość odbiorców otrzymuje treść bezpośrednio od jednego źródła) a dyfuzją „wirusową” w ścisłym sensie (wiele kolejnych, wielopoziomowych przekazów). W praktyce dominują raczej kaskady płytkie i szerokie o dużej liczbie odbiorców, ale niewielkiej liczbie „pokoleń” przekazywania, jednak niewielka liczba kaskad głębokich może generować znaczną część całkowitego zasięgu danego przekazu<sup>190</sup>.

Kluczowym wymiarem przepływu informacji jest czas. Badania nad dynamiką aktywności komunikacyjnej pokazują, że ludzkie zachowania online są „wybuchowe” (bursty), aktywność użytkowników koncentruje się w krótkich, intensywnych okresach, rozdzielonych długimi fazami względnej bierności. Barabási wiąże to z kolejkową naturą ludzkich decyzji: użytkownicy priorytetyzują zadania, co prowadzi do rozkładów z „długim ogonem” w odstępach między kolejnymi reakcjami. Na tej strukturze „wybuchowej” nakłada się bardzo szybka dynamika życia pojedynczych treści: analizy Twittera wskazują, że mediana „połowicznego czasu życia” tweeta czyli momentu, w którym zgromadził on 50% wszystkich wyświetleń wynosi około 80 minut, a 95% tweetów nie generuje już istotnej liczby impresji po upływie 24 godzin<sup>191</sup>.

Przepływ informacji w mediach społecznościowych jest równocześnie sprzężony z cyklem życia wiadomości w serwisach informacyjnych. Castillo i in. pokazują, że odwiedziny artykułów prasowych są silnie skorelowane z aktywnością w serwisach społecznościowych (komentarze, linki, udostępnienia), a szczyty ruchu na stronach informacyjnych występują w krótkim okresie po „wybuchu” zainteresowania w mediach społecznościowych<sup>192</sup>. Oznacza to, że platformy społecznościowe pełnią funkcję swoistego „układu krążenia” ekosystemu informacyjnego i to w nich zapada decyzja, które treści informacyjne (np. artykuły prasowe, materiały wideo, raporty instytucji publicznych) zostaną „pompowane” do szerokiej publiczności, a które pozostaną peryferyjne.

W kontekście polskim ma to szczególnie istotne konsekwencje, ponieważ znacząca część odbiorców korzysta z mediów społecznościowych jako z podstawowego kanału dostępu do informacji o bieżących wydarzeniach. W raporcie Reuters Institute dla Polski za 2025 r. odnotowano wzrost korzystania z mediów społecznościowych „do wiadomości” o 6 punktów pro-

---

<sup>189</sup> S. Goel, A. Anderson, J. Hofman, D. J. Watts, *The Structural Virality of Online Diffusion*, „Management Science” 2016, 62(1), s. 180–196.

<sup>190</sup> Tamże.

<sup>191</sup> A.–L. Barabási, *The Origin of Bursts and Heavy Tails in Human Dynamics*, „Nature” 2005, 435, s. 207–211.

<sup>192</sup> J. Pfeffer, *The Half-Life of a Tweet*, „Proceedings of the 17th International AAAI Conference on Web and Social Media (ICWSM)”, 2023, b.p.

centowych rok do roku<sup>193</sup>. Biorąc dodatkowo pod uwagę wcześniej przytaczane dane dotyczącej grupy 18–24 lata, w praktyce oznacza to, że analiza przepływu informacji w mediach społecznościowych jest de facto analizą głównego kanału dystrybucji treści publicznych dla dużej części społeczeństwa.

Z perspektywy niniejszej pracy kluczowe jest zatem traktowanie przepływu informacji jako rezultatu współdziałania trzech poziomów: mikro-poziomu decyzji jednostek (czy kliknąć, udostępnić, zareagować), mezo-poziomu struktury sieci (jakie relacje łączą użytkowników) oraz makro-poziomu algorytmicznej kuracji treści (jak platforma porządkuje i eksponuje komunikaty). Podrozdziały 1.2.3.1. i 1.2.3.2. rozwijają te dwa ostatnie wymiary, pokazując odpowiednio jak szybkość i skala dyfuzji wynikają z właściwości sieci, a następnie w jaki sposób algorytmy platform wzmacniają lub hamują te procesy.

### **1.2.3.1. Szybkość i skalowalność przekazywania informacji**

Szybkość i skalowalność przepływu informacji w mediach społecznościowych są konsekwencją trzech powiązanych elementów: gęstości sieci kontaktów, niskiego kosztu dalszego przekazywania treści oraz asynchronicznej, ale bardzo szybkiej reaktywności użytkowników. W przeciwieństwie do tradycyjnych mediów masowych, gdzie istotna jest głównie liczba odbiorców pojedynczego przekazu, w mediach społecznościowych analizuje się całe kaskady udostępnień, czyli trajektorie, jakimi treść „wędruje” po sieci<sup>194</sup>.

Badania nad Twitterem pokazują, że duża część treści osiąga szczyt widoczności w ciągu kilkadziesiąt sekund od publikacji; dla przeciętnego tweeta szczyt liczby wyświetleń przypada około 72 sekund po zamieszczeniu, a połowa wszystkich impresji generowana jest w czasie krótszym niż półtorej godziny<sup>195</sup>. Z punktu widzenia modelowania oznacza to, że okno czasowe, w którym decyduje się „przyszłość” danego komunikatu, jest niezwykle krótkie jeśli treść nie uzyska wystarczającej liczby reakcji w pierwszych minutach, prawdopodobieństwo zainicjowania dużej kaskady gwałtownie maleje.

Cheng i in., analizując miliony kaskad udostępnień fotografii na Facebooku, pokazują, że dalszy wzrost kaskady staje się przewidywalny dopiero po osiągnięciu określonej liczby pierwszych udostępnień (np. 25 udostępnień), a kluczowe znaczenie mają cechy strukturalne

---

<sup>193</sup> C. Castillo, R. El-Haddad, J. Pfeffer, M. Stempeck, *Characterizing the Life Cycle of Online News Stories Using Social Media Reactions*, w: „Proceedings of the 17th ACM Conference on Computer Supported Cooperative Work & Social Computing (CSCW '14)”, ACM, New York 2014, s. 211–223.

<sup>194</sup> J. Cheng, L. A. Adamic, P. A. Dow, J. Kleinberg, J. Leskovec, *Can Cascades be Predicted?*, w: „Proceedings of the 23rd International World Wide Web Conference (WWW '14)”, ACM, New York 2014, s. 925–936.

<sup>195</sup> J. Pfeffer, *The Half-Life of a Tweet*, Proceedings of the 17th International AAAI Conference on Web and Social Media (ICWSM), 2023, b.p.

pierwszej fazy (szerokość pierwszego „pokolenia” udostępnień) oraz parametry czasowe (tempo kolejnych re-share’ów)<sup>196</sup>. To właśnie w tej bardzo wczesnej fazie decyduje się, czy dana treść pozostanie lokalnym epizodem, czy też rozwinie się w kaskadę o zasięgu ogólnospołecznym.

Skalowalność przepływu informacji wynika z możliwości wielokrotnego zwielokrotniania zasięgu na kolejnych etapach kaskady. W prostym ujęciu, jeśli przeciętny użytkownik udostępniający treść ma  $k$  odbiorców, a pewien odsetek z nich również ją udostępni, to już w kilku krokach potencjalny zasięg może osiągnąć setki tysięcy czy miliony użytkowników. Goel i in. pokazują, że nawet kaskady liczące setki tysięcy odbiorców mogą mieć stosunkowo małą głębokość (np. 3–4 „pokolenia”), co oznacza, że duża skala nie musi być związana z wielką liczbą kolejnych przekazów, wystarczy kilka szerokich „fal” udostępnień<sup>197</sup>.

Istotne jest także rozróżnienie między dyfuzją „prostą” i „złożoną”. W dyfuzji prostej (np. przekazywanie informacji o faktach) jedno zetknięcie z treścią może wystarczyć, aby użytkownik zdecydował się ją dalej przekazać; w dyfuzji złożonej (np. zmiana postawy, przyjęcie kontrowersyjnego poglądu) często konieczne są wielokrotne ekspozycje z różnych źródeł<sup>198</sup>. Media społecznościowe umożliwiają oba typy dyfuzji, jednak ich wysoka szybkość i skalowalność sprawiają, że prosta dyfuzja informacyjna (np. nagłówki, memy, krótkie wideo) dominuje pod względem liczby kaskad oraz ich maksymalnego zasięgu.

Empiryczne badania wskazują również, że szybkość przepływu informacji jest istotnie zróżnicowana między typami treści. Vosoughi, Roy i Aral, analizując 126 tys. łańcuchów przekazu na Twitterze, wykazali, że fałszywe informacje polityczne rozchodzą się „dalej, szybciej i szerzej” niż informacje prawdziwe: osiągają większą głębokość kaskad, szybciej docierają do kolejnych „pokoleń” użytkowników i angażują więcej osób na każdym etapie<sup>199</sup>. Oznacza to, że sama infrastruktura mediów społecznościowych umożliwiająca błyskawiczne, niskokosztowe przekazywanie treści sprzyja szczególnie tym komunikatom, które mają wysoką wartość emocjonalną lub sensacyjną, nawet jeśli ich wartość poznawcza jest niska.

W warunkach polskich te ogólne prawidłowości nakładają się na rosnącą rolę mediów społecznościowych jako kanału odbioru wiadomości. W takiej konfiguracji szybkość przepływu informacji nie jest już wyłącznie cechą technologii, lecz staje się elementem codzien-

---

<sup>196</sup> J. Cheng, L. A. Adamic, P. A. Dow, J. Kleinberg, J. Leskovec, *Can Cascades be Predicted?*, w: „Proceedings of the 23rd International World Wide Web Conference (WWW '14)”, ACM, New York 2014, s. 925–936.

<sup>197</sup> S. Goel, A. Anderson, J. Hofman, D. J. Watts, *The Structural Virality of Online Diffusion*, „Management Science” 2016, 62(1), s. 180–196.

<sup>198</sup> S. Vosoughi, D. Roy, S. Aral, *The Spread of True and False News Online*, „Science” 2018, 359(6380), s. 1146–1151.

<sup>199</sup> Tamże.

nego doświadczenia komunikacyjnego, użytkownicy internalizują normę natychmiastowej reakcji i nieustannej aktualizacji wiedzy.

Podsumowując, szybkość i skalowalność przekazywania informacji w mediach społecznościowych wynikają z kombinacji: krótkiego „okna krytycznego” po publikacji treści, możliwości kaskadowego zwielokrotniania zasięgu w kilku zaledwie krokach oraz wysokiej gotowości użytkowników do natychmiastowych reakcji. W kolejnej części (1.2.3.2.) pokazano, że parametry te nie są wyłącznie rezultatem oddolnych decyzji użytkowników, lecz w dużej mierze efektem działania algorytmów rankingowych i mechanizmów „trendów”, które selekcjonują i wzmacniają wybrane trajektorie dyfuzji.

### 1.2.3.2. Wpływ algorytmów i trendów na przepływ informacji

O ile podrozdział 1.2.3.1. koncentrował się na „naturalnych” właściwościach dyfuzji w sieci użytkowników, o tyle w niniejszej części chodzi o pokazanie, że rzeczywisty przepływ informacji jest silnie kształtowany przez algorytmiczną kurację treści. Oznacza to, że szybkość i skalowalność kaskad informacyjnych nie są jedynie funkcją struktury relacji między użytkownikami, ale także w niektórych przypadkach przede wszystkim rezultatem decyzji systemów rekomendacyjnych, które oceniają i rangują treści<sup>200</sup>.

Współczesne platformy społecznościowe stosują wielowarstwowe systemy rankingowe, które dla każdego użytkownika konstruują spersonalizowany strumień treści na podstawie tysięcy sygnałów: historii interakcji, rodzaju treści (tekst, wideo, live), relacji z autorem, przewidywanego prawdopodobieństwa reakcji (kliknięcie, polubienie, komentarz, udostępnienie) i wielu innych. Oficjalne materiały Meta podkreślają, że dla Facebooka i Instagrama buduje się dla każdego posta indywidualny „wynik szacowanej wartości” (*predicted value*), będący funkcją prognozowanych zachowań użytkownika, a następnie sortuje się posty malejąco według tego wyniku<sup>201</sup>.

Z punktu widzenia przepływu informacji oznacza to, że algorytm zachowuje się jak potężny „zawór ciśnienia informacyjnego”: dla części treści otwiera go szeroko już w pierwszych minutach (zapewniając im wysoki ranking w strumieniach wielu użytkowników), dla innych w praktyce go zamyka, ograniczając ekspozycję do wąskiego kręgu odbiorców. Badania nad algorytmicznym rankingiem pokazują, że przejście z chronologicznego do algorytmicznego ułożenia treści może istotnie zmienić zarówno strukturę ekspozycji, jak

---

<sup>200</sup> *Algorithmic Curation*, w: „The International Encyclopedia of Media Literacy”, Wiley, Hoboken 2018, b.p.

<sup>201</sup> *Our Approach to Facebook Feed Ranking* oraz *Our Approach to Explaining Ranking*, Meta, Transparency Center, 2023–2025, b.p., <https://transparency.meta.com/features/explaining-ranking/>, dostęp: 27.11.2025.

i zachowania użytkowników: rośnie łączny czas spędzany na platformie, ale równocześnie zawęża się spektrum źródeł, z których użytkownik faktycznie konsumuje treści<sup>202</sup>.

Kluczowe jest przy tym, że algorytmy rankingowe w ogromnej większości optymalizują wskaźniki zaangażowania (*engagement*), a nie jakość informacyjną treści. Badania Milli i współautorów pokazują, że w przypadku X algorytmiczny dobór treści wzmacnia wpisy nacechowane emocjonalnie, zwłaszcza wyrażające złość i wrogość wobec grup zewnętrznych w porównaniu z liniową osią czasu<sup>203</sup>. Z kolei analizy „algorytmicznego wzmocnienia” treści politycznych na X wskazują, że rekomendacyjny system platformy w większym stopniu promuje materiały pochodzące z części sceny politycznej (w badaniu Huzsára i in. – głównie z prawej strony spektrum), co bezpośrednio przekłada się na zasięg konkretnych narracji<sup>204</sup>.

Bezpośredni związek między algorytmami a szybkością i skalą dyfuzji szczególnie dobrze widać na przykładzie mechanizmu „trendów” (*trending topics*). Na wielu platformach (X, TikTok, Instagram, YouTube) lista trendów jest wyodrębnioną powierzchnią interfejsu, która promuje tematy i hashtagi osiągające w danym momencie nietypowo wysoki poziom aktywności. Analiza Schlessingera i in. pokazuje, że umieszczenie hashtagu na liście trendów prowadzi do statystycznie istotnego wzrostu liczby nowych tweetów z tym hashtagiem, co oznacza, że trend jest nie tylko wskaźnikiem popularności, ale i mechanizmem napędzającym dalszą dyfuzję<sup>205</sup>. Co istotne, efekty te są szczególnie silne dla użytkowników mniej popularnych, którzy dzięki „trendom” mogą wyjść poza własną, ograniczoną sieć obserwujących. Innymi słowy, mechanizm trendów zwiększa zarówno skalę, jak i tempo przepływu informacji, tworząc dodatkowy „pas transmisyjny” między lokalnymi a globalnymi kaskadami.

Z perspektywy normatywnej rośnie znaczenie pytań o przejrzystość tych mechanizmów. W literaturze mówi się o „kuracji algorytmicznej” (*algorithmic curation*), podkreślając, że decyzje o tym, jakie treści pojawią się w strumieniu użytkownika, podejmują w praktyce systemy rekomendacyjne działające w oparciu o uczenie maszynowe, a wybory te są dla użytkownika zazwyczaj nieprzejrzyste. W odpowiedzi na rosnącą presję regulacyjną (m.in. Digital Services Act w UE) Meta i inne platformy zaczęły publikować tzw. „system cards” czyli opisy działania głównych algorytmów rankingowych oraz udostępniać ograniczone interfejsy

---

<sup>202</sup> F. Huszár i in., *Algorithmic Amplification of Politics on Twitter*, „Proceedings of the National Academy of Sciences” 2021, 118(25), e2025334118, s. 1- 6.

<sup>203</sup> F. Germano, G. Valenti, *Ranking for Engagement: How Social Media Algorithms Shape Media Consumption*, Barcelona School of Economics Working Paper 2025, s. 1–45.

<sup>204</sup> F. Huszár i in., *Algorithmic Amplification of Politics on Twitter*, „Proceedings of the National Academy of Sciences” 2021, 118(25), e2025334118, s. 4–8.

<sup>205</sup> J. Schlessinger, K. P. Garimella, M. Jakesch, D. Eckles, *Effects of Algorithmic Trend Promotion: Evidence from Coordinated Campaigns in Twitter’s Trending Topics*, w: „Proceedings of the 17th International AAAI Conference on Web and Social Media (ICWSM)”, 2023, s. 692–703.

badawcze<sup>206</sup>. Jednak równolegle inne narzędzia zwiększające przejrzystość (jak CrowdTangle służący do analizy viralowości treści publicznych) są wygaszane, co utrudnia niezależną analizę przepływu informacji<sup>207</sup>.

Na gruncie polskim dyskusja o wpływie algorytmów na przepływ informacji zyskuje wymiar bezpieczeństwa informacyjnego. W 2024 r. uwagę opinii publicznej zwrócił incydent z fałszywą depeszą Polskiej Agencji Prasowej o mobilizacji 200 tys. osób do walki na Ukrainie. Fałszywa informacja pojawiła się w systemie agencyjnym dwukrotnie i zanim została usunięta zaczęła cyrkulować w mediach społecznościowych, gdzie algorytmiczny ranking mógł prowadzić do jej dalszej amplifikacji w obrębie określonych społeczności. Incydent ten dobrze ilustruje, że przepływ informacji w mediach społecznościowych jest dziś nierozzerwalnie związany z ryzykiem szybkiej dyfuzji dezinformacji, której zasięg częściowo determinują właśnie algorytmy.

W tym ujęciu istotnym wymogiem teoretycznym pozostaje powiązanie opisu algorytmów z analizą ich efektów dyfuzyjnych. Charakterystyka działania mechanizmów algorytmicznych nie powinna być bowiem odrywana od kwestii skalowalności oraz szybkości przepływu informacji. Uzupełniając tę perspektywę, można stwierdzić, że:

- algorytmy rankingowe wpływają na szybkość, ponieważ decydują, które treści uzyskają szeroką ekspozycję w krytycznym, wczesnym oknie czasowym po publikacji (co jest kluczowe dla rozwoju kaskady);
- mechanizmy takie jak „trendy” czy rekomendacje „For You” wpływają na skalę, ponieważ przenoszą treści poza lokalne sieci użytkowników, pozwalając im „przeskakiwać” między klastrami sieci i docierać do odbiorców, którzy w ogóle nie są powiązani z pierwotnym nadawcą.

Dopiero łączne ujęcie obu wymiarów oddolnych działań użytkowników i odgórnej kuracji algorytmicznej pozwala więc w pełni zrozumieć, w jaki sposób media społecznościowe kształtują współczesny krajobraz informacyjny i dlaczego niektóre komunikaty osiągają w nim ogromną prędkość i skalę, podczas gdy inne pozostają niewidoczne.

---

<sup>206</sup> *Our Approach to Facebook Feed Ranking* oraz *Our Approach to Explaining Ranking*, Meta, Transparency Center, 2023–2025, b.p., <https://transparency.meta.com/features/explaining-ranking/>, dostęp: 13.10.2025.

<sup>207</sup> G. Punziano, F. Marrazzo, S. Acampa, *An Application of Content Analysis to Crowdtangle Data: The 2020 Constitutional Referendum Campaign on Facebook*, „Current Politics and Economics of Europe” 2021, t. 32, nr 4, s. 373–374.

### 1.3. Przedstawienie praktycznych zastosowań mediów społecznościowych

Media społecznościowe przestały być traktowane jako marginalny dodatek do tradycyjnych kanałów komunikacji i stały się jednym z podstawowych środowisk działania współczesnych organizacji – zarówno biznesowych, jak i publicznych. W literaturze podkreśla się, że w przypadku nawet tak regulowanego i konserwatywnego sektora, jak bankowość, media społecznościowe są już uznawane za jedno z najważniejszych narzędzi marketingowych służących dotarciu do klientów i komunikowaniu się z nimi<sup>208</sup>. Badanie Agnieszki Ertman, obejmujące największe banki działające w Polsce, pokazuje, że wszystkie analizowane instytucje prowadzą aktywne profile w mediach społecznościowych i traktują je jako stały element strategii marketingowej oraz komunikacyjnej, a nie jedynie jako okazjonalny kanał promocji<sup>209</sup>.

Praktyczne zastosowania mediów społecznościowych można zarysować na kilku komplementarnych płaszczyznach. Po pierwsze, pełnią one funkcję kanału komunikacji społecznej z szeroko rozumianym otoczeniem organizacji: klientami, użytkownikami produktów, społecznościami lokalnymi, organizacjami pozarządowymi czy mediami. W sektorze bankowym media społecznościowe służą nie tylko do informowania o nowych produktach czy promocjach, ale również do przekazywania komunikatów dotyczących bezpieczeństwa finansowego, ostrzegania przed próbami phishingu, informowania o przerwach technicznych i wyjaśniania złożonych zagadnień, takich jak zmiany stóp procentowych czy nowe regulacje<sup>210</sup>.

Po drugie, media społecznościowe stanowią współcześnie kluczowe narzędzie marketingu i zarządzania marką. Koncepcja „Marketingu 4.0” Ph. Kotlera i współautorów zakłada wprost, że przejście od komunikacji tradycyjnej do cyfrowej wiąże się z przesunięciem akcentu z jednokierunkowego przekazu masowego w stronę dialogu oraz współtworzenia treści z klientami<sup>211</sup>. W kampaniach projektowanych z myślą o mediach społecznościowych obok klasycznych wskaźników zasięgu i częstotliwości rośnie znaczenie wskaźników zaangażowania takich jak komentarze, udostępnienia, treści tworzone przez użytkowników, które są traktowane jako sygnał budowania głębszej relacji z marką. W polskiej przestrzeni cyfrowej do-

---

<sup>208</sup> A. Ertman, *Media społecznościowe w działalności marketingowej banków w Polsce*, „e-mentor” 2023, nr 3(100), s. 78.

<sup>209</sup> Tamże, s. 78–86.

<sup>210</sup> Tamże, s. 78–82.

<sup>211</sup> Ph. Kotler, H. Kartajaya, I. Setiawan, *Marketing 4.0. Moving from Traditional to Digital*, Wiley, Hoboken 2017, s. 63–70.

brze ilustrują to działania takich marek jak Allegro, InPost czy Kubota, których profile w mediach społecznościowych opierają się na konsekwentnie budowanych narracjach, humorze oraz nawiązywaniu do bieżących wydarzeń, przy jednoczesnym wplataniu informacji o ofercie<sup>212</sup>.

Po trzecie, media społecznościowe stały się ważnym źródłem danych wykorzystywanych w badaniach rynku. Dane generowane przez użytkowników, zarówno deklaratywne (opinie, recenzje, komentarze), jak i behawioralne (reakcje, liczba odsłon, czas oglądania materiałów) wchodzi do systemów informacji marketingowej jako materiał do analizy preferencji konsumenckich, identyfikacji trendów oraz wczesnego wykrywania potencjalnych kryzysów reputacyjnych. Sojkin zwraca uwagę, że współczesny system informacji marketingowej musi integrować dane z wielu źródeł, w tym z internetu i mediów społecznościowych, aby zapewnić decydentom „aktualny, wieloaspektowy obraz rynku”<sup>213</sup>. Przykładem zastosowania takich narzędzi są polskie systemy monitoringu internetu (jak SentiOne), wykorzystywane przez przedsiębiorstwa do śledzenia wzmianek o marce, analizowania wydźwięku emocjonalnego dyskusji i oceny skuteczności działań komunikacyjnych<sup>214</sup>.

Wreszcie, istotnym obszarem zastosowań mediów społecznościowych jest rekrutacja i budowa marki pracodawcy (*employer branding*). Serwisy takie jak LinkedIn, liczne grupy branżowe na Facebooku czy platformach typu Discord służą nie tylko zamieszczaniu ofert pracy, ale również prezentowaniu kultury organizacyjnej, wartości firmy, historii pracowników oraz możliwości rozwoju. W ten sposób media społecznościowe działają jako kanał komunikacji z potencjalnymi pracownikami i narzędzie budowania zaufania do organizacji także w roli pracodawcy.

### 1.3.1. Komunikacja publiczna i instytucjonalna w mediach społecznościowych

Komunikacja realizowana za pośrednictwem mediów społecznościowych ma dziś istotne znaczenie nie tylko w działalności podmiotów komercyjnych, lecz również w funkcjonowaniu instytucji publicznych, organizacji społecznych oraz aktorów życia politycznego. W tym aspekcie media społecznościowe nie są jedynie kanałem rozpowszechniania informacji, ale środowiskiem dialogu, w którym nadawca pozostaje w stałej relacji z odbiorcami, reaguje na ich pytania, wyjaśnia wątpliwości, koryguje nieporozumienia oraz buduje własną wiarygod-

---

<sup>212</sup> K. Dobrowolska, *Social media? InPost robi to (bardzo) dobrze!*, „Medialis”, 22.06.2021, b.p., <https://medialis.pl/social-media-inpost-robi-to-bardzo-dobrze/>, dostęp: 28.02.2025.

<sup>213</sup> B. Sojkin, *Informacyjne podstawy decyzji marketingowych*, PWE, Warszawa 2009, s. 7, 64.

<sup>214</sup> M. Hartnell, *#ęść czyli jak mBank wyszedł z kryzysu obronną ręką – Case Study*, SentiOne Blog, 11.08.2020, <https://sentione.com/blog/pl/kryzys-mbank-case-study/>, dostęp: 11.03.2025.

ność komunikacyjną. Wiktor opisuje tę transformację jako przejście od modelu komunikacji jednostronnej do modelu komunikacji „wielu z wieloma”, w którym użytkownicy mediów stają się równocześnie odbiorcami i nadawcami, współkształtując strumień przekazu<sup>215</sup>.

W praktyce oznacza to, że komunikacja w mediach społecznościowych nabiera charakteru relacyjnego, responsywnego i wielowarstwowego. Te same kanały mogą służyć równocześnie do informowania o bieżących działaniach, wyjaśniania decyzji, reagowania na sytuacje kryzysowe, prowadzenia działań edukacyjnych oraz utrzymywania kontaktu z odbiorcami. Instytucje i organizacje wykorzystują media społecznościowe do budowania trwałej obecności w środowisku komunikacyjnym, w którym znaczenie ma nie tylko sama treść przekazu, lecz także tempo reakcji, styl komunikacji, zdolność angażowania odbiorców oraz umiejętność podtrzymywania uwagi<sup>216</sup>.

Analizy dotyczące komunikacji instytucjonalnej pokazują, że media społecznościowe stają się integralnym elementem strategii komunikacyjnej podmiotów działających w przestrzeni publicznej. Ertman wskazuje, że w przypadku instytucji finansowych kanały społecznościowe wykorzystywane są nie tylko do publikowania treści informacyjnych, ale również do prowadzenia działań edukacyjnych, wyjaśniania zmian organizacyjnych oraz odpowiadania na pytania odbiorców w czasie zbliżonym do rzeczywistego. W praktyce wpisy, komentarze, odpowiedzi na wiadomości prywatne czy krótkie formy wideo stają się częścią spójnego „głosu instytucji”, który może wzmacniać lub osłabiać społeczne zaufanie<sup>217</sup>.

Tego rodzaju praktyki pokazują, że komunikacja w mediach społecznościowych nie jest już odrębna od zasadniczych procesów funkcjonowania współczesnych organizacji i instytucji. Stanowi raczej infrastrukturę, w ramach której przebiega znaczna część interakcji z otoczeniem: od informowania i wyjaśniania, przez reagowanie na krytykę, po zarządzanie sytuacjami problemowymi i budowanie długofalowej obecności komunikacyjnej.

#### **1.3.1.1. Wykorzystanie mediów społecznościowych do komunikacji z użytkownikami**

Jednym z najlepiej zbadanych obszarów zastosowania mediów społecznościowych w biznesie jest szeroko rozumiana komunikacja z odbiorcami i użytkownikami: odpowiadanie na pytania, przyjmowanie i rozpatrywanie skarg, wyjaśnianie zasad działania usług oraz na-

---

<sup>215</sup> J. W. Wiktor, *Modele komunikacji marketingowej*, „Zeszyty Naukowe Akademii Ekonomicznej w Krakowie” 2002, nr 602, s. 120–122.

<sup>216</sup> I. Wojciechowska, *Wykorzystanie mediów społecznościowych w zarządzaniu komunikacją z otoczeniem przez szkoły wyższe w Polsce*, Oficyna Wydawnicza Politechniki Rzeszowskiej, Rzeszów 2023, s. 321–322.

<sup>217</sup> A. Ertman, *Media społecznościowe w działalności marketingowej banków w Polsce*, „e-mentor” 2023, nr 3(100), s. 79–80, 85.

prawianie błędów (*service recovery*). Analiza Gunarathne, Rui i Seidmanna, oparta na ponad trzech milionach tweetów użytkowników kierowanych do siedmiu wiodących linii lotniczych, pokazuje, że Twitter stał się pełnoprawnym kanałem komunikacji z użytkownikami, równorzędnym wobec tradycyjnego call center<sup>218</sup>. Autorzy wykazują, że przewoźnicy lotniczy wykorzystują tę platformę zarówno do prostych interakcji (udzielanie informacji, odsyłanie do odpowiednich formularzy), jak i do konkretnych działań operacyjnych (zmiana rezerwacji, przyjmowanie reklamacji). Co istotne, prawdopodobieństwo otrzymania odpowiedzi oraz czas, w jakim jest ona udzielana, zależą od liczby obserwujących użytkownika, a więc od potencjalnego zasięgu negatywnej informacji. Takie wyniki sugerują, że komunikacja z odbiorcami i użytkownikami w mediach społecznościowych jest w pewnej mierze hierarchizowana na podstawie znaczenia społecznego nadawcy.

Przykładem wyjątkowo konsekwentnego podejścia do komunikacji z odbiorcami i użytkownikami w mediach społecznościowych jest KLM Royal Dutch Airlines. Linia ta, po doświadczeniach kryzysu związanego z wybuchem wulkanu Eyjafjallajökull w 2010 r., stworzyła rozbudowane centrum komunikacji w mediach społecznościowych, działające przez całą dobę i obsługujące użytkowników w wielu językach. Według komunikatów KLM i analiz branżowych przewoźnik deklaruje udzielanie odpowiedzi w mediach społecznościowych w czasie liczącym w godzinach, a następnie wprowadził praktykę publicznego wyświetlania aktualnego, prognozowanego czasu oczekiwania na odpowiedź w nagłówkach swoich profili na Facebooku i Twitterze<sup>219</sup>. Takie rozwiązanie zwiększa poczucie transparentności i przewidywalności po stronie użytkowników, a zarazem podkreśla, że media społecznościowe są traktowane jako kanał priorytetowy, a nie drugorzędny.

W polskich realiach podobne podejście można zaobserwować w sektorach telekomunikacyjnym i bankowym. Orange Polska w swoich materiałach informacyjnych akcentuje możliwość kontaktu poprzez komunikatory i media społecznościowe, a także eksperymenty z wideorozmowami z konsultantami jako element nowoczesnej komunikacji z użytkownikami<sup>220</sup>. Z kolei banki komercyjne wykorzystują profile na Facebooku czy X do szybkiego od-

---

<sup>218</sup> P. Gunarathne, H. Rui, A. Seidmann, *When Social Media Delivers Customer Service: Differential Customer Treatment in the Airline Industry*, „MIS Quarterly” 2018, t. 42, nr 2, s. 489–492.

<sup>219</sup> *KLM Displays Live Response Time for Social Media Service*, komunikat prasowy KLM, <https://news.klm.com/klm-laait-actuele-reactietijd-op-facebook-en-twitter-zien-en/>, dostęp: 13.05.2025; *How KLM Nails Social Customer Care*, Econsultancy, <https://econsultancy.com/how-klm-nails-social-customer-care/>, dostęp: 21.08.2025.

<sup>220</sup> *A może wideorozmowa z konsultantem?*, Biuro Prasowe Orange, <https://www.telepolis.pl/wiadomosci/orange-a-moze-wideorozmowa-z-konsultantem>, dostęp: 14.08.2025.

powiadania na pytania dotyczące funkcjonowania serwisów transakcyjnych, kart płatniczych czy kredytów, co opisuje Ertman w odniesieniu do polskiego rynku bankowego<sup>221</sup>.

Ciekawym przykładem wykorzystania mediów społecznościowych w kontekście komunikacji z użytkownikami i zarządzania kryzysem jest przypadek mBanku z 2020 r., związany z wysłaniem do użytkowników serii testowych powiadomień push o treści „ęśącz”. Case study przygotowane przez SentiOne pokazuje, że dzięki zastosowaniu narzędzi monitoringu internetu bank był w stanie w czasie zbliżonym do rzeczywistego śledzić liczbę i wydźwięk wzmianek w mediach społecznościowych, a jednocześnie w ciągu kilkadziesiąt minut opublikować spójne komunikaty wyjaśniające na wszystkich kluczowych platformach<sup>222</sup>. Wyjaśniono techniczny charakter błędu, przeproszono klientów i zapewniono o bezpieczeństwie środków, co pozwoliło ograniczyć dynamikę kryzysu oraz zminimalizować straty reputacyjne.

We wszystkich tych przykładach media społecznościowe pełnią podwójną funkcję. Z jednej strony są kanałem bezpośredniego kontaktu z odbiorcami i użytkownikami, w którym rozstrzygają się konkretne sprawy jednostkowe. Z drugiej strony każda interakcja ma charakter publiczny lub półpubliczny, a więc wytwarza efekt reputacyjny, widoczny dla innych użytkowników. Komunikacja z odbiorcami i użytkownikami w mediach społecznościowych jest zatem równocześnie praktyką usługową i praktyką wizerunkową.

### 1.3.1.2. Przykłady strategii komunikacyjnych w środowisku platformowym

Analizując przykłady udanych strategii komunikacyjnych w mediach społecznościowych, można dostrzec, że choć różnią się one branżą, skalą i stylem, łączą je pewne wspólne cechy: wysoki poziom responsywności, spójny ton komunikacji oraz umiejętne łączenie funkcji informacyjnej, relacyjnej i wizerunkowej.

Pierwszy z omawianych przykładów, KLM ilustruje strategię skoncentrowaną na obsłudze klienta i komunikacji kryzysowej. Raporty branżowe i artykuły analityczne wskazują, że linia osiąga wskaźnik odpowiedzi na zapytania w mediach społecznościowych rzędu kilkadziesiąt procent, przy czasie odpowiedzi istotnie krótszym niż średnia dla branży lotniczej<sup>223</sup>. Zastosowanie praktyki publikowania prognozowanego czasu oczekiwania na odpowiedź oraz inwestycja w rozbudowany zespół „social customer care” tworzą spójny sygnał, że

---

<sup>221</sup> A. Ertman, *Media społecznościowe w działalności marketingowej banków w Polsce*, dz. cyt., s 78.

<sup>222</sup> M. Hartnell, *#ęśącz czyli jak mBank wyszedł z kryzysu obronną ręką – Case Study*, SentiOne Blog, 11.08.2020, <https://sentione.com/blog/pl/kryzys-mbank-case-study/>, dostęp: 11.03.2025.

<sup>223</sup> A. Hutchinson, *Big Brand Theory: KLM Uses Social to Meet Customers Where They Are*, „Social Media Today”, 21.07.2015, <https://www.socialmediatoday.com/special-columns/adhutchinson/2015-07-22/big-brand-theory-klm-uses-social-meet-customers-where-they-are>, dostęp: 28.01.2025.

dla organizacji media społecznościowe są jednym z głównych kanałów kontaktu z odbiorcami.

Drugim przykładem jest InPost, który pokazuje, jak można połączyć funkcję informacyjną i obsługową z komunikacją opartą na humorze i real-time marketingu. Omówienie opublikowane na blogu Medialis podkreśla, że sukces marki w social mediach wynika z konsekwentnie prowadzonego, rozpoznawalnego stylu jakim jest charakterystyczny język, obecność bohatera marki (Matt/Paczucha), umiejętnego wykorzystywania memów i odniesień do bieżących wydarzeń. Wpis nawiązujący do „sasina”, w którym przeliczono cenę usługi „Szybkie Nadania” na ułamek hipotetycznej jednostki „sasin”, w bardzo krótkim czasie uzyskał tysiące reakcji i stał się wiralem, kierując uwagę użytkowników na nową funkcję usługi<sup>224</sup>. Choć post ostatecznie usunięto ze względu na ryzyko nadmiernego upolitycznienia przekazu, przykład ten pokazuje, jak duży potencjał w zakresie angażowania społeczności i wzmacniania rozpoznawalności posiadają dobrze zaprojektowane komunikaty w mediach społecznościowych.

Kolejnym przypadkiem jest mBank, który dotyczy przede wszystkim zarządzania kryzysem, ale jednocześnie wpisuje się w szerszą strategię komunikacji z klientami. Szybka identyfikacja problemu, bieżące monitorowanie reakcji w sieci i niemal natychmiastowe opublikowanie przejrzystych wyjaśnień na profilach społecznościowych sprawiły, że sytuacja, która mogła przerodzić się w poważny kryzys reputacyjny, została stosunkowo szybko opanowana<sup>225</sup>. W refleksji eksperckiej przypadek ten jest przywoływany jako wzór „dobrego kryzysu” czyli momentu, w którym organizacja, mimo popełnionego błędu, pokazuje kompetencję, przejrzystość i szacunek dla odbiorców.

Czwarty typ strategii, widoczny m.in. w kampaniach marek takich jak Glossier, Nike czy Airbnb, opiera się na współpracy z mikroinfluencerami. Analizy Kingfluencers wskazują, że marki te budują swoje kampanie w oparciu o relacje z twórcami dysponującymi stosunkowo niewielką, ale silnie zaangażowaną publicznością, co pozwala na tworzenie komunikacji postrzeganej jako bardziej autentyczna i wiarygodna niż przekazy z udziałem celebrytów<sup>226</sup>. Glossier rozwijał swój wizerunek poprzez współpracę z blogerkami urodowymi i tworzenie społeczności wokół bloga „Into the Gloss”, Nike w kampanii „You Can’t Stop Us” pokazy-

---

<sup>224</sup> K. Dobrowolska, *Social media? InPost robi to (bardzo) dobrze!*, „Medialis”, 22.06.2021, b.p., <https://medialis.pl/social-media-inpost-robi-to-bardzo-dobrze/>, dostęp: 28.02.2025.

<sup>225</sup> M. Hartnell, *#ęśać czyli jak mBank wyszedł z kryzysu obronną ręką – Case Study*, SentiOne Blog, 11.08.2020, <https://sentione.com/blog/pl/kryzys-mbank-case-study/>, dostęp: 11.03.2025.

<sup>226</sup> A. Hutchinson, *Big Brand Theory: KLM Uses Social to Meet Customers Where They Are*, „Social Media Today”, 21.07.2015, <https://www.socialmediatoday.com/special-columns/adhutchinson/2015-07-22/big-brand-theory-klm-uses-social-meet-customers-where-they-are>, dostęp: 28.01.2025.

wał realne historie sportowców i amatorów, a Airbnb w kampanii „Live There” eksponował doświadczenia lokalnych gospodarzy i podróżników<sup>227</sup>. We wszystkich tych przypadkach media społecznościowe były nie tylko kanałem emisji, ale przestrzenią, w której rozgrywał się społeczny wymiar kampanii, w postaci komentarzy, dyskusji, remiksów treści oraz dalszych, spontanicznych rekomendacji.

Choć przykłady te różnią się między sobą charakterem komunikacji, skalą i sektorem gospodarki, wszystkie potwierdzają, że skuteczne wykorzystanie mediów społecznościowych wymaga myślenia o nich nie jako o prostym „kanałe reklamy”, lecz jako o złożonej infrastrukturze relacji. To w tej infrastrukturze kształtują się oczekiwania klientów dotyczące szybkości reakcji, sposób, w jaki interpretują oni błędy organizacji, oraz gotowość do angażowania się w narracje budowane przez nadawców instytucjonalnych i organizacyjnych.

### **1.3.2. Komunikowanie polityczne w mediach społecznościowych**

Komunikowanie polityczne w mediach społecznościowych należy ujmować jako szczególną postać komunikacji publicznej, w której aktorzy polityczni wykorzystują platformy cyfrowe do informowania o swoich działaniach, interpretowania wydarzeń, mobilizowania zwolenników oraz podtrzymywania własnej widzialności w sferze publicznej<sup>228</sup>. Media społecznościowe nie są przy tym jedynie kolejnym kanałem technicznym, lecz odrębnym środowiskiem komunikacyjnym, które przekształca logikę obiegu przekazu politycznego. Przyspieszają dystrybucję treści, wzmacniają znaczenie natychmiastowych reakcji odbiorców oraz nadają komunikacji bardziej sieciowy i interaktywny charakter<sup>229</sup>.

W polskich warunkach szczególne znaczenie ma platforma X. Jej rola nie wynika z dominującego zasięgu masowego, lecz z funkcji pełnionej w obiegu polityczno-medialnym. Jest to przestrzeń szybkiego komentowania wydarzeń, wzajemnego wzmacniania przekazów przez polityków, dziennikarzy i komentatorów oraz wpływania na bieżącą agendę debaty publicznej<sup>230</sup>. Na początku 2025 roku w Polsce było 34,5 mln użytkowników internetu oraz 29,0 mln tożsamości użytkowników mediów społecznościowych, co odpowiadało 84,2% całej bazy internautów. Według DataReportal X miał w Polsce 5,33 mln użytkowników w ujęciu rekla-

---

<sup>227</sup> Tamże.

<sup>228</sup> M. Posytek, *Rola mediów społecznościowych w komunikowaniu politycznym*, „Polityka i Społeczeństwo” 2017, nr 1(15), s. 131–133.

<sup>229</sup> O. Annusewicz, *Twitter jako przestrzeń autoprezentacji politycznej. Zarządzanie wizerunkiem polityka w mediach społecznościowych*, „Studia Politologiczne” 2017, t. 45, s. 93–95.

<sup>230</sup> Gemius, Polskie Badania Internetu, IAB Polska, *Social Media 2025*, Warszawa 2025, s. 79, 96.

mowym<sup>231</sup>, natomiast raport Social Media 2025, oparty na danych Mediapanelu, wskazywał średnio 8,1 mln użytkowników miesięcznie oraz 27,33% zasięgu wśród internautów w wieku 7–75 lat<sup>232</sup>. Różnice te wynikają z odmiennej metodologii pomiaru, nie zmieniają jednak zasadniczego wniosku. X pozostaje medium mniejszym od Facebooka, YouTube’a, Instagrama czy TikToka, ale nadal odgrywa istotną rolę w komunikacji politycznej, zwłaszcza tam, gdzie kluczowe są szybkość reakcji, publiczny charakter wymiany oraz wpływ na bieżącą debatę<sup>233</sup>.

Z perspektywy badawczej istotne jest również to, że aktywność polityków na platformie X ma charakter wyraźnie temporalny. Nie rozkłada się równomiernie, lecz reaguje na wydarzenia kampanijne, medialne i kryzysowe. Oznacza to, że komunikowanie polityczne na tej platformie należy analizować nie tylko przez pryzmat liczby publikowanych wpisów, ale także przez dynamikę czasową aktywności, strukturę interakcji oraz zdolność określonych komunikatów do uruchamiania kaskad uwagi<sup>234</sup>.

### **1.3.2.1. Fluktuacje aktywności polityków na platformie X w kontekście wydarzeń politycznych i kampanijnych**

Aktywność polityków na platformie X nie ma charakteru stałego, lecz wykazuje wyraźną zmienność zależną od rytmu wydarzeń politycznych, medialnych i kampanijnych. W okresach względnej stabilizacji komunikacja służy przede wszystkim podtrzymywaniu widzialności i bieżącej obecności aktora politycznego. W momentach debat, kryzysów, publikacji sondaży, sporów między kandydatami lub nagłych interwencji medialnych dochodzi natomiast do gwałtownych wzrostów intensywności publikacji oraz interakcji<sup>235</sup>. Z tego względu aktywność na X należy traktować nie jako prostą sumę wpisów, lecz jako proces temporalny, reagujący na bodźce zewnętrzne i zmiany w agendzie publicznej.

Badania kampanii prezydenckiej w Polsce w 2020 roku pokazują, że aktywność kandydatów na Twitterze istotnie wzrastała w końcowej fazie kampanii, a sama platforma była wykorzystywana przede wszystkim do promocji własnych działań, relacjonowania wydarzeń oraz wzmacniania obecności medialnej. W ostatnich dziesięciu dniach przed pierwszą turą Rafał

---

<sup>231</sup> DataReportal, *Digital 2025: Poland*, sekcja „X users in Poland in 2025”, <https://datareportal.com/reports/digital-2025-poland>, dostęp: 7.01.2026.

<sup>232</sup> S. Mańkowski, *Political Communication on Social Media During Poland’s 2020 Presidential Campaign*, „Przegląd Politologiczny” 2023, t. 28, nr 2, s. 120–122, 126.

<sup>233</sup> K. Izdebski, M. Rudź, A. Winciorek, R. Woźniak, *O kim się mówi? Analiza wzmianek o wybranych kandydatach w mediach społecznościowych*, Fundacja im. Stefana Batorego, Warszawa 2025, s. 3–5.

<sup>234</sup> S. Boulianne, *Social Media Use and Participation. A Meta-Analysis of Current Research*, „Information, Communication & Society” 2015, t. 18, nr 5, s. 524–538.

<sup>235</sup> W. L. Benoit, *Political Image Repair*, [w:] *Accounts, Excuses, and Apologies. Image Repair Theory and Research*, 2nd ed., SUNY Press, Albany 2014, s. 63–73.

Trzaskowski opublikował 112 wpisów, podczas gdy Andrzej Duda 25<sup>236</sup>. Różnica ta wskazuje, że intensywność obecności na platformie może być silnie zróżnicowana między aktorami politycznymi oraz podporządkowana ich indywidualnej strategii komunikacyjnej.

Jeszcze wyraźniej eventowy charakter aktywności politycznej ujawnia się w danych z kampanii prezydenckiej 2025. Analizy Fundacji im. Stefana Batorego wskazują, że największe natężenie wzmianek w mediach społecznościowych pojawiało się po debatach oraz w momentach eskalacji tematów kryzysowych. Szczególnie silny wzrost liczby wpisów dotyczył debat w Końskich. Dzień po nich odnotowano niemal 200 tys. wpisów dotyczących Rafała Trzaskowskiego oraz ponad 130 tys. odnoszących się do Karola Nawrockiego. Z kolei 7 maja 2025 roku, po nagłośnieniu tzw. afery mieszkaniowej, liczba wpisów o Karolu Nawrockim przekroczyła 250 tys. w ciągu jednego dnia<sup>237</sup>.

Dane te pokazują, że platforma X funkcjonuje jako środowisko szczególnie wrażliwe na wydarzenia polityczne. Komunikacja nie rozwija się tu linearnie, lecz podlega nagłym skokom natężenia, związanym z debatami, konfliktami i sytuacjami kryzysowymi. W ujęciu analitycznym oznacza to konieczność badania nie tylko wolumenu publikacji, ale także momentu ich pojawiania się, kontekstu zdarzeniowego oraz zdolności konkretnych komunikatów do uruchamiania reakcji wtórnych. To właśnie w takich momentach najlepiej widoczne stają się mechanizmy koncentracji uwagi, przyspieszenia obiegu treści oraz sieciowego wzmacniania przekazu<sup>238</sup>.

### 1.3.2.2. Analiza kampanii politycznych i ich efektywności

Analiza kampanii politycznych prowadzonych w mediach społecznościowych wymaga przyjęcia szerszego rozumienia efektywności niż w klasycznych badaniach nad reklamą czy marketingiem komercyjnym. W przypadku komunikacji politycznej skuteczność nie sprowadza się wyłącznie do zasięgu przekazu ani do liczby reakcji pod publikacją. Obejmuje również zdolność do mobilizowania odbiorców, wzmacniania identyfikacji politycznej, inicjowania dalszego obiegu treści oraz wpływania na agendę debaty publicznej<sup>239</sup>.

---

<sup>236</sup> N. Manning, R. Penfold-Mounce, B. D. Loader, A. Vromen, M. Xenos, *Politicians, Celebrities and Social Media. A Case of Informalization?*, „Journal of Youth Studies” 2017, t. 20, nr 2, s. 127–133, 139–140.

<sup>237</sup> G. Enli, L. T. Rosenberg, *Trust in the Age of Social Media. Populist Politicians Seem More Authentic*, „Social Media + Society” 2018, t. 4, nr 1, s. 2–3, 8–9.

<sup>238</sup> B. Brodzińska-Mirowska, *Political Reputation as an Analytical Category in Political Communication. A Comparative Analysis of the Political Reputations of the Civic Platform–Polish People’s Party and the United Right in Poland*, „Czech Journal of Political Science” 2023, nr 3, s. 162–163.

<sup>239</sup> S. Stieglitz, L. Dang-Xuan, *Social Media and Political Communication: A Social Media Analytics Framework*, „Social Network Analysis and Mining” 2013, t. 3, nr 4, s. 1278–1279.

Media społecznościowe dostarczają wprawdzie dużej liczby mierzalnych wskaźników, takich jak polubienia, komentarze, udostępnienia czy liczba wyświetleń, jednak same w sobie nie stanowią jeszcze pełnej miary skuteczności kampanii. Mogą bowiem odzwierciedlać zarówno poparcie i zaangażowanie, jak i krytykę, konflikt lub chwilowe zainteresowanie wywołane kontrowersją<sup>240</sup>. Z tego względu w badaniach nad kampaniami politycznymi coraz częściej podkreśla się potrzebę łączenia wskaźników interakcji z analizą treści, tonu wypowiedzi oraz funkcji pełnionej przez dany komunikat<sup>241</sup>.

Badania porównawcze dotyczące kampanii wyborczych w Polsce i Czechach pokazują, że liczba polubień, komentarzy i udostępnień jest użytecznym wskaźnikiem zdolności aktora politycznego do generowania przepływu komunikacyjnego w środowisku platformowym, ale nie stanowi doskonałego miernika popularności konkretnego wpisu ani siły rzeczywistego poparcia<sup>242</sup>. Otwarta architektura platform społecznościowych sprawia bowiem, że pod postami kampanijnymi może rozwijać się zarówno komunikacja wspierająca, jak i krytyczna, a aktywność użytkowników współtworzy przekaz w sposób nie zawsze kontrolowany przez sztab polityczny. W praktyce oznacza to, że badanie efektywności kampanii powinno uwzględniać nie tylko skalę reakcji, ale również ich charakter, kierunek i kontekst pojawienia się.

Badania empiryczne pokazują ponadto, że skuteczność komunikatów politycznych w mediach społecznościowych pozostaje silnie zależna od formy i treści publikacji. Wyższe zaangażowanie odbiorców generują często komunikaty nacechowane emocjonalnie, personalizowane, wizualne lub zawierające element krytyki wobec przeciwnika<sup>243</sup>. Równocześnie wysoki poziom interakcji mogą wywoływać materiały mobilizacyjne albo takie, które wpisują się w bieżący konflikt polityczny i dzięki temu uruchamiają wtórny obieg komentarzy i udostępnień. Oznacza to, że analiza kampanii politycznych nie może ograniczać się do pytania, ile treści opublikowano. Musi również obejmować to, jakiego rodzaju były to treści, jaką funkcję pełniły i jakie reakcje wywoływały.

Jednocześnie należy zachować ostrożność przy ocenie bezpośredniego wpływu aktywności w mediach społecznościowych na wynik wyborczy. Meta-analiza Shelley Boulianne

---

<sup>240</sup> M. Marmola, *Efektywność komunikowania politycznego za pośrednictwem mediów społecznościowych na szczeblu lokalnym: studium prezydentów miast wybranych na kadencję 2014–2018*, „Kultura – Media – Teologia” 2021, nr 46, s. 81–83.

<sup>241</sup> M. Vučković, *Politicizing, Personalizing, and Mobilizing in Online Political Communication: Drivers and Killers of Users' Engagement*, „International Journal of Communication” 2023, t. 17, s. 3034–3035, 3048.

<sup>242</sup> V. Štětka, P. Surowiec, J. Mazák, *Facebook as an Instrument of Election Campaigning and Voters' Engagement: Comparing Czechia and Poland*, „European Journal of Communication” 2019, t. 34, nr 2, s. 121–122.

<sup>243</sup> A. Bil-Jaruzelska, C. Monzer, *All About Feelings? Emotional Appeals as Drivers of User Engagement With Facebook Posts*, „Politics and Governance” 2022, t. 10, nr 1, s. 172–173, 179.

wskazuje wprowadzić na ogólnie dodatnią zależność między korzystaniem z mediów społecznościowych a uczestnictwem obywatelskim i politycznym, ale zarazem pokazuje, że zależność ta nie zawsze ma charakter silny i jednoznacznie przyczynowy<sup>244</sup>. Podobny wniosek przynoszą badania dotyczące kampanii prezydenckiej w Polsce w 2020 roku. Szymon Mańkowski zauważa, że choć aktywność kandydatów w mediach społecznościowych była prowadzona profesjonalnie i pozwalała skutecznie promować własną osobę oraz relacjonować działania kampanijne, to nie da się jednoznacznie potwierdzić, że sama aktywność platformowa przesądzała o końcowej efektywności działań wyborczych<sup>245</sup>.

Z perspektywy niniejszej rozprawy oznacza to konieczność ujmowania efektywności kampanii politycznej w mediach społecznościowych jako zjawiska wielowymiarowego. Obejmuje ono jednocześnie widzialność przekazu, intensywność interakcji, strukturę zaangażowania odbiorców, zdolność do mobilizacji oraz potencjał rozszerzania obiegu informacji poza pierwotne grono odbiorców. Takie ujęcie jest szczególnie użyteczne w badaniu platformy X, gdzie komunikacja polityczna ma charakter silnie sieciowy, a skuteczność przekazu zależy nie tylko od liczby publikowanych wpisów, lecz także od ich zdolności do uruchamiania reakcji, wzmiankowania, dalszego udostępniania i koncentracji uwagi w określonych momentach kampanii<sup>246</sup>.

### 1.3.3. Zarządzanie wizerunkiem politycznym a media społecznościowe

Zarządzanie wizerunkiem politycznym w mediach społecznościowych ma charakter ciągły i strategiczny. Nie ogranicza się do okresu kampanii wyborczej, lecz wpisuje się w logikę permanentnej kampanii, w której działania komunikacyjne służą nie tylko pozyskiwaniu poparcia, ale również stałemu podtrzymywaniu widzialności, wiarygodności i rozpoznawalności aktora politycznego<sup>247</sup>. W tym sensie media społecznościowe stają się narzędziem codziennego modelowania publicznego obrazu polityka, a zarządzanie wizerunkiem obejmuje zarówno dobór treści, jak i sposób ich językowej oraz wizualnej prezentacji.

Szczególne znaczenie ma tu możliwość omijania tradycyjnych pośredników medialnych i docierania bezpośrednio do odbiorców. Jak pokazują badania nad komunikacją wizualną polityków, platformy społecznościowe pozwalają łączyć elementy sfery politycznej, publicz-

---

<sup>244</sup> S. Boulianne, *Social Media Use and Participation: A Meta-Analysis of Current Research*, „Information, Communication & Society” 2015, t. 18, nr 5, s. 524–538.

<sup>245</sup> S. Mańkowski, *Political Communication on Social Media During Poland's 2020 Presidential Campaign*, „Przegląd Politologiczny” 2023, nr 2, s. 120, 126–127.

<sup>246</sup> A. Bil-Jaruzelska, C. Monzer, *All About Feelings? Emotional Appeals as Drivers of User Engagement With Facebook Posts*, „Politics and Governance” 2022, t. 10, nr 1, s. 172–173.

<sup>247</sup> A. O. Larsson, *The EU Parliament on Twitter: Assessing the Permanent Online Practices of Parliamentarians*, „Journal of Information Technology & Politics” 2015, t. 12, nr 2, s. 149–150.

nej i prywatnej, a tym samym budować obraz lidera jednocześnie profesjonalnego, przystępnego i bliskiego ludziom<sup>248</sup>. Odpowiednio dobrane obrazy, podpisy i konteksty publikacji mogą wzmocniać takie cechy jak uczciwość, szczerść, wiarygodność, przyjazność czy przywództwo. Zarządzanie wizerunkiem w mediach społecznościowych polega więc nie tyle na pojedynczym komunikacie, ile na konsekwentnym utrwalaniu określonego typu politycznej osoby.

Jednocześnie środowisko platformowe nie daje politykowi pełnej kontroli nad własnym wizerunkiem. Obraz publiczny jest współtworzony również przez reakcje użytkowników, media wtórnie interpretujące przekaz oraz przez sytuacje kryzysowe, w których reputacja może zostać gwałtownie naruszona. W tym kontekście użyteczna pozostaje koncepcja *image repair* Williama L. Benoita, zgodnie z którą zagrożenie wizerunkowe pojawia się wtedy, gdy odbiorcy uznają danego aktora za odpowiedzialnego za działanie oceniane jako naganne<sup>249</sup>. W warunkach komunikacji sieciowej oznacza to, że zarządzanie wizerunkiem obejmuje nie tylko budowanie pożądanego obrazu polityka, ale także szybkie reagowanie na sytuacje, które mogą ten obraz podważać.

Istotnym elementem tego procesu jest również zarządzanie autentycznością. Media społecznościowe sprzyjają bowiem wrażeniu bezpośredniości i prawdziwości, nawet jeśli przekaz pozostaje starannie zaprojektowany. Gunn Enli zwraca uwagę, że autentyczność stała się jedną z podstawowych walut współczesnej komunikacji politycznej, a platformy społecznościowe szczególnie silnie wspierają wytwarzanie takiego efektu<sup>250</sup>. Potwierdzają to badania Enli i Rosenberg, z których wynika, że odbiorcy skłonni są postrzegać polityków jako bardziej uczciwych w mediach społecznościowych niż w wywiadach informacyjnych czy talk show<sup>251</sup>. Z perspektywy praktyki oznacza to, że skuteczne zarządzanie wizerunkiem politycznym w środowisku cyfrowym wymaga nie tylko spójności przekazu, ale także umiejętnego łączenia profesjonalizacji z pozorem spontaniczności i dostępności.

W rezultacie media społecznościowe stają się dla aktorów politycznych jednocześnie narzędziem budowania reputacji i przestrzenią stałego ryzyka reputacyjnego. Pozwalają wzmocnić legitymizację, kreować emocjonalną bliskość z odbiorcami i porządkować własny

---

<sup>248</sup> N. Manning, R. Penfold-Mounce, B. D. Loader, A. Vromen, M. Xenos, *Politicians, Celebrities and Social Media: A Case of Informalisation?*, „Journal of Youth Studies” 2017, t. 20, nr 2, s. 127–128, 130–131, 140–141.

<sup>249</sup> W. L. Benoit, *Image Restoration Discourse and Crisis Communication*, „Public Relations Review” 1997, t. 23, s. 177–178.

<sup>250</sup> G. Enli, „Trust Me, I Am Authentic!”: *Authenticity Illusions in Social Media Politics*, [w:] A. Bruns, G. Enli, E. Skogerbø, A. O. Larsson, C. Christensen (red.), *The Routledge Companion to Social Media and Politics*, Routledge, New York 2016, s. 121–123.

<sup>251</sup> G. Enli, L. T. Rosenberg, *Trust in the Age of Social Media: Populist Politicians Seem More Authentic*, „Social Media + Society” 2018, t. 4, nr 1, s. 1–3, 8–9.

obraz publiczny, ale zarazem wystawiają polityka na nieprzerwaną ocenę oraz natychmiastową reakcję sieci<sup>252</sup>. Dlatego zarządzanie wizerunkiem politycznym w mediach społecznościowych należy traktować jako proces dynamiczny, oparty na ciągłej korekcie przekazu, monitorowaniu odbioru oraz gotowości do reagowania na zmienne warunki komunikacyjne.

### 1.3.3.1. Budowanie i utrzymanie reputacji politycznej w środowisku online

Reputacja polityczna w środowisku online nie jest tożsama z wizerunkiem politycznym. O ile wizerunek może być kształtowany przede wszystkim poprzez działania promocyjne i odpowiednio zaprojektowaną autoprezentację, o tyle reputacja ma charakter bardziej trwały i kumulacyjny<sup>253</sup>. Opiera się nie tylko na komunikacji, lecz również na ocenie działań podejmowanych przez aktora politycznego, jego wiarygodności, przewidywalności oraz zgodności między deklaracjami a praktyką polityczną. W tym sensie reputacja jest kategorią długiego trwania, wymagającą względnej stabilności i odporności na zmienne okoliczności komunikacyjne<sup>254</sup>.

Środowisko online istotnie zmienia warunki budowania reputacji politycznej. Media społecznościowe umożliwiają politykom bezpośrednio docieranie do odbiorców, z pominięciem części tradycyjnych pośredników medialnych, ale jednocześnie wystawiają ich na nieprzerwaną ocenę użytkowników, mediów oraz przeciwników politycznych<sup>255</sup>. W warunkach cyfrowych reputacja jest więc stale negocjowana i aktualizowana. Znaczenie mają nie tylko oficjalne komunikaty publikowane przez polityka, lecz również jego codzienna aktywność, sposób reagowania na krytykę, jakość relacji z odbiorcami oraz zdolność do utrzymywania spójności komunikacyjnej w dłuższym okresie.

Budowanie reputacji politycznej online wymaga zatem konsekwencji i systematyczności. Reputacja nie powstaje w wyniku pojedynczego sukcesu komunikacyjnego ani jednej skutecznej kampanii, lecz jako rezultat powtarzalnych praktyk, które utrwalały określony typ relacji między politykiem a jego otoczeniem. Szczególne znaczenie ma tu zaufanie, ponieważ w warunkach niskiego poziomu zaufania do klasy politycznej reputacja może pełnić funkcję uproszczonego kryterium oceny aktora politycznego. Dla części odbiorców staje się ona ro-

---

<sup>252</sup> B. Brodzińska-Mirowska, *Political Reputation as an Analytical Category in Political Communication. A Comparative Analysis of the Political Reputations of the Civic Platform–Polish People's Party and the United Right in Poland*, „Czech Journal of Political Science” 2023, nr 3, s. 167.

<sup>253</sup> B. Brodzińska-Mirowska, *Political Reputation as an Analytical Category in Political Communication. A Comparative Analysis of the Political Reputations of the Civic Platform–Polish People's Party and the United Right in Poland*, „Czech Journal of Political Science” 2023, nr 3, s. 167.

<sup>254</sup> Tamże.

<sup>255</sup> N. Manning, R. Penfold-Mounce, B. D. Loader, A. Vromen, M. Xenos, *Politicians, Celebrities and Social Media: A Case of Informalization?*, „Journal of Youth Studies” 2017, t. 20, nr 2, s. 127–128.

dzajem heurystyki pozwalającej interpretować informacje polityczne bez potrzeby pogłębionej analizy programowej czy instytucjonalnej<sup>256</sup>.

Utrzymanie reputacji politycznej w środowisku online wymaga również stałego monitorowania reakcji odbiorców oraz gotowości do korekty komunikacji. W przestrzeni cyfrowej reputacja jest szczególnie podatna na destabilizację, ponieważ informacje rozprzestrzeniają się szybko, a negatywne interpretacje mogą w krótkim czasie uzyskać szeroki zasięg. Dodatkowo media społecznościowe działają jako nieformalne fora rozliczalności publicznej. Pozwalają nie tylko wzmacniać pozytywny obraz polityka, ale także błyskawicznie ujawniać niespójności, błędy, zaniechania i sytuacje kryzysowe<sup>257</sup>. W efekcie reputacja, która buduje się przez długi czas, może zostać poważnie naruszona w bardzo krótkim okresie.

Z tego względu utrzymywanie reputacji politycznej online należy rozumieć jako proces strategiczny, oparty na równowadze między komunikacją, działaniem i reakcją na otoczenie. Nie wystarcza tu sama intensywna obecność w mediach społecznościowych ani sprawne zarządzanie bieżącym przekazem. Trwała reputacja polityczna wymaga bowiem połączenia skutecznej komunikacji z jakością relacji z odbiorcami, wiarygodnością działań oraz zdolnością do ograniczania strat reputacyjnych w momentach kryzysu<sup>258</sup>.

### **1.3.3.2. Wyzwania i możliwości związane z komunikacją polityczną w erze mediów społecznościowych**

Media społecznościowe stworzyły aktorom politycznym nowe możliwości komunikacyjne, przede wszystkim w zakresie szybkości reakcji, bezpośredniego docierania do odbiorców oraz relatywnie niskich kosztów dystrybucji przekazu<sup>259</sup>. W warunkach komunikacji cyfrowej politycy mogą sprawniej informować o swoich działaniach, szybciej mobilizować zwolenników, reagować na wydarzenia bieżące i wzmacniać obieg własnych komunikatów poza tradycyjnymi instytucjami medialnymi. Z perspektywy kampanii wyborczych oznacza to większą elastyczność działań komunikacyjnych oraz możliwość prowadzenia bardziej ciągłej i wielokanałowej obecności w sferze publicznej.

---

<sup>256</sup> B. Brodzińska-Mirowska, *Political Reputation as an Analytical Category in Political Communication. A Comparative Analysis of the Political Reputations of the Civic Platform–Polish People’s Party and the United Right in Poland*, „Czech Journal of Political Science” 2023, nr 3, s. 162.

<sup>257</sup> B. Brodzińska-Mirowska, *Political Reputation as an Analytical Category in Political Communication. A Comparative Analysis of the Political Reputations of the Civic Platform–Polish People’s Party and the United Right in Poland*, „Czech Journal of Political Science” 2023, nr 3, s. 167, 174–175.

<sup>258</sup> Tamże.

<sup>259</sup> S. Stieglitz, L. Dang-Xuan, *Social Media and Political Communication: A Social Media Analytics Framework*, „Social Network Analysis and Mining” 2013, t. 3, nr 4, s. 1277–1279.

Możliwości te nie oznaczają jednak, że media społecznościowe automatycznie wzmacniają jakość komunikacji politycznej. Jednym z podstawowych wyzwań pozostaje nierówność kompetencji komunikacyjnych oraz nierówny dostęp do zasobów niezbędnych do skutecznego funkcjonowania w środowisku cyfrowym<sup>260</sup>. Nawet jeśli platformy formalnie zwiększają dostępność debaty publicznej, w praktyce nie wszyscy uczestnicy dysponują porównywalnymi kompetencjami, motywacją i zdolnością do skutecznego wpływania na przebieg komunikacji. W konsekwencji media społecznościowe mogą równocześnie poszerzać przestrzeń ekspresji politycznej i reprodukcować istniejące nierówności uczestnictwa.

Kolejnym problemem jest fragmentaryzacja komunikacji politycznej. Środowisko platformowe nie tworzy jednej wspólnej przestrzeni debaty, lecz raczej zbiór częściowo odseparowanych obiegów komunikacyjnych, kształtowanych przez architekturę poszczególnych serwisów, ich normy interakcji oraz strukturę relacji między użytkownikami<sup>261</sup>. Badania porównawcze nad platformami społecznościowymi pokazują, że ich cechy strukturalne, takie jak otwartość sieci, poziom prywatności, stopień anonimowości czy dominujące typy więzi, wpływają na ekspozycję na treści polityczne, gotowość do ich publikowania oraz ryzyko tworzenia się bardziej jednorodnych wspólnot komunikacyjnych<sup>262</sup>. Z tego punktu widzenia media społecznościowe dają szerokie możliwości dotarcia i mobilizacji, ale zarazem sprzyjają segmentacji odbiorców oraz wzmacnianiu selektywności kontaktu z przekazami politycznymi.

Ważnym wyzwaniem pozostaje także jakość samego dyskursu. Badania nad cyfrową sferą publiczną wskazują, że choć internet i media społecznościowe mogą zwiększać inkluzywność debaty, to nie zawsze sprzyjają jej racjonalności, pogłębieniu argumentacji czy trwałości interakcji<sup>263</sup>. W wielu przypadkach aktywność użytkowników przybiera formę spontanicznych, jednorazowych reakcji, a nie rozwiniętej deliberacji. Z drugiej strony te same badania pokazują, że w określonych warunkach, zwłaszcza w dyskusjach dotyczących problemów lokalnych lub tematów dobrze znanych uczestnikom, komunikacja online może osiągać wyższy poziom

---

<sup>260</sup> M. Büchi, F. Vogler, *Testing a Digital Inequality Model for Online Political Participation*, „Socius” 2017, t. 3, s. 1–2, 11–13.

<sup>261</sup> M. Bossetta, *The Digital Architectures of Social Media: Comparing Political Campaigning on Facebook, Twitter, Instagram, and Snapchat in the 2016 U.S. Election*, „Journalism & Mass Communication Quarterly” 2018, t. 95, nr 2, s. 471–474.

<sup>262</sup> S. Boulianne, C. P. Hoffmann, M. Bossetta, *Social Media Platforms for Politics: A Comparison of Facebook, Instagram, Twitter, YouTube, Reddit, Snapchat, and WhatsApp*, „New Media & Society” 2025, t. 27, nr 11, s. 6011–6013.

<sup>263</sup> S. Wright, J. Street, *Democracy, Deliberation and Design: The Case of Online Discussion Forums*, „New Media & Society” 2007, t. 9, nr 5, s. 852–855, 864.

rzeczowości i argumentacyjności<sup>264</sup>. Oznacza to, że media społecznościowe nie są ani jednoznacznie degradujące, ani jednoznacznie wzmacniające debatę publiczną. Ich znaczenie zależy od kontekstu, typu platformy oraz charakteru samej interakcji.

Jednocześnie nie można pominąć ich potencjału partycypacyjnego. Badania nad aktywnością polityczną w mediach społecznościowych pokazują, że korzystanie z tych platform w celu pozyskiwania informacji politycznych i wyrażania opinii może współwystępować z bardziej wymagającymi formami uczestnictwa, takimi jak kontakt z politykami, wspieranie kampanii czy udział w wydarzeniach offline<sup>265</sup>. W tym sensie media społecznościowe mogą pełnić funkcję środowiska pośredniczącego między ekspresją a działaniem politycznym. Dla aktorów politycznych oznacza to zarówno szansę na skuteczniejszą mobilizację, jak i konieczność funkcjonowania w przestrzeni o wysokiej zmienności, niskim poziomie kontroli nad obiegiem treści oraz zwiększonej podatności na konflikty, kryzysy i nagłe przesunięcia uwagi społecznej.

### **1.3.3.3. Sieciowy charakter komunikacji politycznej na platformie X**

Sieciowy charakter komunikacji politycznej na X polega na tym, że znaczenie pojedynczego komunikatu zależy nie tylko od jego treści, lecz również od sposobu, w jaki zostaje on włączony w dalszy obieg. Wpis polityka może zostać natychmiast przejęty przez konta partyjne, dziennikarzy, komentatorów, aktywistów lub przeciwników politycznych, a następnie funkcjonować w odmiennych łańcuchach interpretacyjnych. Z perspektywy analizy sieciowej szczególne znaczenie ma tu rozróżnienie między siecią wzmiankowań i odpowiedzi a siecią podań dalej. Pierwsza ujmuje relacje dialogowe, polemiczne lub adresowane bezpośrednio do innych uczestników debaty, druga zaś rekonstruuje logikę amplifikacji przekazu i pokazuje, które treści są reprodukowane oraz przez jakie wspólnoty odbiorców. Badania nad politycznym Twitterem pokazują, że sieci podań dalej częściej przybierają postać struktur silniej spolaryzowanych i bardziej jednorodnych ideologicznie, natomiast sieci wzmiankowań częściej ujawniają kontakt między segmentami o odmiennych orientacjach politycznych. Potwierdzają to wyniki klasycznego badania obejmującego 252 300 politycznie relewantnych tweetów opublikowanych przez 45 365 użytkowników w ciągu sześciu tygodni poprzedzających wy-

---

<sup>264</sup> R. Borge Bravo, J. Balcells, A. Padró-Solanet, *A Model for the Analysis of Online Citizen Deliberation: Barcelona Case Study*, „International Journal of Communication” 2019, t. 13, s. 5672–5673, 5693.

<sup>265</sup> S. Boulianne, *Social Media Use and Participation: A Meta-Analysis of Current Research*, „Information, Communication & Society” 2015, t. 18, nr 5, s. 524–525, 534, 538.

bory do Kongresu USA w 2010 roku<sup>266</sup>. Autorzy wykazali, że sieć podań dalej obejmowała 23 766 nieizolowanych węzłów, a jej największa spójna składowa liczyła 18 470 kont, podczas gdy sieć wzmiankowań obejmowała 10 142 nieizolowane węzły, a jej największa składowa 7 175 kont. Równocześnie modularność sieci podań dalej wynosiła 0,48, natomiast modularność sieci wzmiankowań jedynie 0,17, co wskazuje na znacznie wyższy poziom segregacji ideologicznej w obiegu treści reprodukowanych niż w obiegu odpowiedzi i wzmianek<sup>267</sup>.

W polskim kontekście dodatkowego znaczenia nabiera fakt, że media społecznościowe stały się ważnym źródłem informacji o wydarzeniach publicznych dla młodszych grup odbiorców. Według CBOS w grupie 18–24 lata media społecznościowe są głównym źródłem informacji o wydarzeniach w kraju i na świecie dla 39% badanych, podczas gdy portale informacyjne wskazuje 34%, a telewizję 12%. Jednocześnie regularne korzystanie z platformy X deklaruje 13% badanych w wieku 18–44 lata, przy czym w grupie 18–24 lata odsetek ten rośnie do 27%. W podziale na płeć regularne śledzenie X deklaruje 19% mężczyzn i 7% kobiet<sup>268</sup>. W praktyce oznacza to, że ten sam komunikat może równocześnie wzmacniać mobilizację „wewnątrz obozu” oraz uruchamiać polemiczny obieg między środowiskami konkurencyjnymi. Dobrym przykładem są sytuacje debat wyborczych lub kryzysów wizerunkowych, w których wpis pierwotnie publikowany przez polityka szybko przestaje funkcjonować jako jednostkowy akt nadawczy, a staje się węzłem wielowarstwowej sieci reakcji, kontreakcji i wtórnych przetworzeń.

Takie ujęcie ma bezpośrednie konsekwencje metodologiczne i uzasadnia zastosowanie aparatu pojęciowego teorii grafów. W analizie grafowej konta użytkowników mogą być traktowane jako wierzchołki, natomiast wzmiankowania, odpowiedzi i podania dalej jako skierowane krawędzie odzwierciedlające określone typy relacji komunikacyjnych. Pozwala to badać nie tylko wolumen aktywności, lecz również właściwości strukturalne obiegu politycznego przekazu, takie jak centralność, modularność, wzajemność czy pośrednictwo. Szczególnie ważna jest tu rola węzłów brokerskich, czyli pośredniczących między grupami, które bez ich udziału pozostawałyby względnie odseparowane. Badania nad parlamentarnymi sieciami Twitterowymi wskazują, że tego rodzaju pozycje umożliwiają kontrolowanie przepływu informacji między klastrami i zwiększają znaczenie aktorów, którzy nie muszą dysponować

---

<sup>266</sup> M. D. Conover, J. Ratkiewicz, M. Francisco, B. Gonçalves, A. Flammini, F. Menczer, *Political Polarization on Twitter*, [w:] *Proceedings of the Fifth International AAAI Conference on Weblogs and Social Media*, Menlo Park 2011, s. 89–91.

<sup>267</sup> Tamże.

<sup>268</sup> CBOS, *Młodzi i media społecznościowe*, Komunikat z badań nr 55/2025, Warszawa 2025, s. 5–8.

największą liczbą obserwujących, ale zajmują strategiczne miejsce w strukturze sieci<sup>269</sup>. Jednocześnie badania nad cyfrowymi śladami komunikacji politycznej pokazują, że dane z platformy X nie powinny być traktowane jako neutralne odbicie rzeczywistości politycznej, lecz jako rezultat określonych procesów mediacji związanych z architekturą serwisu, praktykami użytkowników i logiką widzialności treści<sup>270</sup>. Z perspektywy niniejszej rozprawy oznacza to, że analiza komunikacji politycznej na X wymaga łączenia interpretacji treści z rekonstrukcją struktury relacyjnej, w której treści te krążą. Dopiero takie podejście pozwala uchwycić, kto inicjuje przekaz, kto go wzmacnia, kto pośredniczy w jego transferze między wspólnotami oraz w jakich punktach sieci dochodzi do koncentracji uwagi politycznej.

#### 1.3.4. Monitorowanie opinii publicznej na platformach społecznościowych

Media społecznościowe stały się jednym z istotnych źródeł wiedzy o nastrojach społecznych, reakcjach odbiorców i dynamice zainteresowania określonymi tematami politycznymi. Ich znaczenie wynika przede wszystkim z szybkości obiegu informacji, publicznego charakteru dużej części komunikacji oraz możliwości bieżącego śledzenia zmian natężenia wypowiedzi, dominujących tematów i emocjonalnego tonu dyskusji. W tym sensie platformy społecznościowe dostarczają danych, które mogą być wykorzystywane do monitorowania opinii publicznej w czasie zbliżonym do rzeczywistego<sup>271</sup>.

Nie oznacza to jednak, że dane z mediów społecznościowych mogą być utożsamiane z klasycznie rozumianą opinią publiczną. Badacze podkreślają, że ślady cyfrowe pozostawiane przez użytkowników należy interpretować ostrożnie, ponieważ nie powstają one w ramach kontrolowanego doboru próby, lecz są rezultatem spontanicznej, nierównomiernej i selektywnej aktywności. Z tego względu media społecznościowe lepiej nadają się do obserwowania dynamiki reakcji, kierunków zainteresowania i wzorów ekspresji niż do prostego szacowania rozkładu opinii w całej populacji<sup>272</sup>.

W praktyce analitycznej monitorowanie opinii publicznej na platformach społecznościowych obejmuje zwykle kilka poziomów obserwacji. Pierwszy dotyczy wolumenu komunika-

---

<sup>269</sup> M. Esteve Del Valle, M. Broersma, A. Ponsioen, *Political Interaction Beyond Party Lines: Communication Ties and Party Polarization in Parliamentary Twitter Networks*, „Social Science Computer Review” 2022, t. 40, nr 3, s. 740, 750–751.

<sup>270</sup> A. Jungherr, H. Schoen, P. Jürgens, *The Mediation of Politics through Twitter: An Analysis of Messages Posted during the Campaign for the German Federal Election 2013*, „Journal of Computer-Mediated Communication” 2016, t. 21, nr 1, s. 50–51, 54, 67–68.

<sup>271</sup> N. Anstead, B. O’Loughlin, *Social Media Analysis and Public Opinion: The 2010 UK General Election*, „Journal of Computer-Mediated Communication” 2015, t. 20, nr 2, s. 204–205.

<sup>272</sup> J. Mellon, *Making Inferences About Elections and Public Opinion Using Incidentally Collected Data*, w: L. R. Atkeson, R. M. Alvarez (red.), *The Oxford Handbook of Polling and Polling Methods*, Oxford University Press, Oxford 2018, s. 1–3, 5.

cji, a więc liczby wpisów, komentarzy, wzmianek i udostępnień odnoszących się do określonego aktora, wydarzenia lub problemu. Drugi obejmuje analizę semantyczną i sentymentową, pozwalającą identyfikować dominujące tematy, ramy interpretacyjne oraz emocjonalne nacechowanie dyskusji. Trzeci dotyczy struktury sieciowej debaty, a więc tego, kto inicjuje komunikację, jak rozprzestrzeniają się treści oraz które grupy użytkowników pozostają ze sobą w relacji. Dopiero połączenie tych porządków daje pełniejszy obraz procesów opiniotwórczych komunikacyjnych zachodzących w środowisku online<sup>273</sup>.

Istotną zaletą monitorowania opinii publicznej w mediach społecznościowych jest także jego wysoka czułość na wydarzenia bieżące. Dane platformowe pozwalają stosunkowo szybko uchwycić skoki zainteresowania, fazy eskalacji konfliktu, nagłe przesunięcia tematyczne czy wzrost intensywności określonych emocji. Z tego punktu widzenia media społecznościowe są szczególnie przydatne nie tyle do statycznego opisu poglądów, ile do analizy temporalnej, pokazującej jak opinie, reakcje i formy ekspresji zmieniają się pod wpływem debat, kryzysów, kampanii wyborczych oraz interwencji medialnych<sup>274</sup>.

Jednocześnie podstawowym ograniczeniem tego rodzaju analiz pozostaje problem reprezentatywności oraz niejednoznaczności interpretacyjnej. Sama liczba wpisów lub wzmianek nie musi oznaczać poparcia, podobnie jak wysoka widzialność danego tematu nie przesądza jeszcze o jego znaczeniu w całej populacji. Dane z mediów społecznościowych pokazują przede wszystkim aktywność tych użytkowników, którzy zdecydowali się zabrać głos, dlatego mogą nadreprezentować grupy bardziej zaangażowane, spolaryzowane lub komunikacyjnie aktywne. W konsekwencji monitorowanie opinii publicznej na platformach społecznościowych powinno być traktowane jako uzupełnienie tradycyjnych metod badawczych, a nie ich całkowity substytut<sup>275</sup>.

Z perspektywy niniejszej rozprawy szczególnie ważne jest to, że media społecznościowe umożliwiają obserwację opinii publicznej nie tylko jako zbioru deklaracji, lecz także jako procesu relacyjnego i dynamicznego. Pozwalają one badać, w jaki sposób reakcje użytkowników układają się w określone wzory komunikacyjne, jak zmienia się natężenie zainteresowania poszczególnymi kandydatami oraz jak kształtuje się obieg informacji w momentach wzmożonej aktywności politycznej. Dzięki temu monitorowanie opinii publicznej może zostać powiązane z analizą sieci społecznościowych i wykorzystane do lepszego zrozumienia

---

<sup>273</sup> N. Anstead, B. O'Loughlin, dz. cyt., s. 205–207.

<sup>274</sup> Tamże, s. 205, 216.

<sup>275</sup> D. Gayo-Avello, *A Meta-Analysis of State-of-the-Art Electoral Prediction From Twitter Data*, „Social Science Computer Review” 2013, t. 31, nr 6, s. 649–650, 652–653.

strukturalnych oraz temporalnych mechanizmów komunikacji politycznej w środowisku platformy X.

#### 1.3.4.1. Zastosowanie mediów społecznościowych w badaniach rynkowych

Jednym z podstawowych sposobów wykorzystania mediów społecznościowych w badaniach rynku jest systematyczny monitoring wypowiedzi tzw. *social listening*. Grabarczyk-Tokaj definiuje go jako analizę danych gromadzonych w mediach społecznościowych na potrzeby planowania, prowadzenia i oceny skuteczności działań komunikacyjnych i marketingowych instytucji<sup>276</sup>. W praktyce obejmuje to zbieranie wzmianek o marce, produktach, konkurentach oraz całej kategorii rynkowej w serwisach społecznościowych, serwisach mikroblogowych, na blogach, forach dyskusyjnych oraz platformach wymiany multimediów.

W literaturze i praktyce wyróżnia się kilka głównych obszarów zastosowań tych analiz. Lupa, omawiając funkcje mediów społecznościowych w marketingu, wskazuje, że mogą one służyć: analizie opinii klientów o marce i jej produktach, analizie opinii o konkurencji, analizie zachowań konsumentów i ich preferencji, obserwacji rynku i działań konkurentów, a także identyfikacji kluczowych czynników sukcesu w danej kategorii<sup>277</sup>. W tym ujęciu monitoring mediów społecznościowych staje się źródłem danych zarówno do analizy otoczenia rynkowego, jak i do badań marketingowych sensu stricto, umożliwiając śledzenie zmian w czasie oraz wczesne wychwytywanie sygnałów świadczących o nowych potrzebach czy napięciach w relacji klient-marka.

Praktyczne studia przypadków potwierdzają, że dane z social media są wykorzystywane jako pełnoprawne źródło informacji marketingowych. Grabarczyk-Tokaj opisuje projekty prowadzone m.in. dla Coca-Coli, PKN Orlen, Bayera czy Michelina, w których analiza treści generowanych przez użytkowników pozwalała diagnozować skojarzenia z marką, identyfikować bariery zakupu oraz testować odbiór nowych inicjatyw komunikacyjnych<sup>278</sup>. Z kolei case study firmy Brand24 dotyczące polskiego domu maklerskiego XTB pokazuje, że monitoring dyskusji inwestorów w mediach społecznościowych służy tu jako narzędzie badań rynku: analiza tematów, o których „mówi się” w sieci, pozwala identyfikować wzrost zainteresowa-

---

<sup>276</sup> Tamże, s. 7–9, 13.

<sup>277</sup> I. Lupa, *Potencjał marketingowy mediów społecznościowych*, rozprawa doktorska, Uniwersytet Ekonomiczny w Krakowie, Kraków 2018, s. 59.

<sup>278</sup> Tamże, s. 11, 15.

nia określonymi instrumentami finansowymi i projektować adekwatne treści edukacyjne oraz produktowe<sup>279</sup>.

Inny typ zastosowań ilustruje przykład reaktywowanej marki Kubota, opisany w studium przypadku firmy Newspoint. Monitoring internetu umożliwił w tym przypadku nie tylko szybkie reagowanie na pozytywne i negatywne wzmianki, lecz także zbieranie informacji o tym, w jakich kontekstach kulturowych pojawia się marka (nostalgia za latami 90., ironiczne memy, styl „retro”), co zostało wykorzystane przy projektowaniu oferty i komunikacji<sup>280</sup>. Dane wygenerowane w toku codziennego social listeningu pełnią tu de facto funkcję ciągłego badania jakościowego, w którym spontaniczne wypowiedzi użytkowników są traktowane jako źródło insightów konsumenckich.

Media społecznościowe są również wykorzystywane do rekrutacji uczestników bardziej złożonych badań jakościowych. W literaturze opisano m.in. wykorzystanie netnografii do analizy stylów konsumpcji, praktyk prosumpcyjnych czy tworzenia niszowych subkultur konsumenckich. Jemielniak pokazuje, że obserwacja i analiza interakcji w społecznościach internetowych (np. forach, grupach na Facebooku) umożliwia uchwycenie znaczeń nadawanych produktom przez użytkowników w ich „naturalnym” kontekście komunikacyjnym, co trudno osiągnąć w warunkach klasycznego wywiadu<sup>281</sup>. Tego typu netnograficzne rozpoznanie często stanowi etap eksploracyjny, poprzedzający konstrukcję kwestionariuszy czy scenariuszy badań ilościowych.

Zastosowania mediów społecznościowych w badaniach rynku obejmują ponadto szybkie testowanie koncepcji produktów i komunikatów. W praktyce oznacza to publikowanie różnych wariantów przekazu (np. kreacji reklamowych, haseł, opakowań) i analizę wskaźników zaangażowania (reakcje, komentarze, udostępnienia) oraz struktury sentymentu, co pozwala wstępnie ocenić potencjał rozwiązań jeszcze przed pełnoskalową kampanią. Lupa podkreśla, że dane pochodzące z analiz social media mogą służyć nie tylko do „monitorowania”, lecz również do rozwoju produktów, m.in. poprzez uwzględnianie w procesie projektowania sugestii i krytycznych uwag formułowanych przez użytkowników<sup>282</sup>.

Podsumowując, media społecznościowe funkcjonują w badaniach rynkowych jako wielowymiarowe źródło danych: od prostych wskaźników ilościowych (liczba wzmianek, dyna-

---

<sup>279</sup> *Jak Brand24 pomaga XTB utrzymać przewagę na rynku. Case study XTB*, Brand24, <https://brand24.pl/case-study/xtb/>, dostęp: 13.02.2025.

<sup>280</sup> *Case study Kubota – jak korzystać z monitoringu mediów*, Newpoint, 2019, <https://www.newspoint.pl/blog/case-study-kubota-jak-korzystac-z-monitoringu-mediow>, dostęp: 13.02.2025.

<sup>281</sup> D. Jemielniak, „Netnografia, czyli etnografia wirtualna – nowa forma badań etnograficznych”, *Prakseologia* 2013, nr 154, s. 99.

<sup>282</sup> I. Lupa, *Potencjał marketingowy mediów społecznościowych*, rozprawa doktorska, Uniwersytet Ekonomiczny w Krakowie, Kraków 2018, s. 59.

mika dyskusji) po złożone analizy treści (tematy, metafory, narracje) i struktury sieci (liderzy opinii, grupy dyskusyjne, kliki). Ich skuteczne wykorzystanie wymaga jednak integracji kompetencji analitycznych, narzędzi informatycznych i wiedzy o specyfice poszczególnych platform, tak aby uniknąć redukcji bogatego materiału jakościowego do prostych agregatów liczbowych, które mogą zacierać kontekst znaczeniowy wypowiedzi.

#### 1.3.4.2. Analiza opinii klientów i zbieranie danych na temat preferencji rynkowych

Analiza opinii klientów w mediach społecznościowych stanowi szczególny podtyp badań rynku, który łączy cechy klasycznej analizy jakościowej (interpretacja znaczeń, narracji, metafor) z podejściem ilościowym opartym na przetwarzaniu dużych zbiorów danych. Kluczowe znaczenie ma tu fakt, że wypowiedzi internautów powstają spontanicznie, często w reakcji na konkretne doświadczenia z marką, produktem lub usługą, a więc odzwierciedlają realny kontekst użycia oraz emocje towarzyszące decyzjom konsumenckim<sup>283</sup>. Jak pokazuje Lupa, takie niewymuszone opinie w odróżnieniu od odpowiedzi udzielanych w sytuacji formalnego badania są szczególnie wartościowe dla diagnozy potrzeb, preferencji oraz stylu życia konsumentów<sup>284</sup>.

Technicznie analiza opinii opiera się na kilku komplementarnych krokach. Po pierwsze, konieczna jest ekstrakcja wypowiedzi odnoszących się do badanego obiektu (marki, kategorii, cechy produktu) z wielu źródeł: profili marek, forów, blogów, serwisów opiniotwórczych czy otwartych grup dyskusyjnych<sup>285</sup>. Po drugie, w ramach tzw. analizy sentymentu dokonuje się automatycznej klasyfikacji tych wypowiedzi pod względem nacechowania emocjonalnego (pozytywne, neutralne, negatywne), z wykorzystaniem słowników emocjonalnych, metod uczenia maszynowego lub hybrydowych rozwiązań łączących przetwarzanie języka naturalnego z udziałem analityków. Baj-Rogowska zwraca uwagę, że tego typu analiza sentymentu, stosowana do danych z mediów społecznościowych, może wspierać monitorowanie wyników finansowych przedsiębiorstwa, pozwalając zestawiać dynamikę nastrojów wobec marki z wynikami sprzedażowymi<sup>286</sup>.

Kolejnym krokiem jest wydobywanie tematów i kategorii znaczeniowych pojawiających się w dyskusjach. Grabarczyk-Tokaj wskazuje, że informacje pozyskane z analizy treści gene-

---

<sup>283</sup> M. Grabarczyk-Tokaj, „Praktyczne zastosowania analiz social media na potrzeby marketingu instytucji naukowych – możliwości i ograniczenia”, *Marketing instytucji naukowych i badawczych* 2014, nr 2(12), s. 2–3.

<sup>284</sup> I. Lupa, *Potencjał marketingowy mediów społecznościowych*, rozprawa doktorska, Uniwersytet Ekonomiczny w Krakowie, Kraków 2018, s. 59.

<sup>285</sup> M. Grabarczyk-Tokaj, dz. cyt., s. 5, 7.

<sup>286</sup> A. Baj-Rogowska, „Analiza sentymentu jako narzędzie monitorowania wyników finansowych przedsiębiorstwa”, *Przedsiębiorczość i Zarządzanie* 2019, t. XX, z. 11, s. 125–139.

rowanych przez użytkowników mogą zostać wykorzystane jako „gotowe wskazówki” do planowania i korekty działań marketingowych zarówno na poziomie komunikacji (np. dobór tonacji, argumentacji), jak i na poziomie produktu (np. modyfikacja funkcjonalności, opakowania)<sup>287</sup>. W praktyce oznacza to np. identyfikację powtarzających się wątków dotyczących jakości obsługi, problemów z użyciem, oczekiwanych usprawnień czy porównań z konkurencją.

Przykłady z praktyki rynkowej pokazują, że analiza opinii klientów w mediach społecznościowych jest wykorzystywana nie tylko przez globalne korporacje, ale także przez polskie przedsiębiorstwa z różnych branż. W cytowanym artykule Grabarczyk-Tokaj opisuje projekty realizowane dla instytucji naukowych, w których monitoring dyskusji w mediach społecznościowych pozwolił m.in. zidentyfikować bariery uczestnictwa w wydarzeniach popularnonaukowych oraz oczekiwania wobec komunikacji uczelni, co przełożyło się na modyfikację oferty wydarzeń i sposobu ich promocji<sup>288</sup>. Z kolei case study ClickMeeting, platformy webinarowej, przygotowane przez Brand24, pokazuje, że analiza wzmianek na temat webinarów i narzędzi do wideokonferencji służy tu do diagnozowania problemów zgłaszanych przez użytkowników oraz obserwowania trendów tematycznych, co umożliwia dostosowywanie funkcji produktu i tematów szkoleń do zmieniających się potrzeb rynku<sup>289</sup>.

Warto podkreślić, że analiza opinii nie ogranicza się do poziomu pojedynczych marek. Dane z mediów społecznościowych pozwalają również rekonstruować preferencje konsumentów na poziomie całych kategorii produktowych. Lupa wskazuje, że dzięki obserwacji dyskusji w mediach społecznościowych możliwe jest uchwycenie sposobów, w jaki konsumenci definiują „idealny produkt” w danej kategorii, jakie kompromisy uznają za akceptowalne oraz jak hierarchizują cechy oferty (np. cena vs. jakość vs. ekologia)<sup>290</sup>. Tego typu informacje trudno uzyskać w badaniach ilościowych bez silnej struktury narzuconej przez konstrukt kwestionariusza; w social media to sami użytkownicy definiują pola problemowe i język opisu.

Z metodologicznego punktu widzenia, wykorzystanie mediów społecznościowych w analizie opinii klientów wiąże się jednak z szeregiem ograniczeń. Po pierwsze, struktura próby jest w dużym stopniu niekontrolowana, dominuje w niej zwykle populacja użytkowni-

---

<sup>287</sup> Tamże, s. 7–9, 13.

<sup>288</sup> Tamże, s. 7–9, 13.

<sup>289</sup> *Jak monitoring rynku pomaga diagnozować problemy i obserwować trendy w branży webinarów. Case study ClickMeeting*, Brand24, 2023, <https://brand24.pl/case-study/clickmeeting/>, dostęp: 17.03.2025.

<sup>290</sup> I. Lupa, *Potencjał marketingowy mediów społecznościowych*, rozprawa doktorska, Uniwersytet Ekonomiczny w Krakowie, Kraków 2018, s. 59.

ków młodszych, bardziej zdigitalizowanych, o określonych kompetencjach kulturowych<sup>291</sup>. Po drugie, specyfika poszczególnych platform (np. dominacja krótkich komunikatów tekstowych na X, materiałów wizualnych na Instagramie czy wideo na TikToku) wpływa na formę artykulacji opinii, co wymusza zróżnicowane podejścia analityczne. Po trzecie, algorytmy filtrujące treści – jak wskazuje literatura dotycząca analizy social media – powodują, że badacz pracuje z danymi już wstępnie „uformowanymi” przez logikę platformy, co ogranicza możliwość traktowania ich jako prostego ekwiwalentu reprezentatywnej próby populacji<sup>292</sup>.

Dodatkowym wyzwaniem jest kwestia etyki i ochrony danych. Choć analizy oparte na publicznie dostępnych treściach nie wymagają zgody respondentów w sensie klasycznym, literatura dotycząca badań internetowych podkreśla konieczność respektowania zasad anonimizacji, minimalizacji danych oraz transparentnego informowania o zakresie i celu ich wykorzystania. W praktyce oznacza to m.in. unikanie publikowania cytatów umożliwiających łatwą identyfikację użytkowników oraz stosowanie agregacji wyników na poziomie grup, a nie pojedynczych osób<sup>293</sup>.

Pomimo tych ograniczeń, analiza opinii klientów i preferencji rynkowych na podstawie danych z mediów społecznościowych staje się jednym z najdynamiczniej rozwijających się obszarów badań rynku. Jej wartość, co podkreślają zarówno badacze, jak i praktycy – polega przede wszystkim na możliwości ciągłego, niereaktywnego monitoringu nastrojów i oczekiwań konsumentów oraz na uchwyceniu ich w kontekście realnych praktyk komunikacyjnych, a nie wyłącznie deklaracji składanych w sytuacji formalnego badania<sup>294</sup>.

---

<sup>291</sup> M. Grabarczyk-Tokaj, „Praktyczne zastosowania analiz social media na potrzeby marketingu instytucji naukowych – możliwości i ograniczenia”, *Marketing instytucji naukowych i badawczych* 2014, nr 2(12), s. 2–3.

<sup>292</sup> D. Apoń, R. Głyda, D. Tertychna, „Jak do nas dotrzeć? #SocialMedia”, w: *Trendy w biznesie*, red. E. Śnieżek, Wydawnictwo SIZ, Szczecin 2017, s. 31–32.

<sup>293</sup> K. Mazurek-Łopacińska, „Badania marketingowe w internecie – w kierunku większej aktywności konsumentów”, *Prace Naukowe Uniwersytetu Ekonomicznego we Wrocławiu*, nr 80, 2010, s. 221–230.

<sup>294</sup> I. Lupa, *Potencjał marketingowy mediów społecznościowych*, rozprawa doktorska, Uniwersytet Ekonomiczny w Krakowie, Kraków 2018, s. 59.

## **Rozdział 2**

### **Analiza teoretyczna sieci społecznościowych**

Analiza teoretyczna sieci społecznościowych stanowi kluczowe narzędzie dla zrozumienia struktur i dynamik rządzących interakcjami w mediach społecznościowych. Rozpatrując sieci społecznościowe przez pryzmat teorii grafów, można uzyskać dogłębne wglądy w sposób, w jaki ludzie tworzą relacje, dzielą się informacjami i wpływają na siebie nawzajem w przestrzeni cyfrowej.

#### **2.1. Wprowadzenie do teorii grafów: wyjaśnienie podstawowych pojęć związanych z teorią grafów, istotnych dla zrozumienia analizy sieci społecznościowych**

##### **2.1.1. Zakres teorii grafów**

Teoria grafów ma bogatą i fascynującą historię, sięgającą XVIII wieku. Za jej początek uważa się pracę szwajcarskiego matematyka Leonharda Eulera. W 1736 roku Euler rozwiązał problem siedmiu mostów Królewca, który polegał na znalezieniu drogi przechodzącej przez wszystkie mosty miasta dokładnie jeden raz. Rozwiązując ten problem, Euler wprowadził pojęcie grafu i zapoczątkował rozwój teorii grafów. W XIX wieku teoria grafów rozwijała się dalej dzięki pracom takich matematyków jak Arthur Cayley, który badał struktury chemiczne za pomocą grafów, oraz James Joseph Sylvester, który wprowadził wiele fundamentalnych pojęć i terminologii. W XX wieku teoria grafów zaczęła odgrywać istotną rolę w różnych dziedzinach, w tym w matematyce, informatyce, fizyce i biologii. Istotne przyczynki do tej dziedziny wniósł m.in. węgierski matematyk Paul Erdős, znany z licznych wyników i współpracy z innymi badaczami. W latach 60. i 70. XX wieku rozwój komputerów i algorytmiki spowodował gwałtowny wzrost zainteresowania teorią grafów, co doprowadziło do opracowania licznych algorytmów i metod analizy grafów, wykorzystywanych w rozmaitych aplikacjach. Dziś teoria grafów jest kluczowym narzędziem w naukach komputerowych, sieciach społecznościowych, logistyce, biologii oraz wielu innych dziedzinach, gdzie analiza strukturalna i relacyjna jest niezbędna.

Teoria grafów jest fundamentalną dziedziną matematyki stosowanej, która znajduje szerokie zastosowanie w analizie sieci społecznościowych. Pozwala na modelowanie złożonych struktur sieciowych, reprezentując relacje między różnymi obiektami. W kontekście sieci społecznościowych, te obiekty to zazwyczaj ludzie, grupy lub organizacje, a relacje między nimi mogą obejmować przyjaźnie, współpracę, komunikację i inne formy interakcji.

Jak stwierdza Laurent Lefebvre: „Teoria grafów jest niezwykle użytecznym narzędziem w analizie sieci społecznościowych, umożliwiającym zrozumienie ich struktur i dynamiki”<sup>295</sup>.

Graf jest podstawową strukturą, która składa się z wierzchołków (nazywanych też węzłami) połączonych krawędziami. Wierzchołki reprezentują jednostki w sieci społecznościowej, np. użytkowników, podczas gdy krawędzie symbolizują relacje lub połączenia między nimi. Zdaniem Karen Cook: „Analiza sieci społecznych przy użyciu teorii grafów pozwala na identyfikację kluczowych aktorów i grup w sieciach społecznościowych, co umożliwia lepsze zrozumienie dynamik społecznych i procesów komunikacyjnych”<sup>296</sup>.

Podsumowując, zrozumienie podstawowych pojęć teorii grafów jest niezbędne do przeprowadzania analizy sieci społecznościowych. Pozwala to na matematyczne modelowanie i kwantyfikację złożonych struktur społecznych, co umożliwia identyfikację wzorców, kluczowych aktorów i grup w sieciach społecznościowych oraz lepsze zrozumienie dynamik społecznych i procesów komunikacyjnych zachodzących w przestrzeni cyfrowej.

#### **2.1.1.1. Wyjaśnienie struktury grafów jako zbioru wierzchołków i krawędzi**

Graf w teorii grafów jest abstrakcyjnym modelem, który składa się z dwóch fundamentalnych elementów: wierzchołków i krawędzi. Struktura grafu jest definiowana jako zbiór tych elementów, które reprezentują relacje lub połączenia między obiektami.

Struktura grafu jest opisana jako zbiór wierzchołków  $V$  i zbiór krawędzi  $E$ . Formalnie można to zapisać jako:

$$G=(V,E)$$

gdzie:

- $V$  oznacza zbiór wszystkich wierzchołków w grafie.
- $E$  oznacza zbiór wszystkich krawędzi w grafie.

Przykładem może być graf reprezentujący relacje między użytkownikami mediów społecznościowych, gdzie wierzchołki to profile użytkowników, a krawędzie reprezentują przy-

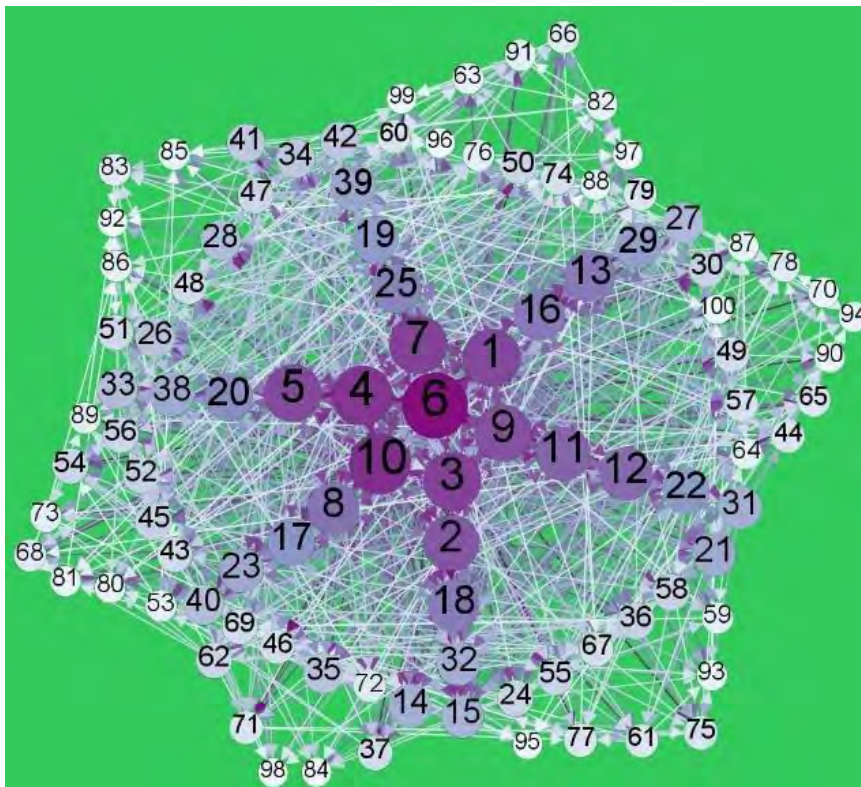
---

<sup>295</sup> L. Lefebvre, *Teoria grafów w analizie sieci społecznościowych*, „Journal of Social Network Analysis” t. 25, nr 3, 2018, s. 45-58.

<sup>296</sup> K. Cook, *Znaczenie teorii grafów w badaniach nad sieciami społecznościowymi*, „Social Networks Review”, t. 12, nr 2, 2019, s. 87-94.

jażnie lub obserwowanie innych użytkowników. Wyjaśnienie tej struktury jako zbioru wierzchołków i krawędzi jest kluczowe do zrozumienia, jak grafy są używane do modelowania różnych rodzajów sieci i relacji w dziedzinach takich jak analiza sieci społecznościowych, trasowanie w sieciach komunikacyjnych czy badanie struktury stron internetowych.

Rysunek 6. Wykres obserwujących na Twitterze



Źródło: G.H.J. Lanel, *A Study on Graph Theory Properties of On-line Social Networks*, March 2020, "International Journal of Scientific and Research Publications" 10(3), s. 9929.

#### 2.1.1.2. Kluczowe terminy: wierzchołek, krawędź, graf skierowany, graf nieskierowany

W teorii grafów, wierzchołek, często określany jako węzeł, jest fundamentalnym elementem struktury grafu. Reprezentuje punkt, obiekt lub jednostkę w danym systemie. Każdy wierzchołek jest unikalny i może posiadać własne atrybuty lub właściwości. Pojedyncze wierzchołki oznaczają się jako  $v_i$ , gdzie  $i=1, \dots, n$ , natomiast zbiór wszystkich wierzchołków oznaczają się jako  $V=\{v_1, v_2, \dots, v_n\}$ . Wierzchołki stanowią punkty połączenia dla krawędzi i są kluczowymi elementami struktury grafu, umożliwiającymi modelowanie złożonych systemów i relacji między obiektami.

Krawędź w grafie to element łączący dwa wierzchołki, reprezentujący relację lub połączenie między nimi. Krawędzie mogą posiadać różne właściwości, takie jak waga, kierunek

(w grafach skierowanych) lub inne atrybuty, co można formalnie wyrazić jako  $(v_i, v_j)$ , gdzie  $v_i$  i  $v_j$  są wierzchołkami połączonymi przez krawędź. Krawędzie są kluczowe w modelowaniu interakcji lub zależności między elementami grafu, odzwierciedlając przepływ informacji, zasobów lub wpływów w badanym systemie.

Graf skierowany, znany również jako graf digraficzny, to rodzaj grafu, w którym krawędzie posiadają określony kierunek. Oznacza to, że każda krawędź ma początek i koniec, wskazując jednostronnie od jednego wierzchołka do drugiego, co można formalnie zapisać jako  $(v_i, v_j) \neq (v_j, v_i)$ <sup>297</sup>. Grafy skierowane są szeroko stosowane do modelowania relacji jednokierunkowych, takich jak sieci transportowe, przepływ informacji czy zależności hierarchiczne, gdzie istnieje wyraźny kierunek przepływu.

Graf nieskierowany to rodzaj grafu, w którym krawędzie nie mają określonego kierunku. Relacje między wierzchołkami w grafie nieskierowanym są wzajemne, co oznacza, że jeśli istnieje krawędź łącząca wierzchołki  $(v_i, v_j)$ , to istnieje także krawędź łącząca wierzchołki  $(v_j, v_i)$ , co formalnie można zapisać jako  $(v_i, v_j) = (v_j, v_i)$ <sup>298</sup>. Grafy nieskierowane są używane do modelowania relacji dwukierunkowych, takich jak przyjaźnie w sieciach społecznościowych, gdzie relacje są symetryczne i wzajemne.

Te kluczowe terminy stanowią fundament teorii grafów, służąc do definiowania różnych rodzajów grafów oraz relacji między ich elementami. Wzory i definicje tych pojęć są niezbędne w analizie i modelowaniu różnorodnych struktur, takich jak sieci społecznościowe, transportowe czy informatyczne. Dzięki nim można dokładnie określić, jak poszczególne elementy systemu są ze sobą powiązane i jak wpływają na funkcjonowanie całej struktury.

## 2.1.2. Podstawowe pojęcia teorii grafów

### 2.1.2.1. Stopień wierzchołka i stopień grafu

Stopień wierzchołka (*Degree of a Vertex*) jest podstawowym pojęciem w analizie grafów, które mierzy liczbę krawędzi związanych z danym wierzchołkiem<sup>299</sup>. To oznacza, że stopień wierzchołka informuje nas o tym, ile innych wierzchołków jest bezpośrednio połączonych z danym wierzchołkiem. Stopień wierzchołka jest szczególnie istotny w kontekście grafów nieskierowanych, gdzie relacje między wierzchołkami są wzajemne. Na przykład, w grafie reprezentującym przyjaźnie między osobami, stopień wierzchołka oznacza liczbę przyjaciół danej osoby.

---

<sup>297</sup> R. Diestel, *Graph Theory*, 5th ed., Springer, Berlin–Heidelberg 2017, s. 12.

<sup>298</sup> D. B. West, *Introduction to Graph Theory*, 2nd ed., Prentice Hall, Upper Saddle River (NJ) 2001, s. 15.

<sup>299</sup> M. E. J. Newman, *Networks: An Introduction*, Oxford University Press, Oxford 2010, s. 1–6.

Stożenie wierzchołka  $v$ , oznaczany jako  $deg(v)$ , w grafie nieskierowanym jest definiowany jako liczba krawędzi incydentnych z tym wierzchołkiem. Matematycznie można to zapisać jako<sup>300</sup>:

$$deg(v) = |\{e \in E : v \in e\}|$$

gdzie:

- $deg(v)$  to stopień wierzchołka  $v$ ,
- $E$  to zbiór krawędzi w grafie,
- $e$  oznacza pojedynczą krawędź należąca do zbioru krawędzi  $E$ ,
- $|\{e \in E : v \in e\}|$  oznacza liczbę krawędzi, które mają wierzchołek  $v$  jako jeden z ich końców.

W przypadku grafów skierowanych, stopień wierzchołka jest rozdzielony na dwie kategorie: stopień wejścia i stopień wyjścia. Stopień wejścia (*In-Degree*) określa liczbę krawędzi skierowanych do danego wierzchołka, czyli ile krawędzi prowadzi do tego wierzchołka. Natomiast stopień wyjścia (*Out-Degree*) mierzy liczbę krawędzi wychodzących z danego wierzchołka, czyli ile krawędzi wychodzi od tego wierzchołka<sup>301</sup>. W grafach skierowanych, te dwie miary są istotne do analizy zarówno źródła jak i celu interakcji lub przepływu informacji.

Wzory na stopień wejścia i wyjścia w grafie skierowanym są podobne do wzoru na stopień wierzchołka w grafie nieskierowanym, z tą różnicą, że uwzględniają kierunek krawędzi<sup>302</sup>:

$$deg_{wej}(v) = |\{(u,v) \in E\}|$$

$$deg_{wyj}(v) = |\{(v,u) \in E\}|$$

gdzie:

- $deg_{wej}(v)$  to stopień wejścia wierzchołka  $v$ ,
- $deg_{wyj}(v)$  to stopień wyjścia wierzchołka  $v$ ,
- $(u, v)$  to krawędź skierowana z wierzchołka  $(u)$  do wierzchołka  $(v)$ ,
- $|\{(u,v) \in E\}|$  oznacza liczbę krawędzi skierowanych do wierzchołka  $(v)$ ,
- $|\{(v,u) \in E\}|$  oznacza liczbę krawędzi wychodzących z wierzchołka  $(v)$ .

Stożenie grafu (*Degree of the Graph*), z kolei, to maksymalny stopień wierzchołka w danym grafie<sup>303</sup>. Innymi słowy, jest to największy stopień spośród wszystkich wierzchoł-

<sup>300</sup> D. B. West, *Introduction to Graph Theory*, 2nd ed., Prentice Hall, Upper Saddle River (NJ) 2001, s. 5–6.

<sup>301</sup> D. Easley, J. Kleinberg, *Networks, Crowds, and Markets: Reasoning About a Highly Connected World*, Cambridge University Press, Cambridge 2010, s. 1–8.

<sup>302</sup> M. E. J. Newman, *Networks: An Introduction*, Oxford University Press, Oxford 2010, s. 139–140.

<sup>303</sup> R. Albert, A.-L. Barabási, *Statistical Mechanics of Complex Networks*, „Reviews of Modern Physics” 2002, t. 74, nr 1, s. 47–97.

ków w grafie. Stopień grafu jest przydatny do określenia ogólnej gęstości połączeń w grafie. W grafach o niskim stopniu grafu większość wierzchołków ma niski stopień, co może sugerować, że graf jest rzadki i mało połączony. W grafach o wysokim stopniu grafu istnieją wierzchołki o wysokim stopniu, co może wskazywać na gęsto połączoną strukturę.

Stopień grafu ( $\Delta$ ) to maksymalny stopień wierzchołka w danym grafie<sup>304</sup>:

$$\Delta = \max_{v \in V} \deg(v)$$

gdzie:

- ( $\Delta$ ) to stopień grafu,
- $\max_{v \in V}$  oznacza maksymalną wartość stopnia wierzchołka dla wszystkich wierzchołków  $v$  należących do zbioru wierzchołków  $V$ .

Wzory te są fundamentalne w analizie grafów i znajdują zastosowanie w różnych dziedzinach, takich jak informatyka, matematyka, nauki społeczne i wiele innych. Analiza stopni wierzchołków jest szeroko stosowana w różnych dziedzinach, takich jak analiza sieci społecznościowych, analiza trasowania w sieciach komunikacyjnych, badanie wpływu w sieciach komunikacji elektronicznej oraz wiele innych zastosowań<sup>305</sup>. To narzędzie pozwala na identyfikację kluczowych wierzchołków, określenie istotnych wzorców i struktur w grafach oraz ułatwia analizę sieci w celu podejmowania decyzji i wydobywania wiedzy z danych.

### 2.1.2.2. Krawędzie skierowane i nieskierowane

Krawędzie w grafach stanowią fundament struktury grafów, i są podzielone na dwie główne kategorie: krawędzie skierowane i nieskierowane. Różnica między nimi ma istotne znaczenie w analizie grafów.

Krawędzie nieskierowane (*Undirected Edges*) są najprostszym rodzajem krawędzi w grafach<sup>306</sup>. Charakteryzują się tym, że nie mają określonego kierunku. To oznacza, że można podróżować między wierzchołkami, które łączy dana krawędź w obie strony. W grafach nieskierowanych krawędzie tworzą relacje symetryczne, co oznacza, że jeśli wierzchołek  $A$  jest połączony z wierzchołkiem  $B$ , to równocześnie wierzchołek  $B$  jest połączony z wierzchołkiem  $A$ <sup>307</sup>. Przykładem grafu z krawędziami nieskierowanymi może być graf reprezentujący przyjaźnie między osobami, gdzie brak jest jednostronnych relacji przyjaźni.

---

<sup>304</sup> D. B. West, *Introduction to Graph Theory*, 2nd ed., Prentice Hall, Upper Saddle River (NJ) 2001, s. 6.

<sup>305</sup> S. Wasserman, K. Faust, *Social Network Analysis: Methods and Applications*, Cambridge University Press, Cambridge 1994, s. 17–27.

<sup>306</sup> G. Chartrand, P. Zhang, *A First Course in Graph Theory*, Dover Publications, New York 2012, s. 5–12.

<sup>307</sup> Tamże.

Krawędzie skierowane (*Directed Edges*) różnią się od krawędzi nieskierowanych tym, że mają określony kierunek<sup>308</sup>. Każda krawędź skierowana łączy dwa wierzchołki w sposób jednostronny, gdzie istnieje źródło (początek) i cel (koniec) krawędzi. To oznacza, że przepływ informacji lub relacji zachodzi tylko w jednym kierunku, od źródła do celu. Przykładem grafu z krawędziami skierowanymi może być graf reprezentujący przepływ informacji w sieci, gdzie wiadomość może płynąć tylko w jednym kierunku, od źródła do celu.

Różnica między krawędziami skierowanymi a nieskierowanymi ma istotne implikacje w analizie grafów. W przypadku krawędzi nieskierowanych, relacje są wzajemne i symetryczne, co pozwala na prostsze obliczenia i analizę, zwłaszcza w kontekście grafów społecznościowych. Natomiast w przypadku krawędzi skierowanych, istnieje jednostronny przepływ informacji lub relacji, co może prowadzić do bardziej zaawansowanych analiz, takich jak określanie kierunku przepływu, identyfikowanie źródeł wpływu lub analiza przepływu danych.

W zależności od rodzaju analizy i rodzaju grafu, wybór między krawędziami skierowanymi a nieskierowanymi może mieć kluczowe znaczenie. Zrozumienie tej różnicy pozwala na odpowiednie modelowanie i interpretację struktury grafów oraz ich zastosowanie w różnych dziedzinach nauki i praktyki.

### 2.1.2.3. Graf spójny i niespójny

Graf spójny (*Connected Graph*) jest to rodzaj grafu, w którym istnieje ścieżka łącząca każdą parę wierzchołków. Innymi słowy, można znaleźć ścieżkę, która łączy dowolne dwa wierzchołki w grafie spójnym. To oznacza, że w grafie spójnym nie ma izolowanych wierzchołków, a każdy wierzchołek ma dostęp do każdego innego wierzchołka bezpośrednio lub pośrednio poprzez pewne połączenie składające się z krawędzi. Graf spójny stanowi jedną spójną strukturę, która nie jest rozdzielona na oddzielne komponenty. W analizie sieci społecznościowych, grafy spójne pozwalają badaczom na badanie pełnej społeczności, gdzie każdy uczestnik ma możliwość komunikacji i interakcji z innymi uczestnikami, bez względu na liczbę krawędzi lub skomplikowanie grafu<sup>309</sup>.

W przeciwieństwie do grafu spójnego, graf niespójny (*Disconnected Graph*) składa się z dwóch lub więcej oddzielnych komponentów, które są izolowane od siebie. Każdy taki komponent jest nazywany składową (*component*). Oznacza to, że istnieją grupy wierzchołków, które nie są połączone z innymi grupami wierzchołków w grafie niespójnym. Każda ze

---

<sup>308</sup> D. B. West, *Introduction to Graph Theory*, 2nd ed., Prentice Hall, Upper Saddle River (NJ) 2001, s. 3–6.

<sup>309</sup> M. E. J. Newman, *Networks: An Introduction*, Oxford University Press, Oxford 2010, s. 1–6.

składowych może być traktowana jako osobny, niezależny podgraf, który nie ma połączeń z innymi podgrafami. W praktyce oznacza to, że pewne elementy sieci są odizolowane od reszty sieci lub występują wiele niepowiązanych ze sobą podgrafów. Grafy niespójne są ważne w analizie sieci, ponieważ mogą wskazywać na izolację pewnych grup w sieci lub na występowanie wielu niepowiązanych ze sobą komponentów<sup>310</sup>.

Podsumowując, różnica między grafem spójnym a niespójnym polega na tym, czy graf tworzy jedną spójną strukturę, w której każdy wierzchołek ma dostęp do każdego innego, czy też składa się z niepowiązanych ze sobą komponentów. Analiza grafów spójnych jest często bardziej interesująca, ponieważ pozwala na zrozumienie pełnej struktury sieci społecznościowej. Jednak grafy niespójne również mają swoje zastosowanie, szczególnie w przypadkach, gdzie istnieją wyraźnie oddzielone grupy lub komponenty w badanej sieci<sup>311</sup>.

### 2.1.3. Zastosowanie teorii grafów w analizie sieci społecznościowych

Teoria grafów, mimo że jest abstrakcyjnym dziedziną matematyki, odgrywa istotną rolę w analizie sieci społecznościowych. Stanowi ona skuteczne narzędzie do badania i zrozumienia różnych aspektów tych sieci oraz pozwala na wyodrębnienie kluczowych właściwości struktury sieci społecznościowych.

Pierwszym zastosowaniem teorii grafów w analizie sieci społecznościowych jest reprezentacja relacji społecznych. W praktyce, wierzchołki grafu mogą reprezentować osoby lub profile użytkowników, podczas gdy krawędzie symbolizują połączenia między nimi, takie jak znajomości, przyjaźnie lub inne relacje społeczne. Dzięki tej reprezentacji, badacze mogą zgłębić, jak te relacje się rozwijają i zmieniają w czasie. Kolejnym kluczowym aspektem jest analiza struktury sieci społecznościowych. Dzięki teorii grafów można identyfikować kluczowe wierzchołki (osoby) oraz określać, jakie osoby pełnią centralne role w sieci. Pojęcia takie jak stopień wierzchołka, centralność węzłów czy analiza społeczności są często wykorzystywane do zrozumienia, jak zorganizowana jest sieć społecznościowa i kto odgrywa kluczowe role.

Teoria grafów pozwala również na badanie połączeń między uczestnikami sieci społecznościowych. To może obejmować analizę krótkich ścieżek komunikacji między osobami, identyfikację społeczności o zbliżonych zainteresowaniach oraz badanie wpływu siły połączeń między wierzchołkami. Dodatkowo, teoria grafów umożliwia wykrywanie społeczności

---

<sup>310</sup> A.-L. Barabási, *Network Science*, Cambridge University Press, Cambridge 2016, s. 7–12.

<sup>311</sup> D. Easley, J. Kleinberg, *Networks, Crowds, and Markets: Reasoning About a Highly Connected World*, Cambridge University Press, Cambridge 2010, s. 4–8.

w sieciach społecznościowych. Często istnieją grupy osób, które łączą wspólne zainteresowania lub cechy, a teoria grafów pomaga w ich identyfikacji. To może być przydatne w analizie marketingowej lub w celu tworzenia rekomendacji treści. Kolejnym obszarem jest analiza przepływu informacji w sieciach społecznościowych. Teoria grafów pozwala zrozumieć, jak informacje rozprzestrzeniają się w sieci, w jaki sposób treści są udostępniane, kto odgrywa kluczową rolę w przepływie informacji oraz jakie ścieżki są najefektywniejsze w dystrybucji treści. Ostatecznie, teoria grafów znajduje zastosowanie w optymalizacji działań marketingowych w mediach społecznościowych. Analiza sieci pozwala na określenie, które osoby lub grupy mają potencjał wpłynięcia na szerzenie się treści marketingowych, co może być kluczowe dla efektywności strategii marketingowych.

Podsumowując, teoria grafów jest niezwykle przydatnym narzędziem w analizie sieci społecznościowych, pomagając badaczom zrozumieć ich strukturę, relacje społeczne i wpływ na przepływ informacji oraz działania marketingowe.

### **2.1.3.1. Jak struktura grafu odzwierciedla relacje społeczne**

Struktura grafu jest fundamentalnym elementem analizy sieci społecznościowych, ponieważ doskonale odzwierciedla relacje społeczne zachodzące w sieci. Szczególnie istotne jest to, w jaki sposób pozwala ona przedstawiać te relacje w uporządkowany i przejrzysty sposób.

W teorii grafów każdy wierzchołek grafu reprezentuje jednego uczestnika sieci społecznościowej, co może być osobą, profilem użytkownika na platformie społecznościowej, firmą lub grupą tematyczną. Krawędzie grafu natomiast symbolizują relacje społeczne między tymi uczestnikami, takie jak znajomości, przyjaźnie, subskrypcje, komentarze, udostępnienia treści czy inne formy interakcji.

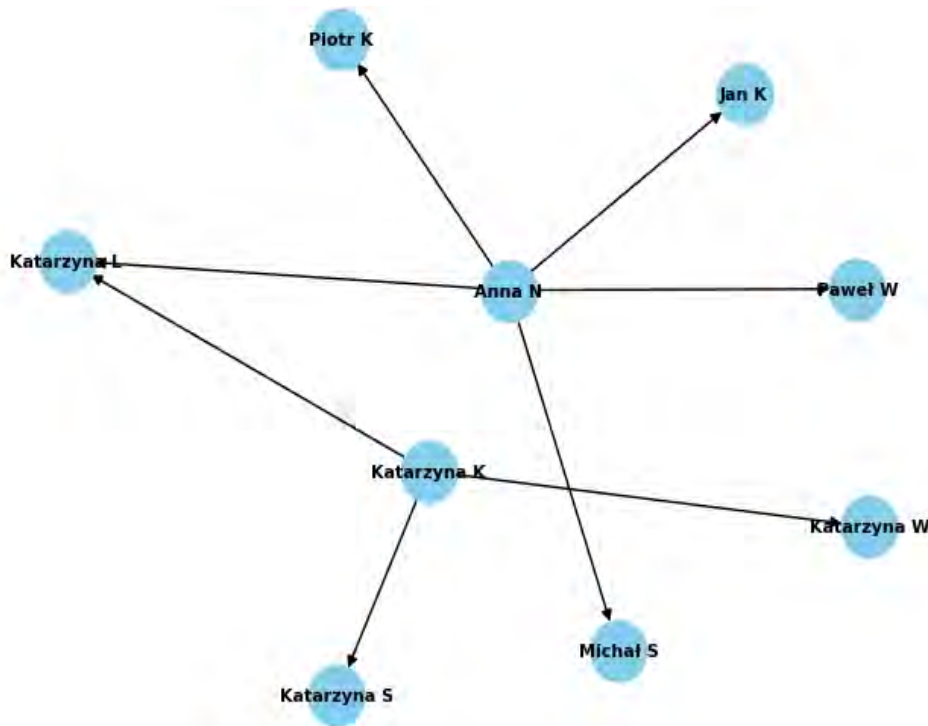
W praktyce, kiedy użytkownik A jest zaprzyjaźniony z użytkownikiem B na platformie społecznościowej, tworzy się krawędź między wierzchołkiem reprezentującym A, a wierzchołkiem reprezentującym B. Ta krawędź jest symbolicznym odzwierciedleniem tej relacji społecznej.

Struktura całego grafu, wraz z tymi wszystkimi połączeniami między wierzchołkami, tworzy swoistą „mapę” relacji społecznych w sieci społecznościowej. Analiza tej struktury pozwala na zrozumienie, jakie relacje istnieją między uczestnikami sieci, kto jest bardziej lub mniej połączony z innymi, kto odgrywa kluczowe role w tej sieci oraz jak informacje i interakcje rozprzestrzeniają się w sieci<sup>312</sup>.

---

<sup>312</sup> J. Scott, *Social Network Analysis*, SAGE Publications, London 2017, s. 8–10.

Rysunek 7. Graf odzwierciedlający relacje społeczne zachodzące w sieci



Źródło: Opracowanie własne

Teoria grafów umożliwia również badanie centralności węzłów (czyli uczestników) w sieci społecznościowej. Węzły o większej liczbie krawędzi (większym stopniu) często pełnią kluczowe role w relacjach społecznych. To osoby, które są dobrze połączone z innymi i mają wpływ na przepływ informacji w sieci. Analiza centralności pomaga zidentyfikować takie osoby, które mogą być influencerami, liderami opinii czy mają wpływ na całą sieć<sup>313</sup>.

Dodatkowo, dzięki teorii grafów możliwe jest wykrywanie społeczności lub grup w sieci społecznościowej. Społeczności te to grupy uczestników, którzy łączą się ze sobą ze względu na podobne zainteresowania, relacje lub cechy. Analiza społeczności pozwala na segmentację sieci społecznościowej i zrozumienie, jakie grupy istnieją wewnątrz sieci oraz jakie relacje zachodzą między nimi<sup>314</sup>.

Podsumowując, struktura grafu stanowi kluczowy element analizy sieci społecznościowych. Dzięki niej można w pełni zrozumieć relacje społeczne, identyfikować centralne osoby i grupy oraz analizować sposób, w jaki informacje i interakcje przemieszczają się w sieci społecznościowej. To niezwykle istotne narzędzie w badaniach nad sieciami społecznościowymi.

<sup>313</sup> L. C. Freeman, *Centrality in Social Networks: Conceptual Clarification*, „Social Networks” 1979, t. 1, nr 3, s. 215–239.

<sup>314</sup> M. Girvan, M. E. J. Newman, *Community Structure in Social and Biological Networks*, „Proceedings of the National Academy of Sciences” 2002, t. 99, nr 12, s. 7821–7826.



Graf interakcji to kolejny sposób analizy. Graf ten może być używany do analizy interakcji między użytkownikami na platformach społecznościowych<sup>317</sup>. Wierzchołki reprezentują użytkowników, a krawędzie oznaczają różnego rodzaju interakcje, takie jak komentarze, polubienia, udostępnienia itp. Ten rodzaj grafu pozwala na zrozumienie, jakie treści lub interakcje są popularne w danej sieci społecznościowej.

W przypadku analizy wpływu w sieci społecznościowej, można stworzyć graf wpływu, który pokazuje, kto ma wpływ na innych użytkowników<sup>318</sup>. Wierzchołki symbolizują użytkowników, a krawędzie wskazują, kto wpływa na kogo poprzez udostępnienia, rekomendacje lub inne działania. To narzędzie pomaga zidentyfikować liderów opinii i osoby mające wpływ na szeroką publiczność.

Graf społecznościowy jest używany w analizie społecznościowej do wykrywania społeczności lub grup w sieci<sup>319</sup>. Wierzchołki reprezentują użytkowników, a krawędzie wyznaczają relacje między nimi. Algorytmy wykrywania społeczności pomagają zidentyfikować grupy użytkowników o podobnych zainteresowaniach lub wzajemnych relacjach. Te przykłady ilustrują, jak różne aspekty sieci społecznościowych mogą być reprezentowane za pomocą grafów. Grafy stanowią narzędzie wizualizacji i analizy, które pomagają zrozumieć strukturę i relacje w sieciach społecznościowych oraz wyciągać wnioski na ich podstawie.

## **2.2. Identyfikacja głównych cech sieci społecznościowych i badanie ich charakterystycznych właściwości**

W tej części, poświęconej identyfikacji głównych cech sieci społecznościowych, skupiono się na badaniu charakterystycznych właściwości, które stanowią kluczowy element analizy tych sieci. Sieci społecznościowe, ze względu na swoją złożoność i dynamikę, wymagają szczególnego podejścia do identyfikacji i zrozumienia ich struktury.

### **2.2.1. Centralność węzłów w sieciach społecznościowych**

Centralność węzłów w sieciach społecznościowych odnosi się do stopnia istotności lub znaczenia danego węzła w kontekście całej struktury sieci<sup>320</sup>. Jest to kluczowe pojęcie

---

<sup>317</sup> A.-L. Barabási, *Network Science*, Cambridge University Press, Cambridge 2016, s. 5–12.

<sup>318</sup> D. Kempe, J. Kleinberg, É. Tardos, *Maximizing the Spread of Influence through a Social Network*, w: *Proceedings of the Ninth ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*, 2003, s. 137–146.

<sup>319</sup> S. Fortunato, *Community Detection in Graphs*, „Physics Reports” 2010, t. 486, nr 3–5, s. 171–174.

<sup>320</sup> L. C. Freeman, *Centrality in Social Networks: Conceptual Clarification*, „Social Networks” 1979, t. 1, nr 3, s. 230–239.

w analizie sieci społecznościowych, które pozwala identyfikować kluczowych aktorów oraz zrozumieć ich rolę w przepływie informacji, wpływach społecznych i interakcjach<sup>321</sup>.

Miary centralności, takie jak stopień, pośrednictwo czy bliskość, pozwalają na kwantyfikację tego znaczenia i analizę roli poszczególnych węzłów w sieci<sup>322</sup>. Zrozumienie centralności węzłów ma istotne implikacje praktyczne w wielu dziedzinach, takich jak marketing, komunikacja społeczna, zarządzanie, badania społeczne czy polityka, gdzie może być wykorzystane do projektowania strategii komunikacyjnych, identyfikacji kluczowych decydentów lub analizy struktur społecznych<sup>323</sup>.

### 2.2.1.1. Definicja centralności węzłów w kontekście sieci społecznościowych

Centralność węzłów w kontekście sieci społecznościowych to kluczowa koncepcja, która umożliwia analizę i zrozumienie, które węzły w danej sieci są istotne i mają wpływ na całą strukturę społeczności<sup>324</sup>. Jest to pojęcie, które pomaga określić, które osoby, użytkownicy lub elementy sieci odgrywają kluczową rolę w komunikacji, przepływie informacji i relacjach między uczestnikami społeczności online.

Centralność węzłów nie ogranicza się tylko do sieci społecznościowych, ale jest również stosowana w różnych dziedzinach, takich jak analiza sieci, nauka o danych, zarządzanie projektami i wiele innych<sup>325</sup>. W kontekście sieci społecznościowych, jest to istotne narzędzie do identyfikacji liderów społeczności, osób wpływowych, pośredników w komunikacji i kluczowych uczestników, którzy mogą mieć znaczący wpływ na kształtowanie relacji i przepływ informacji.

Pojęcie centralności węzłów odnosi się do stopnia istotności węzła w danej sieci i może być mierzone różnymi miarami, w zależności od konkretnego celu analizy<sup>326</sup>. W praktyce, zrozumienie centralności węzłów pozwala na lepsze zarządzanie społecznościami online, dostosowywanie strategii marketingowych, personalizację treści i podejmowanie decyzji opartych na danych. To narzędzie stanowi fundament analizy sieci społecznościowych i jest nieodłącznym elementem badania struktury tych sieci.

---

<sup>321</sup> S. P. Borgatti, M. G. Everett, J. C. Johnson, *Analyzing Social Networks*, SAGE Publications, London 2013, s. 2–9.

<sup>322</sup> S. Wasserman, K. Faust, *Social Network Analysis: Methods and Applications*, Cambridge University Press, Cambridge 1994, s. 1–27.

<sup>323</sup> J. Scott, *Social Network Analysis*, SAGE Publications Limited, London 2017, s. 1–10.

<sup>324</sup> S. P. Borgatti, M. G. Everett, J. C. Johnson, *Analyzing Social Networks*, SAGE Publications, London 2013, s. 2–11.

<sup>325</sup> J. Scott, *Social Network Analysis*, SAGE Publications Limited, London 2017, s. 3–9.

<sup>326</sup> S. Wasserman, K. Faust, *Social Network Analysis: Methods and Applications*, Cambridge University Press, Cambridge 1994, s. 1–27.

### 2.2.1.2. Rodzaje centralności: centralność pośrednictwa, centralność stopnia, centralność bliskości

W analizie sieci społecznościowych istnieje kilka istotnych aspektów, które pozwalają zrozumieć, jakie role pełnią poszczególne węzły w danej sieci. Jednym z kluczowych zagadnień jest centralność węzłów, która jest miarą istotności, znaczenia lub wpływu danego węzła w kontekście sieci społecznościowej.

Centralność węzłów można analizować na różne sposoby, a istnieją trzy główne rodzaje centralności, które pozwalają na ocenę różnych aspektów istotności węzłów:

Centralność pośrednictwa to miara, która skupia się na roli węzła jako pośrednika w przekazywaniu informacji lub kontaktach między innymi węzłami w sieci społecznościowej<sup>327</sup>. Węzeł o wysokiej centralności pośrednictwa jest kluczowym pośrednikiem w komunikacji między uczestnikami sieci społecznościowej. Oznacza to, że informacje często przechodzą przez ten węzeł, co nadaje mu istotną pozycję w sieci.

Wzór matematyczny określający centralność pośrednictwa dla danego węzła  $v$  w sieci społecznościowej można zapisać następująco<sup>328</sup>:

$$C_B(v) = \sum_{s \neq t, s \neq v, t \neq v} \frac{\sigma_{st}(v)}{\sigma_{st}}$$

gdzie:

- $C_B(v)$  oznacza centralność pośrednictwa węzła  $v$ ,
- $\sigma_{st}$  oznacza łączną liczbę najkrótszych ścieżek od węzła  $s$  do węzła  $t$ ,
- $\sigma_{st}(v)$  oznacza liczbę najkrótszych ścieżek od węzła  $s$  do węzła  $t$ , które przechodzą przez węzeł  $v$ .

Zrozumienie tego wzoru pozwala na obliczenie centralności pośrednictwa dla każdego węzła w sieci społecznościowej i identyfikację tych, które pełnią kluczową rolę jako pośrednicy w przekazywaniu informacji.

Centralność stopnia to miara, która koncentruje się na liczbie połączeń, jakie posiada dany węzeł w sieci społecznościowej<sup>329</sup>. Węzeł o największej liczbie połączeń ma wysoką centralność stopnia i jest postrzegany jako ważny i wpływowy w kontekście sieci społecznościowej.

---

<sup>327</sup> L. C. Freeman, *A Set of Measures of Centrality Based on Betweenness*, „Sociometry” 1977, t. 40, nr 1, s. 35–41.

<sup>328</sup> Tamże.

<sup>329</sup> L. C. Freeman, *Centrality in Social Networks: Conceptual Clarification*, „Social Networks” 1979, t. 1, nr 3, s. 215–239.

Wysoka liczba połączeń oznacza, że ten węzeł może łatwo komunikować się z wieloma innymi uczestnikami sieci.

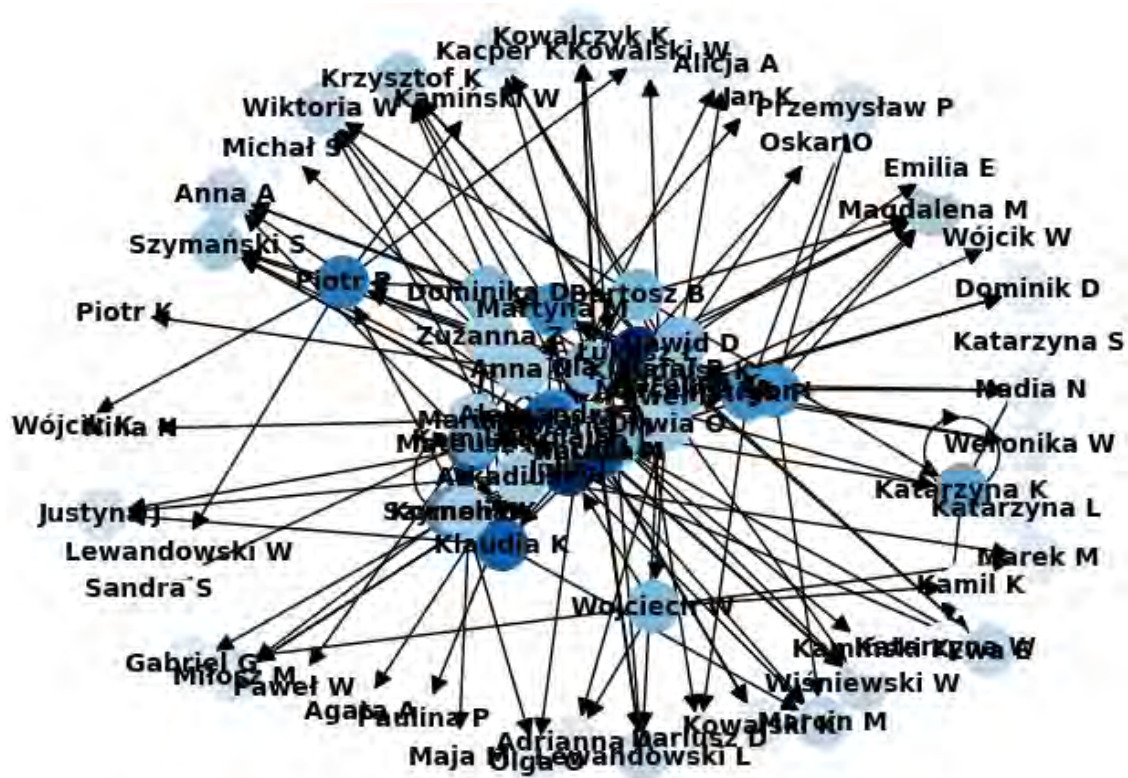
Wzór matematyczny określający centralność stopnia dla danego węzła  $v$  w sieci społecznościowej można zapisać następująco<sup>330</sup>:

$$CD(v)=kv$$

gdzie:

- $CD(v)$  oznacza centralność stopnia węzła  $v$ ,
- $kv$  oznacza stopień węzła  $v$ , czyli liczbę połączeń (krawędzi), które łączą go z innymi węzłami w sieci.

Rysunek 9. Centralność stopnia w sieci społecznościowej



Źródło: Opracowanie własne

Centralność bliskości identyfikuje jak blisko dany węzeł jest do wszystkich innych węzłów w sieci społecznościowej<sup>331</sup>. Węzeł o wysokiej centralności bliskości ma krótsze średnie odległości do pozostałych węzłów, co oznacza, że może szybko komunikować się z innymi

<sup>330</sup> G. Ranjan, N. Sharma, *Graph Theory with Applications to Engineering and Computer Science*, Prentice Hall, Upper Saddle River (NJ) 2020, s. 1–10.

<sup>331</sup> A. Bavelas, *Communication Patterns in Task-Oriented Groups*, „Journal of the Acoustical Society of America” 1950, t. 22, nr 6, s. 725–730

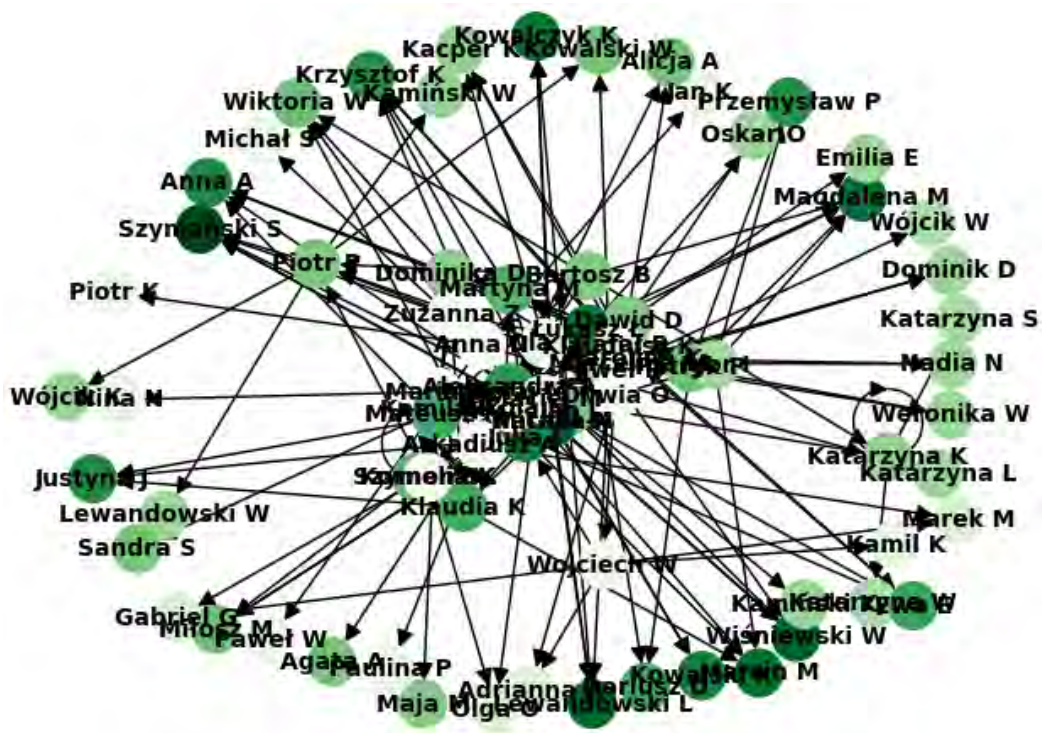
uczestnikami sieci. Wzór matematyczny określający centralność bliskości dla danego węzła  $v$  w w sieci społecznościowej można zapisać następująco<sup>332</sup>:

$$C_C(v) = \frac{1}{\sum_{u \neq v} d(u, v)}$$

gdzie:

- $C_C(v)$  oznacza centralność bliskości węzła  $v$ ,
- $d(u, v)$  oznacza odległość między węzłami  $u$  i  $v$  w sieci, czyli długość najkrótszej ścieżki łączącej je.

Rysunek 10. Centralność bliskości w sieci społecznościowej



Źródło: Opracowanie własne

Centralność wektorów własnych (*eigenvector centrality*) to miara, która określa istotność danego węzła w sieci społecznościowej na podstawie istotności jego sąsiadów<sup>333</sup>. Węzeł o wysokiej centralności wektorów własnych jest powiązany z innymi ważnymi węzłami, co

<sup>332</sup> M. E. J. Newman, *Networks: An Introduction*, Oxford University Press, Oxford 2010, s. 1–6.

<sup>333</sup> P. Bonacich, *Power and Centrality: A Family of Measures*, „American Journal of Sociology” 1987, t. 92, nr 5, s. 1170–1182.





Rozumienie tych różnych rodzajów centralności pozwala na identyfikację różnych aspektów istotności węzłów w sieciach społecznościowych. Na przykład, centralność pośrednictwa pomaga zidentyfikować pośredników i kluczowych pośredników w przekazywaniu informacji, centralność stopnia wskazuje na osoby o wielu połączeniach, a centralność bliskości ocenia, jak efektywnie węzeł może komunikować się z innymi. To narzędzie jest niezwykle przydatne w analizie sieci społecznościowych, zarządzaniu marką online i podejmowaniu decyzji opartych na strukturze sieci społecznościowej.

### 2.2.2. Krótkie ścieżki w sieciach społecznościowych

Krótkie ścieżki w sieciach społecznościowych są istotnym elementem dynamiki tych platform. Oznaczają one szybkie połączenia między użytkownikami, co sprzyja szybkiemu przekazywaniu informacji i rozprzestrzenianiu się treści. Te krótkie połączenia wpływają na szybkość dotarcia treści do szerokiego grona odbiorców oraz na dynamikę interakcji między użytkownikami. Dzięki nim informacje mogą szybko stawać się wiralne, co ma duże znaczenie w kontekście marketingu społecznościowego oraz komunikacji marki w sieci<sup>337</sup>.

Krótkie ścieżki w sieciach społecznościowych odnoszą się do najkrótszych ścieżek pomiędzy dwoma węzłami w sieci. Można je obliczyć za pomocą algorytmów, takich jak algorytm najkrótszej ścieżki (np. algorytm Dijkstry) lub algorytm wyszukiwania wszere (BFS). Niektóre sieci społecznościowe mogą mieć dodatkowe cechy, które wpływają na obliczanie krótkich ścieżek, takie jak wagi na krawędziach (reprezentujące siłę relacji między węzłami)<sup>338</sup>.

Algorytm Dijkstry:

1. Inicjalizacja: Ustaw dystans wszystkich węzłów na nieskończoność, a dystans węzła startowego na 0.
2. Wybierz węzeł o najniższym aktualnym dystansie.
3. Zaktualizuj sąsiednie węzły poprzez sprawdzenie ich dystansu od węzła wybranego w kroku 2 i zaktualizuj dystans, jeśli jest on mniejszy niż obecny dystans.
4. Oznacz wybrany węzeł jako odwiedzony.
5. Powtarzaj kroki 2-4, dopóki istnieją nieodwiedzone węzły i dystanse są aktualizowane<sup>339</sup>.

---

<sup>337</sup> M. E. J. Newman, *The Structure and Function of Complex Networks*, „SIAM Review” 2003, t. 45, nr 2, s. 167–170.

<sup>338</sup> A.-L. Barabási, *Network Science*, Cambridge University Press, Cambridge 2016, s. 1–12.

<sup>339</sup> T. H. Cormen, C. E. Leiserson, R. L. Rivest, C. Stein, *Introduction to Algorithms*, MIT Press, Cambridge (MA) 2009, s. 19–24.

Algorytm BFS:

1. Inicjalizacja: Ustaw wszystkie węzły jako nieodwiedzone.
2. Dodaj węzeł startowy do kolejki.
3. Dopóki kolejka nie jest pusta:
  - a. Usuń węzeł z kolejki.
  - b. Odwiedź sąsiadów danego węzła.
  - c. Dodaj sąsiadów do kolejki, jeśli nie zostały jeszcze odwiedzone.
  - d. Zapisz długość ścieżki do każdego odwiedzonego sąsiada.

Jeśli krawędzie posiadają wagi, można użyć algorytmu Dijkstry, aby uwzględnić te wagi podczas obliczania najkrótszych ścieżek. Dla każdej krawędzi, zamiast dodawać 1 do dystansu, dodana zostaje waga krawędzi.

Te algorytmy mogą być stosowane w różnych kontekstach, aby analizować krótkie ścieżki w sieciach społecznościowych i inne rodzaje sieci.

#### **2.2.2.1. Znaczenie krótkich ścieżek w komunikacji między węzłami**

Znaczenie krótkich ścieżek w komunikacji między węzłami w teorii grafów wynika głównie z efektywności przesyłania informacji oraz szybkiego dotarcia do celu. Krótkie ścieżki oznaczają, że istnieje bezpośrednio lub niewielka liczba pośrednich kroków między dwoma węzłami w grafie. W kontekście sieci społecznościowych oznacza to, że użytkownicy są ze sobą połączeni bezpośrednio lub poprzez niewielką liczbę znajomych<sup>340</sup>.

Te krótkie ścieżki mają istotne znaczenie dla dynamiki komunikacji w sieciach społecznościowych. Pozwalają one użytkownikom szybko przekazywać informacje oraz szybko nawiązywać interakcje z innymi uczestnikami sieci. Dzięki nim treści mogą szybko stawać się wiralne, co ma duże znaczenie w kontekście marketingu społecznościowego oraz komunikacji marki w sieci. Ponadto, krótkie ścieżki umożliwiają efektywne dotarcie do szerokiego grona odbiorców oraz sprzyjają intensyfikacji interakcji między użytkownikami<sup>341</sup>.

W teorii grafów istnieją różne metryki mierzące długość ścieżek między węzłami, takie jak średnia długość najkrótszej ścieżki (średnia odległość) czy współczynnik klastrowania. Optymalizacja tych metryk może prowadzić do bardziej efektywnej komunikacji w sieciach społecznościowych oraz lepszemu zrozumieniu dynamiki interakcji między użytkownikami.

---

<sup>340</sup> D. J. Watts, S. H. Strogatz, *Collective Dynamics of "Small-World" Networks*, „Nature” 1998, t. 393, nr 6684, s. 440–442.

<sup>341</sup> M. E. J. Newman, *The Structure and Function of Complex Networks*, „SIAM Review” 2003, t. 45, nr 2, s. 167–170.

W rezultacie, krótkie ścieżki są kluczowym elementem analizy sieci społecznościowych i projektowania strategii komunikacyjnych w środowisku online<sup>342</sup>.

### **2.2.2.2. Przykłady analizy krótkich ścieżek w konkretnych sieciach społecznościowych**

#### **2.2.2.2.1. Eksperyment Świat Małych Odległości przez Stanleya Milgrama (1967)**

Stanley Milgram przeprowadził jeden z najbardziej znanych eksperymentów dotyczących krótkich ścieżek, znany jako „świat małych odległości” (*small world experiment*). Milgram wysłał paczki do losowo wybranych osób w USA z instrukcjami, aby paczki te były przekazywane osobom, które nadawcy znają po imieniu i które mogą znać docelowego odbiorcę<sup>343</sup>. Eksperyment pokazał, że średnia liczba pośredników potrzebnych do dotarcia do docelowego odbiorcy wynosiła około sześć, co doprowadziło do powstania koncepcji „sześciu stopni oddzielenia” (*six degrees of separation*). To badanie było jednym z pierwszych empirycznych dowodów na to, że w sieciach społecznych istnieją krótkie ścieżki łączące dowolne dwie osoby.

#### **2.2.2.2.2. Badanie Krótkich Ścieżek w Sieci Twitter przez Yahoo! Research (2014)**

Zespół badaczy z Yahoo! Research przeprowadził szczegółową analizę sieci Twittera, aby zrozumieć strukturę połączeń między użytkownikami i zbadać długość ścieżek między dowolnymi dwoma użytkownikami. W ramach badania przeanalizowano 1,47 miliarda krawędzi łączących 250 milionów użytkowników. Wyniki pokazały, że średnia długość najkrótszej ścieżki między dowolnymi dwoma użytkownikami wynosiła 4,12 stopnia, co oznacza, że każda para użytkowników była połączona średnio przez nieco ponad cztery osoby<sup>344</sup>. Badanie polegało na zbieraniu i analizie danych z Twittera, platformy społecznościowej znanej z krótkich wiadomości, zwanych tweetami. Badacze wykorzystali zaawansowane techniki przetwarzania danych, aby zebrać ogromny zbiór danych, obejmujący 1,47 miliarda połączeń między 250 milionami użytkowników. Analiza tych danych pozwoliła na zbudowanie szczegółowej mapy połączeń w sieci Twittera, która następnie została poddana analizie statystycznej w celu zrozumienia struktury sieci i długości ścieżek między użytkownikami. Wyniki analizy wykazały, że średnia długość najkrótszej ścieżki między dowolnymi dwoma użytkownikami wynosiła 4,12 stopnia. Oznacza to, że w przeciętnym przypadku, aby dotrzeć z jednego

---

<sup>342</sup> A.-L. Barabási, *Network Science*, Cambridge University Press, Cambridge 2016, s. 1–12.

<sup>343</sup> S. Milgram, *The Small World Problem*, „Psychology Today” 1967, t. 2, nr 1, s. 60–67.

<sup>344</sup> M. Gabiellov, A. Rao, A. Legout, *Studying Social Networks at Scale: Macroscopic Anatomy of the Twitter Social Graph*, w: *Proceedings of the 2014 ACM International Conference on Measurement and Modeling of Computer Systems (SIGMETRICS '14)*, Austin, TX, USA, 16–20 June 2014, s. 277–288.

użytkownika do drugiego, potrzeba było przejść przez około cztery inne osoby. To odkrycie jest zgodne z koncepcją „świata małych odległości” (*small-world phenomenon*), która sugeruje, że w dużych sieciach społecznych większość użytkowników jest ze sobą połączona przez zaskakująco krótkie ścieżki. To badanie potwierdziło hipotezę, że sieci społeczne online charakteryzują się krótkimi ścieżkami, co ułatwia szybkie rozprzestrzenianie się informacji. Krótkie ścieżki w sieciach społecznych są kluczowe dla zrozumienia, jak informacje, wiadomości i trendy mogą szybko rozprzestrzeniać się w takich sieciach. Implikacje tego odkrycia są szerokie, obejmując zarówno aspekty techniczne, jak i społeczne.

Technicznie, zrozumienie struktury połączeń i długości ścieżek w sieciach takich jak Twitter może pomóc w optymalizacji algorytmów rekomendacyjnych, systemów filtrowania treści oraz mechanizmów wykrywania i przeciwdziałania dezinformacji. Społecznie, wiedza o krótkich ścieżkach w sieciach społecznych może wspierać działania marketingowe, kampanie informacyjne oraz strategie budowania społeczności online. Badanie przeprowadzone przez Yahoo! Research dostarczyło cennych wniosków na temat struktury sieci Twittera i potwierdziło, że nawet w dużych sieciach społecznych istnieją krótkie ścieżki łączące użytkowników.

#### **2.2.2.2.3. Analiza sieci komunikacyjnej MSN Messenger przez Leskovec i Horvitz (2008)**

Jure Leskovec i Eric Horvitz przeprowadzili szczegółowe badania nad siecią komunikacyjną MSN Messenger, analizując, jak użytkownicy są połączeni w kontekście komunikacyjnym. Ich badania, zatytułowane „Planetary-Scale Views on an Instant-Messaging Network”, wykazały, że średnia długość najkrótszej ścieżki między dowolnymi dwoma użytkownikami na MSN Messenger wynosiła około 6,6 stopnia<sup>345</sup>. To odkrycie było znaczące, ponieważ potwierdziło istnienie efektu „małego świata” w dużych sieciach komunikacyjnych, podobnie jak w innych sieciach społecznych. Krótkie średnie długości ścieżek sugerują, że użytkownicy są ze sobą dobrze połączeni, co sprzyja szybkiemu przepływowi informacji i ułatwia nawiązywanie nowych kontaktów.

W ramach swojej analizy, Leskovec i Horvitz zbadali różne aspekty korzystania z MSN Messenger, takie jak liczba logowań, dodawanie nowych znajomych oraz długość trwania sesji komunikacyjnych. Wyniki pokazały, że rozkład liczby logowań oraz długości sesji można modelować za pomocą rozkładów potęgowych, co jest typowe dla wielu dużych sieci spo-

---

<sup>345</sup> J. Leskovec, E. Horvitz, *Planetary-Scale Views on an Instant-Messaging Network*, w: *Proceedings of the 16th International World Wide Web Conference (WWW 2008)*, Beijing, China, April 2008, s. 915–924

łącznych i komunikacyjnych. Na przykład, liczba użytkowników uczestniczących w rozmowach oraz czas trwania tych rozmów charakteryzują się rozkładem potęgowym, wskazującym na istnienie niewielkiej liczby użytkowników o bardzo wysokiej aktywności oraz wielu użytkowników o niskiej aktywności.

Ponadto, badanie pokazało, że sieci komunikacyjne mają tendencję do wysokiej spójności, co oznacza, że użytkownicy są połączeni przez stosunkowo krótkie ścieżki. Ta wysoka spójność może być korzystna w kontekście zawodowym, ponieważ ułatwia nawiązywanie nowych kontaktów i wymianę informacji między profesjonalistami. Podobne cechy można zaobserwować w sieciach zawodowych, takich jak LinkedIn, gdzie użytkownicy mogą szybko nawiązywać kontakty zawodowe dzięki krótkim ścieżkom w sieci.

Wnioski z badania Leskoveca i Horvitz'a mają doniosłe implikacje dla zrozumienia, jak sieci komunikacyjne mogą wpływać na relacje społeczne i zawodowe. Ich praca podkreśla znaczenie analizy struktury sieci i dynamiki interakcji w zrozumieniu, jak informacje przepływają w dużych, złożonych systemach.

#### **2.2.2.2.4. Badanie Krótkich Ścieżek w Sieci Facebook przez Ugandera, Kearns, Lambiotte i Mucha (2011).**

W 2011 roku badacze Ugander, Kearns, Lambiotte i Mucha przeprowadzili analizę pełnej sieci Facebooka, obejmującą ponad 721 milionów aktywnych użytkowników i 69 miliardów połączeń<sup>346</sup>. Analiza sieci Facebooka została przeprowadzona za pomocą zaawansowanych technik przetwarzania danych, które umożliwiły badaczom dokładne mapowanie połączeń między użytkownikami. Uwzględniono tylko aktywnych użytkowników, definiowanych jako tych, którzy logowali się przynajmniej raz w ciągu ostatnich 28 dni. Dzięki temu zespół mógł wyeliminować nieaktywne konta i skupić się na rzeczywistych relacjach międzyludzkich. Badanie wykazało, że średnia długość najkrótszej ścieżki między dowolnymi dwoma użytkownikami wynosiła 4,74 stopnia. Wyniki tego badania potwierdziły, że Facebook, jako sieć społeczna, również charakteryzuje się strukturą małych światów, co ułatwia szybkie i szerokie rozprzestrzenianie się informacji w sieci.

#### **2.2.2.2.5. Badanie Połączeń w Sieciach Współpracy Naukowej przez Watta i Strogatza (1998)**

Duncan Watts i Steven Strogatz badali sieci współpracy naukowej, w których wierzchołki reprezentują naukowców, a krawędzie wspólne publikacje. W swoich badaniach odkryli, że te

---

<sup>346</sup> J. Ugander, B. Karrer, L. Backstrom, C. Marlow, *An Anatomy of Facebook*, w: *Proceedings of the 2011 ACM SIGCOMM Conference on Internet Measurement (IMC 2011)*, Berlin, Germany, 2011, s. 1–14.

sieci również charakteryzują się krótkimi ścieżkami, co oznacza, że większość naukowców jest połączona przez relatywnie małą liczbę wspólnych współpracowników. Ich badania nad sieciami współpracy naukowej wykazały, że takie sieci mają zarówno wysoką klasteryzację, jak i krótkie średnie długości ścieżek, co jest typowe dla struktur małych światów<sup>347</sup>.

Analiza krótkich ścieżek w różnych sieciach społecznościowych dostarczyła ważnych wglądów w strukturę i funkcjonowanie tych sieci. Od eksperymentów Stanleya Milgrama po współczesne badania nad sieciami online, takie analizy pokazały, że sieci społeczne, zarówno w świecie rzeczywistym, jak i wirtualnym, mają tendencję do tworzenia małych światów z krótkimi ścieżkami łączącymi dowolne dwie osoby. To odkrycie ma istotne znaczenie dla zrozumienia, jak informacje i innowacje rozprzestrzeniają się w sieciach społecznych, jak również dla optymalizacji strategii komunikacyjnych i marketingowych.

### **2.2.3. Społeczności w sieciach społecznościowych**

Społeczności w sieciach społecznościowych są istotnym elementem ich struktury i dynamiki. Społeczności te obejmują grupy użytkowników o podobnych zainteresowaniach, celach, czy wzajemnych relacjach. Przynoszą one wiele korzyści zarówno dla użytkowników, jak i dla platform społecznościowych jako całości.

#### **2.2.3.1. Definicja społeczności w kontekście analizy sieci społecznościowych**

W kontekście analizy sieci społecznościowych, społeczności definiujemy jako grupy użytkowników platformy internetowej, które są powiązane ze sobą poprzez interakcje, wspólne zainteresowania lub inne czynniki. Istnieją różne podejścia do identyfikacji społeczności w sieciach społecznościowych, ale ogólnie społeczność jest zbiorem węzłów w sieci, które są bardziej ściśle powiązane ze sobą niż z resztą sieci. To znaczy, że wewnątrz społeczności występuje większa gęstość powiązań między jej członkami niż z węzłami spoza tej społeczności.

Społeczności w sieciach społecznościowych mają istotne znaczenie zarówno dla użytkowników, jak i dla administratorów platformy. Dla użytkowników społeczności są miejscem wymiany informacji, współpracy, wsparcia emocjonalnego i nawiązywania nowych relacji. Dla administratorów platformy społecznościowe stanowią ważne źródło danych na temat preferencji i zachowań użytkowników, co może być wykorzystane do personalizacji doświadczenia użytkownika, targetowania reklam oraz rozwoju nowych funkcji i usług.

---

<sup>347</sup> D.J. Watts i S.H. Strogatz, "Collective dynamics of 'small-world' networks", *Nature*, t. 393, 1998, s. 440-442.

Identyfikacja społeczności w sieciach społecznościowych jest zadaniem złożonym ze względu na różnorodność interakcji między użytkownikami oraz różne sposoby definiowania społeczności. Istnieje wiele metod analizy sieci społecznościowych, które mogą być wykorzystane do identyfikacji społeczności, takich jak algorytmy wykrywania społeczności oparte na analizie modularności, metodach opartych na analizie grafu, czy klastrowaniu opartym na odległościach między węzłami. Każda z tych metod ma swoje zalety i ograniczenia i może być stosowana w zależności od specyfiki badania oraz cech analizowanej sieci społecznościowej<sup>348</sup>. Ważnym aspektem analizy społeczności w sieciach społecznościowych jest zrozumienie dynamiki społeczności, czyli jak zmieniają się one w czasie, jakie czynniki wpływają na ich powstawanie i rozpad, oraz jakie są relacje między społecznościami. Analiza dynamiki społeczności może dostarczyć istotnych wskazówek dotyczących ewolucji sieci społecznościowej, trendów w interakcjach użytkowników oraz skuteczności działań podejmowanych przez administratorów platformy w celu moderacji, rozwoju i zachęcania do aktywności społecznościowej<sup>349</sup>.

Podsumowując, społeczności w sieciach społecznościowych stanowią kluczowy element struktury i dynamiki tych platform. Ich identyfikacja i analiza są istotne zarówno dla użytkowników, jak i dla administratorów platformy, ponieważ dostarczają ważnych informacji na temat interakcji i zachowań użytkowników oraz pozwalają na personalizację doświadczenia użytkownika oraz rozwój platformy.

### **2.2.3.2. Metody identyfikacji społeczności w grafach społecznościowych**

W analizie sieci społecznościowych istnieje wiele metod identyfikacji społeczności, które umożliwiają wyodrębnienie grup użytkowników o podobnych cechach, wzajemnych powiązaniach lub wzorcach interakcji. Poniżej przedstawiono kilka głównych metod identyfikacji społeczności w grafach społecznościowych.

#### **2.2.3.2.1. Algorytmy wykrywania społeczności oparte na modularności**

Te metody opierają się na wykrywaniu społeczności poprzez maksymalizację modularności sieci, czyli stopnia podziału sieci na społeczności, w których wewnętrzne połączenia są silne, a połączenia między społecznościami są słabe. Algorytmy takie jak Louvain, Girvan-Newman czy Infomap są popularne w tej kategorii.

---

<sup>348</sup> S. Fortunato, *Community Detection in Graphs*, „Physics Reports” 2010, t. 486, nr 3–5, s. 170–174.

<sup>349</sup> D. Lazer, A. S. Pentland, L. Adamic, S. Aral, A.-L. Barabási, D. Brewer, M. Christakis, N. Contractor, J. Fowler, M. Gutmann, T. Jebara, G. King, M. Macy, D. Roy, M. Van Alstyne, *Computational Social Science*, „Science” 2009, t. 323, nr 5915, s. 721–723

Algorytmy wykrywania społeczności oparte na modularności można przedstawić w postaci następujących algorytmów.

Modularność sieci.

$$Q = \frac{1}{2m} \sum_{i,j} \left( A_{ij} - \frac{k_i k_j}{2m} \right) \delta(C_i, C_j)^{350}$$

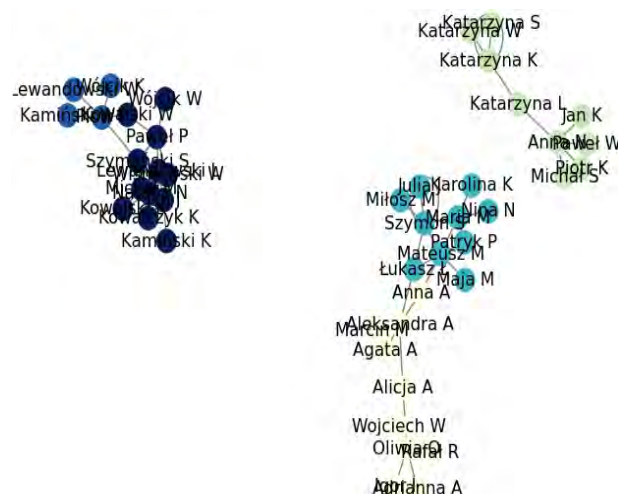
gdzie:

- $Q$  to modularność sieci,
- $m$  to całkowita liczba krawędzi w sieci,
- $A_{ij}$  to element macierzy sąsiedztwa, który przyjmuje wartość 1, jeśli istnieje krawędź między wierzchołkami  $i$  i  $j$ , a 0 w przeciwnym razie,
- $k_i$  i  $k_j$  to stopnie wierzchołków  $i$  i  $j$ ,
- $C_i$  i  $C_j$  to przypisane społeczności dla wierzchołków  $i$  i  $j$ ,
- $\delta(x, y)$  to delta Kroneckera, która przyjmuje wartość 1, jeśli  $x = y$ , a 0 w przeciwnym razie.

Metoda Louvain.

Algorytm ten opiera się na iteracyjnej optymalizacji modularności, gdzie w każdej iteracji wierzchołki są przypisywane do społeczności, a następnie społeczności są łączone w jedną, jeśli prowadzi to do zwiększenia modularności<sup>351</sup>.

Rysunek 13. Podział społecznościowy za pomocą algorytmu Louvain



Źródło: Opracowanie własne

<sup>350</sup> M. E. J. Newman, "Modularity and community structure in networks", Proceedings of the National Academy of Sciences, t. 103, no. 23, s. 8577-8582, 2006

V. D. Blondel, J.-L. Guillaume, R. Lambiotte, E. Lefebvre, *Fast Unfolding of Communities in Large Networks*, „Journal of Statistical Mechanics: Theory and Experiment” 2008, nr 10, art. P10008, b.p.

Metoda Girvan-Newman.

Algorytm Girvan-Newman opiera się na iteracyjnym usuwaniu krawędzi o najwyższej wartości pomiędzyściowej, co prowadzi do podziału sieci na społeczności<sup>352</sup>. Proces ten można opisać w następujący sposób: najpierw oblicza się miarę pomiędzyściową dla każdej krawędzi, która określa, ile najkrótszych ścieżek przechodzi przez daną krawędź. Następnie usuwane są iteracyjnie krawędzie o najwyższej wartości tej miary. Ta procedura prowadzi do odcięcia istotnych połączeń między społecznościami, co z kolei sprzyja podziałowi sieci na bardziej wyizolowane społeczności. Proces jest powtarzany iteracyjnie, aż osiągnięty zostanie pożądany podział sieci lub zostaną spełnione określone kryteria zatrzymania. Algorytm Girvan-Newman jest skutecznym narzędziem do podziału sieci społecznościowych, ale może być obliczeniowo kosztowny dla dużych sieci, dlatego często stosuje się go w połączeniu z innymi metodami analizy sieci społecznościowych.

Metoda Infomap.

Algorytm Infomap polega na minimalizacji długości opisu informacji potrzebnej do reprezentacji struktury społeczności w sieci, co przekłada się na optymalizację modularności<sup>353</sup>.

#### 2.2.3.2.2. Metody oparte na analizie grafu

Metody oparte na analizie grafu wykorzystują topologiczne cechy grafu do wykrywania społeczności, wykorzystując takie właściwości jak klastry węzłów o wysokim stopniu centralności lub struktury klik, które sugerują silne powiązania między węzłami wewnątrz społeczności. Poniżej przedstawiono trzy z nich.

Metoda klastrowania oparta na grafie polega na grupowaniu węzłów na podstawie podobieństwa ich połączeń w grafie. Węzły w jednym klastrze mają silne powiązania między sobą, co sugeruje przynależność do tej samej społeczności. Matematycznie można to wyrazić jako<sup>354</sup>:

$$\arg \max_S \sum_{i,j \in S} A_{ij}$$

gdzie:

- $S$  oznacza zbiór węzłów w klastrze,

---

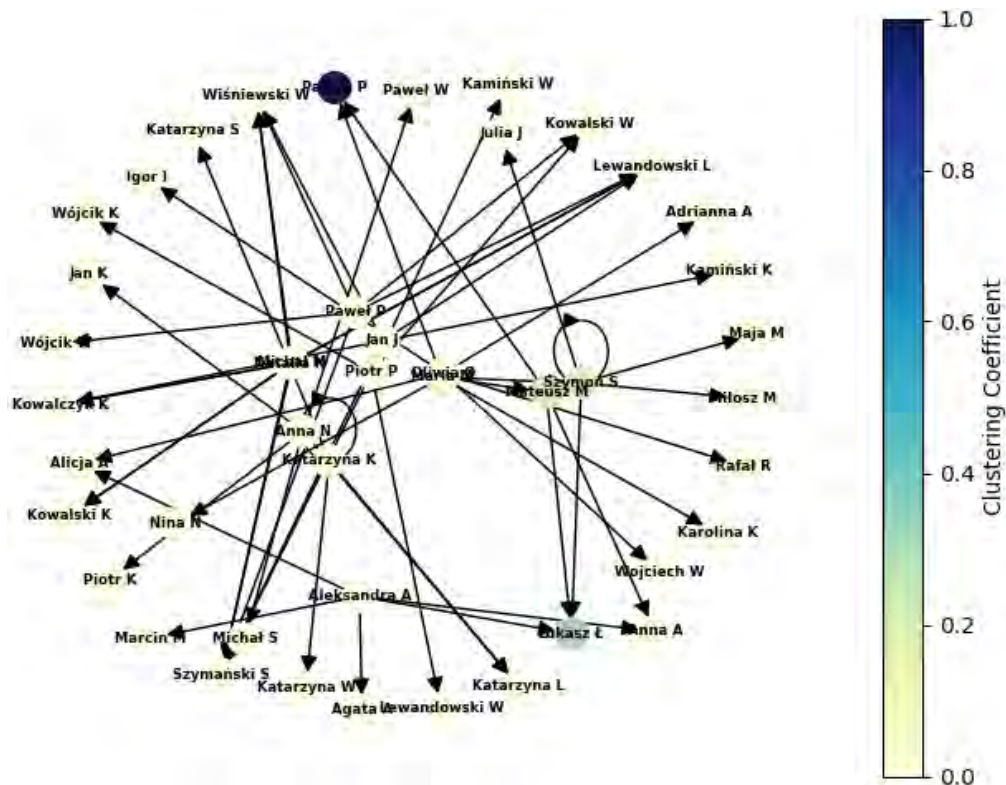
<sup>352</sup> M. Girvan, M. E. J. Newman, *Community Structure in Social and Biological Networks*, „Proceedings of the National Academy of Sciences” 2002, t. 99, nr 12, s. 7821–7826.

<sup>353</sup> M. Rosvall, C. T. Bergstrom, *Maps of Random Walks on Complex Networks Reveal Community Structure*, „Proceedings of the National Academy of Sciences” 2008, t. 105, nr 4, s. 1118–1123.

<sup>354</sup> Tamże.

- $A_{ij}$  to element macierzy sąsiedztwa, który informuje o istnieniu krawędzi między węzłami  $i$  i  $j$ .

Rysunek 14. Współczynnik klastrowania



Źródło: Opracowanie własne

Kolejne algorytmy – k-means – to algorytmy, które grupują węzły w klastry na podstawie podobieństwa ich cech topologicznych. Klastry są tworzone poprzez minimalizację odległości między węzłami w klastrze, co można zapisać jako<sup>355</sup>:

$$\arg \min_C \sum_{i=1}^k \sum_{x \in C_i} |x - \mu_i|^2$$

gdzie:

- $C$  to zbiór klastrów,
- $C_i$  oznacza  $i$ -ty klaster,
- $\mu_i$  to średni wektor cech dla klastra  $C_i$ .

<sup>355</sup> B. MacQueen, *Some Methods for Classification and Analysis of Multivariate Observations*, w: *Proceedings of the Fifth Berkeley Symposium on Mathematical Statistics and Probability*, t. 1, 1967, s. 281–297.

Hierarchiczne klastrowanie to technika tworzenia hierarchii klastrów poprzez podział i łączenie klastrów na podstawie podobieństwa struktury grafu. Matematycznie można to zdefiniować jako<sup>356</sup>:

$$d(U, V) = \min_{x \in U, y \in V} d(x, y)$$

gdzie:

- $d(u, v)$  to odległość między klastrami  $u$  i  $v$ ,
- $U$  i  $V$  to klastry,
- $d(x, y)$  to odległość między węzłami  $x$  i  $y$ .

Metody te są skuteczne w identyfikacji społeczności w sieciach społecznościowych, biorąc pod uwagę ich strukturę topologiczną.

### 2.2.3.2.3. Klastrowanie oparte na odległościach między węzłami

Klastrowanie to wykorzystuje odległość między węzłami w przestrzeni cech do grupowania ich w społeczności. Metody te operują na podstawie miar podobieństwa między węzłami, takich jak odległość kosinusowa, współczynnik Jaccarda czy indeks Dice'a, aby określić, które węzły są podobne i należą do tej samej społeczności.

Odległość kosinusowa określa podobieństwo między dwoma wektorami poprzez obliczenie kąta między nimi. Odległość kosinusowa między dwoma wektorami  $A$  i  $B$  jest zdefiniowana jako<sup>357</sup>:

$$d_{\cos}(A, B) = 1 - \frac{A \cdot B}{|A| |B|}$$

gdzie:

- $A \cdot B$  oznacza iloczyn skalarny dwóch wektorów
- $\|A\|$  i  $\|B\|$  są normami tych wektorów.

Współczynnik Jaccarda jest stosowana do oceny podobieństwa i zróżnicowania między zestawami elementów. Dla dwóch zbiorów  $A$  i  $B$ , współczynnik Jaccarda  $J(A, B)$  jest zdefi-

---

<sup>356</sup> G. Gan, C. Ma, J. Wu, *Data Clustering: Theory, Algorithms, and Applications*, SIAM, Philadelphia 2007, s. 76.

<sup>357</sup> C. D. Manning, P. Raghavan, H. Schütze, *Introduction to Information Retrieval*, Cambridge University Press, Cambridge 2008, s. 121–124.

niowany jako stosunek liczby elementów występujących jednocześnie w A i B do liczby elementów występujących co najmniej w jednym z tych zbiorów<sup>358</sup>:

$$J(A, B) = \frac{|A \cap B|}{|A \cup B|}$$

Indeks Dice'a jest to inna miara podobieństwa stosowana w klastrowaniu, szczególnie w analizie tekstu. Indeks Dice'a między dwoma zbiorami A i B jest zdefiniowany jako stosunek dwukrotnej liczby elementów wspólnych do sumy liczby elementów w obu zbiorach<sup>359</sup>:

$$D(A, B) = \frac{2|A \cap B|}{|A| + |B|}$$

Klastrowanie oparte na tych miarach odległości pozwala na grupowanie węzłów w społeczności na podstawie ich podobieństwa w przestrzeni cech. Jest to skuteczna metoda analizy sieci społecznościowych, szczególnie w kontekście identyfikacji grup użytkowników o podobnych zachowaniach lub preferencjach.

#### 2.2.3.2.4. Metody oparte na propagacji etykiet

Polegają one na nadaniu początkowych etykiet losowym węzłom w sieci, a następnie iteracyjnym aktualizowaniu tych etykiet na podstawie sąsiedztwa w grafie. W procesie propagacji, etykiety zbiegają się w kierunku społeczności, co umożliwia identyfikację społeczności w sieci. Aktualizacja odbywa się poprzez przypisanie węzłowi etykiety, która dominuje wśród jego sąsiadów. Proces ten kontynuowany jest do momentu, gdy etykiety zbiegają się do stabilnego stanu.

Algorytmy propagacji wiadomości to algorytmy, które operują na podobnej zasadzie co metoda propagacji etykiet, ale zamiast etykiet używają wartości (np. punktów) przesyłanych między węzłami. Przykładowo, algorytm PageRank może być traktowany jako algorytm propagacji wiadomości, gdzie waga krawędzi reprezentuje prawdopodobieństwo przekazania informacji.

Metody te nie wymagają wyraźnego określenia liczby społeczności ani początkowej wiedzy na temat struktury społeczności w sieci. Są skuteczne w identyfikowaniu społeczności na podstawie wzorców komunikacji między węzłami. Proces propagacji etykiet może być opisa-

---

<sup>358</sup> C. D. Manning, P. Raghavan, H. Schütze, *Introduction to Information Retrieval*, Cambridge University Press, Cambridge 2008, s. 61–62.

<sup>359</sup> C. D. Manning, P. Raghavan, H. Schütze, *Introduction to Information Retrieval*, Cambridge University Press, Cambridge 2008, s. 163.

ny za pomocą równań lub procedur iteracyjnych, które aktualizują etykiety na podstawie reguł propagacji.

#### **2.2.3.2.5. Metody oparte na analizie tematycznej lub treści oraz sentymentu**

Pierwsze z nich wykorzystują treść interakcji między użytkownikami, taką jak treść postów czy tematy rozmów, do wykrywania społeczności o podobnych zainteresowaniach lub tematyce. Używają one technik analizy tekstu, takich jak modelowanie tematyczne czy analiza sentymentu, aby identyfikować grupy użytkowników o wspólnych zainteresowaniach. Metody modelowania tematycznego, takie jak Latent Dirichlet Allocation (LDA) lub Latent Semantic Analysis (LSA), są wykorzystywane do identyfikacji tematów obecnych w tekście. LDA modeluje dokumenty jako mieszankę różnych tematów, a następnie przypisuje słowa do tych tematów na podstawie ich rozkładu w dokumentach. LSA przekształca macierz term-document w przestrzeń tematyczną za pomocą dekompozycji macierzy.

Metody analizy sentymentu służą do określenia emocji lub nacechowania tekstu, co pozwala na identyfikację społeczności o podobnych poglądach lub preferencjach. Przykładowo, analiza sentymentu może klasyfikować tweety lub posty na platformach społecznościowych jako pozytywne, negatywne lub neutralne w celu identyfikacji grup o wspólnych preferencjach.

Obydwie grupy metod mogą być implementowane za pomocą różnych technik uczenia maszynowego, takich jak algorytmy klastrowania lub klasyfikacji, które analizują treść interakcji między użytkownikami i grupują ich w społeczności na podstawie podobieństwa tematycznego lub sentymentu. Każda z tych metod ma swoje zalety i ograniczenia, które należy wziąć pod uwagę w zależności od specyfiki badania oraz cech analizowanej sieci społecznościowej. Ważne jest również uwzględnienie kontekstu oraz celów analizy przy wyborze odpowiedniej metody identyfikacji społeczności w grafach społecznościowych.

#### **2.2.4. Inne charakterystyczne właściwości sieci społecznościowych**

W sieciach społecznościowych istnieje wiele charakterystycznych właściwości, które mają istotny wpływ na dynamikę interakcji między użytkownikami. Z takimi właściwościami są: siła powiązań między węzłami oraz stopień separacji w sieciach społecznościowych.

#### 2.2.4.1. Wpływ siły powiązań między węzłami

W sieciach społecznościowych istnieje istotny wpływ siły powiązań między węzłami, czyli intensywności relacji między użytkownikami<sup>360</sup>. Ta siła może być określana na różne sposoby, takie jak liczba interakcji, częstotliwość komunikacji, wspólne zainteresowania czy poziom zaufania. Wpływ siły powiązań ma zasadnicze znaczenie dla dynamiki interakcji oraz propagacji informacji w sieci.

Silniejsze relacje, czyli te o większej sile powiązań, mogą sprzyjać szybszej i bardziej skutecznej dystrybucji treści w sieci społecznościowej<sup>361</sup>. Użytkownicy o silnych powiązaniach mogą być bardziej skłonni do udostępniania informacji, reagowania na treści innych użytkowników oraz angażowania się w dyskusje. Ponadto, silne relacje mogą prowadzić do większego zaufania i większej lojalności między użytkownikami, co może wpływać na ich skłonność do przestrzegania rekomendacji czy reagowania na treści promocyjne<sup>362</sup>.

Z drugiej strony, istnieje także znaczenie słabszych relacji w sieci społecznościowej. Choć mogą być one mniej intensywne, to jednak mogą pełnić rolę mostów łączących różne społeczności czy grupy użytkowników. W ten sposób, słabe relacje mogą wspomagać dywersyfikację treści oraz rozszerzanie horyzontów użytkowników poprzez eksponowanie ich na nowe informacje i perspektywy<sup>363</sup>.

Wpływ siły powiązań między węzłami jest zatem kluczowym czynnikiem wpływającym na dynamikę interakcji i przepływ informacji w sieci społecznościowej. Zrozumienie tej siły pozwala na lepsze dostosowanie strategii komunikacyjnych i marketingowych do specyfiki danej sieci oraz lepsze wykorzystanie potencjału relacji między użytkownikami.

#### 2.2.4.2. Analiza stopnia separacji w sieciach społecznościowych

Analiza stopnia separacji w sieciach społecznościowych odgrywa kluczową rolę w zrozumieniu struktury i dynamiki tych sieci. Stopień separacji odnosi się do odległości między dwoma węzłami w sieci, mierzonej jako liczba kroków potrzebnych do przejścia od jednego węzła do drugiego poprzez połączenia między nimi<sup>364</sup>.

---

<sup>360</sup> M. E. J. Newman, *Networks*, Oxford University Press, Oxford 2018, s. 1–10.

<sup>361</sup> Q. Wang, C. Yang, T.-S. Chua, *Harnessing the Power of Weak Identities for Social Link Prediction*, w: *Proceedings of the 41st International ACM SIGIR Conference on Research & Development in Information Retrieval (SIGIR 2018)*, 2018, s. 415–424.

<sup>362</sup> S. Huang, J. Li, *Understanding Social Influence in Social Commerce: An Empirical Examination*, „*Information & Management*” 2018, t. 55, nr 8, s. 964–977.

<sup>363</sup> D. J. Watts, *The “New” Science of Networks*, „*Annual Review of Sociology*” 2004, t. 30, nr 1, s. 243–270.

<sup>364</sup> D. J. Watts, *Small Worlds: The Dynamics of Networks between Order and Randomness*, Princeton University Press, Princeton 1999, s. 1–15.

Badanie stopnia separacji pozwala na ocenę, jak szybko informacja może się rozprzestrzeniać w sieci społecznościowej oraz jak blisko związani są ze sobą różni użytkownicy. Im niższy stopień separacji, tym większa szansa na szybkie dotarcie informacji do szerokiej grupy użytkowników w sieci. Ponadto, analiza stopnia separacji pozwala również na identyfikację struktur sieciowych, takich jak klastry czy grupy użytkowników o podobnych zainteresowaniach lub cechach demograficznych<sup>365</sup>. Pozwala to na lepsze zrozumienie dynamiki społeczności w sieci oraz identyfikację potencjalnych liderów opinii, czyli użytkowników, którzy mogą mieć największy wpływ na przepływ informacji. Wpływ stopnia separacji jest szczególnie istotny w kontekście strategii marketingowych i komunikacyjnych w sieciach społecznościowych. Zrozumienie, jak blisko związani są ze sobą użytkownicy oraz jak szybko informacje mogą się rozprzestrzeniać, pozwala na lepsze dostosowanie treści i strategii komunikacyjnych do specyfiki danej sieci<sup>366</sup>. Ponadto, analiza stopnia separacji może być również wykorzystywana do identyfikacji potencjalnych ambasadorów marki czy influencerów, którzy mogą mieć istotny wpływ na opinie i decyzje użytkowników w sieci społecznościowej<sup>367</sup>.

### 2.2.5. Przykłady analizy sieci społecznościowych z wykorzystaniem teorii grafów

Analiza sieci społecznościowych za pomocą teorii grafów umożliwia zrozumienie wielu aspektów tych sieci, takich jak struktura, dynamika oraz wzorce interakcji między użytkownikami. Wiele badań wykorzystuje zaawansowane metody teorii grafów do analizy danych z sieci społecznościowych, oferując wgląd w ich funkcjonowanie oraz potencjalne zastosowania w praktyce.

Jednym z ważnych kierunków badań jest analiza ewolucji społeczności w czasie. Badania te umożliwiają zrozumienie, jak grupy użytkowników formują się, zmieniają i rozpadają. Dzięki dynamicznej analizie grafów naukowcy mogą śledzić migracje węzłów między społecznościami oraz identyfikować czynniki wpływające na ich stabilność i trwałość. Na przykład, badania przeprowadzone przez Rossetiego i Cazabeta (2018)<sup>368</sup> wykorzystwały metody śledzenia społeczności w sieciach dynamicznych do analizy danych z Twittera, co pozwoliło

---

<sup>365</sup> A. Clauset, C. Moore, M. E. J. Newman, *Hierarchical Structure and the Prediction of Missing Links in Networks*, „Nature” 2008, t. 453, nr 7191, s. 98–101.

<sup>366</sup> D. Kempe, J. Kleinberg, É. Tardos, *Maximizing the Spread of Influence through a Social Network*, w: *Proceedings of the Ninth ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*, 2003, s. 137–146.

<sup>367</sup> D. J. Brown, A. J. Broderick, N. Lee, *Word of Mouth Communication within Online Communities: Conceptualizing the Online Social Network*, „Journal of Interactive Marketing” 2007, t. 21, nr 3, s. 7–20.

<sup>368</sup> G. Rossetti, R. Cazabet, *Community Discovery in Dynamic Networks: A Survey*, „ACM Computing Surveys (CSUR)” 2018, t. 51, nr 2, art. 35, b.p..

na zidentyfikowanie okresów intensywnej aktywności oraz momentów kryzysowych w badanych społecznościach.

Kolejnym istotnym obszarem jest wykrywanie anomalii i podejrzanych wzorców w sieciach społecznościowych. Techniki te są kluczowe dla zrozumienia nietypowych lub podejrzanych aktywności, takich jak rozprzestrzenianie dezinformacji czy działania botów. W badaniu przeprowadzonym przez Akoglu, Tonga i Koutrę w 2015 roku<sup>369</sup> zastosowano techniki wykrywania anomalii w grafach do analizy sieci społecznościowych, co umożliwiło identyfikację podejrzanych kont i aktywności na platformach takich jak Facebook i Twitter.

Modelowanie rozprzestrzeniania się informacji w sieciach społecznościowych to kolejny ważny kierunek badań. Modele te wykorzystują różne podejścia, takie jak modele progowe i modele infekcji, aby symulować procesy dyfuzji informacji. Badania Kempe, Kleinberga i Tardosa z 2003 roku<sup>370</sup> wprowadziły model maksymalizacji wpływu, który identyfikuje kluczowe węzły do celowej inicjacji kampanii marketingowych w celu maksymalizacji zasięgu informacji w sieci.

Analiza sieci współpracy naukowej jest przykładem zastosowania teorii grafów do analizy relacji między naukowcami na podstawie wspólnych publikacji. Badania te identyfikują centralnych naukowców, analizują wzorce współpracy oraz mierzą wpływ różnych dyscyplin na rozwój nauki. Praca Newmana z 2001 roku<sup>371</sup> badała struktury współpracy w różnych dziedzinach nauki, identyfikując kluczowe osoby i grupy, które przyczyniają się do rozwoju wiedzy.

Optymalizacja sieci społecznych obejmuje różnorodne techniki mające na celu poprawę struktury i funkcjonalności sieci. Przykłady dotyczą optymalizacji rozmieszczenia węzłów w celu zwiększenia efektywności komunikacji oraz redukcji zbędnych połączeń, co może prowadzić do bardziej wydajnych sieci społecznościowych. Te konkretne przypadki pokazują, jak analiza grafowa może być wykorzystywana do zrozumienia złożonych struktur i dynamiki w różnych kontekstach społecznych i organizacyjnych, oferując cenne wnioski na temat kluczowych węzłów i przepływu informacji w sieciach.

---

<sup>369</sup> L. Akoglu, H. Tong, D. Koutra, *Graph-Based Anomaly Detection and Description: A Survey*, „Data Mining and Knowledge Discovery” 2015, t. 29, nr 3, s. 676–688.

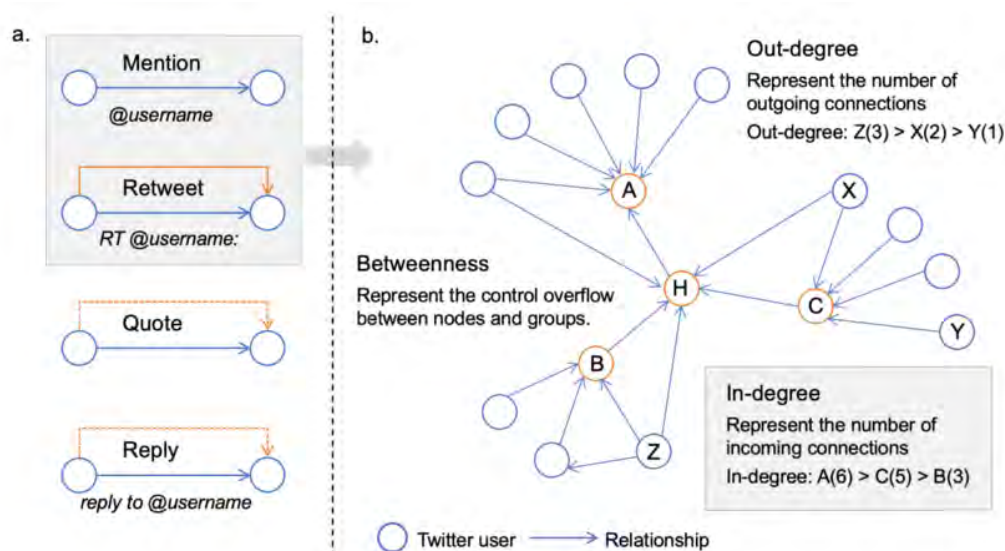
<sup>370</sup> D. Kempe, J. Kleinberg, É. Tardos, *Maximizing the Spread of Influence through a Social Network*, w: *Proceedings of the Ninth ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*, 2003, s. 137–146.

<sup>371</sup> M. E. J. Newman, *The Structure of Scientific Collaboration Networks*, „Proceedings of the National Academy of Sciences” 2001, t. 98, nr 2, s. 404–409.

### 2.2.5.1. Opis konkretnych przypadków analizy cech sieci społecznościowych

Jeden z konkretnych przypadków analizy cech sieci społecznościowych dotyczy platformy Twitter i identyfikacji kluczowych influencerów w danej społeczności. W analizie tej użyto metody analizy centralności węzłów w celu zidentyfikowania użytkowników o największym wpływie na przepływ informacji w sieci.

Rysunek 15. Ilustracje interakcji na Twitterze i centralności stopni w teorii grafów (a) Rodzaje interakcji na Twitterze. (b) Centralność stopnia.



Źródło: Lingyao Li, Zihui Ma, Lizhou Fan, Sanggyu Lee, Huizi Yu, Libby Hemphill, *ChatGPT in education: A discourse analysis of worries and concerns on social media*, 2023, arXiv:2305.02201, dostęp online: <https://arxiv.org/pdf/2305.02201>

Na początku zebrano dane dotyczące retweetów między użytkownikami na Twitterze w określonym okresie czasu. Następnie zbudowano graf reprezentujący te relacje, gdzie węzły reprezentowały użytkowników, a krawędzie oznaczały retweety między nimi. W kolejnym kroku przeprowadzono analizę centralności węzłów, korzystając z miary Page-Rank i innych wskaźników centralności. Dzięki tej analizie zidentyfikowano użytkowników, którzy odgrywali kluczową rolę w przepływie informacji na platformie. Ci użytkownicy mieli wysoką wartość centralności, co oznaczało, że ich treści były często retweetowane przez innych użytkowników i miały duży wpływ na dystrybucję informacji w sieci.

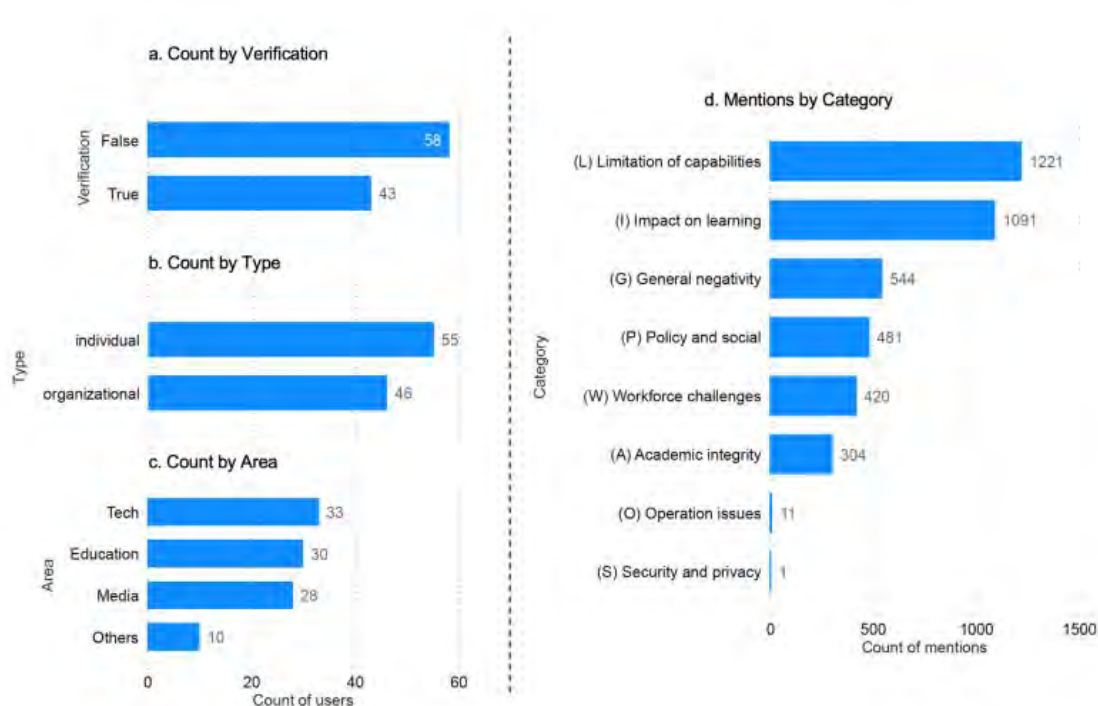
Rysunek 16. 30 najlepszych użytkowników na podstawie centralnej pozycji w sieci retweetów

User	In-degree	Group	Verified	Account	Categories
User 1	9042	G1	False	ind_edu	I(4), L(4), G(1), W(1), A(1)
User 2	1562	G4	False	ind_tech	W(1)
User 3	1489	G3	False	ind_tech	G(1)
User 4	1295	G2	False	ind_edu	W(1), I(1)
User 5	1287	G5	False	ind_edu	L(1)
User 6	725	G9	False	ind_other	G(1)
User 7	575	G10	False	ind_other	G(2), W(1)
User 8	520	G11	False	ind_tech	W(2)
User 9	460	G8	True	ind_politic	P(1)
User 10	354	G14	False	ind_other	L(1), I(1)
User 11	343	G17	False	ind_edu	L(1)
User 12	285	G12	True	ind_edu	I(1), G(1), A(1)
User 13	281	G18	True	ind_media	I(1)
User 14	224	G13	False	org_media	L(1)
User 15	211	G6	False	ind_edu	A(1)
User 16	206	G24	False	ind_edu	L(1)
User 17	198	G7	False	ind_edu	I(2)
User 18	189	G7	False	ind_edu	G(1)
User 19	186	G15	True	ind_edu	G(3), I(2), A(1), L(1), P(1)
User 20	180	G30	False	ind_tech	I(1), P(1)
User 21	179	G13	False	ind_tech	P(1)
User 22	156	G22	False	ind_tech	P(1)
User 23	154	G23	False	ind_tech	M(1)
User 24	129	G7	False	ind_edu	G(1)
User 25	112	G6	False	ind_tech	G(1)
User 26	104	G16	False	ind_edu	L(1)
User 27	103	G21	False	ind_tech	W(1), P(1)
User 28	97	G6	False	ind_edu	W(1)
User 29	96	G7	False	ind_edu	G(1)
User 30	93	G15	True	ind_edu	I(1)

Źródło: Lingyao Li, Zihui Ma, Lizhou Fan, Sanggyu Lee, Huizi Yu, Libby Hemphill, *ChatGPT in education: A discourse analysis of worries and concerns on social media*, 2023, arXiv:2305.02201, dostęp online: <https://arxiv.org/pdf/2305.02201>

W rezultacie analizy udało się zidentyfikować influencerów, którzy mogli być ważnymi partnerami w strategii marketingowej firmy lub organizacji. Współpraca z nimi mogła przyczynić się do zwiększenia zasięgu przekazu oraz zaangażowania społeczności wokół konkretnej marki lub tematu. Badanie pokazało również, że w rozmowę bardzo zaangażowani byli użytkownicy z dziedzin technologii, edukacji i mediów, natomiast indywidualni użytkownicy edukacji i technologii odegrali kluczową rolę w rozpowszechnianiu obaw szerszej publiczności.

Rysunek 17. Najczęściej wymieniani użytkownicy w sieci.



Oblicz przez weryfikację (b) Policz według typ (c) Policz według obszaru (d) Wzmianki według kategorii

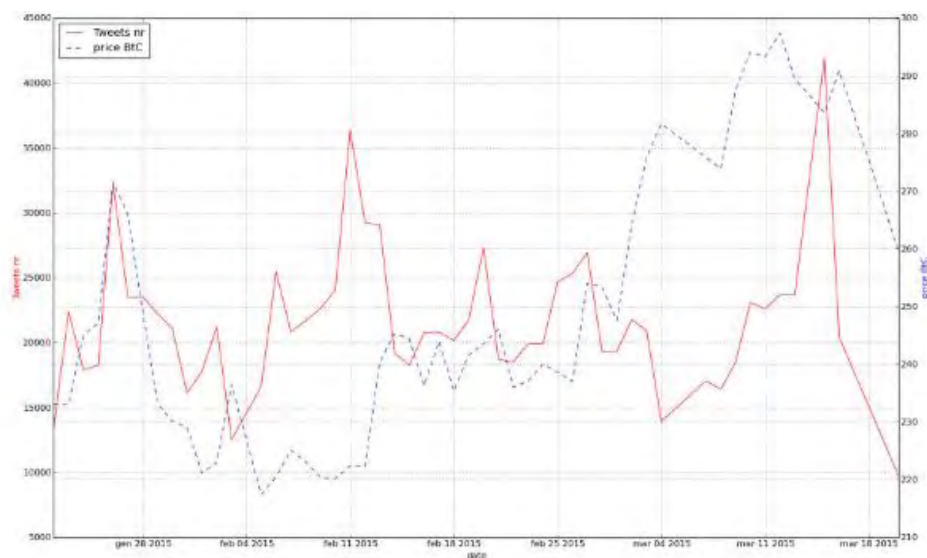
Źródło: *Lingyao Li, Zihui Ma, Lizhou Fan, Sanggyu Lee, Huizi Yu, Libby Hemphill, ChatGPT in education: A discourse analysis of worries and concerns on social media, 2023, arXiv:2305.02201, dostęp online: <https://arxiv.org/pdf/2305.02201>*

W latach 2017-2018 popularność kryptowalut, takich jak Bitcoin, osiągnęła swoje apogeum, a platformy społecznościowe i wyszukiwarki internetowe stały się kluczowymi miejscami wymiany informacji i analiz dotyczących kryptowalut. Badanie przeprowadzone przez Matta, Lunesu i Marchesiego w 2015 roku miało na celu zrozumienie, w jaki sposób aktywność użytkowników na platformach społecznościowych oraz w wyszukiwarkach internetowych wpływa na wahania cen Bitcoin. Autorzy postanowili zbadać, czy wzorce aktywności użytkowników mogą być używane do przewidywania zmian w spreadach Bitcoin, czyli różnicy między ceną kupna a ceną sprzedaży.

Autorzy wykorzystali teorię grafów do analizy struktury sieci społecznościowych i danych z wyszukiwarek internetowych. Proces badawczy obejmował kilka kluczowych kroków. Zebrano dane dotyczące aktywności użytkowników na różnych platformach społecznościowych oraz dane z wyszukiwarek internetowych, w tym liczby wyszukiwań związanych z Bitcoinem, liczby komentarzy, upvotów i innych interakcji społecznościowych. Na podstawie zebranych danych stworzono graf, w którym węzły reprezentowały użytkowników,

a krawędzie symbolizowały interakcje między nimi, takie jak komentarze, odpowiedzi na komentarze oraz upvoty<sup>372</sup>. Autorzy zastosowali algorytmy analizy sieci społecznościowych w celu zidentyfikowania kluczowych węzłów, czyli użytkowników mających największy wpływ na dyskusje. Analizowano centralność węzłów, czyli miarę ich znaczenia w sieci, przy użyciu różnych metryk, takich jak centralność stopnia, centralność pośrednictwa i centralność bliskości. Następnie przeprowadzono analizę korelacji między wzorcami aktywności użytkowników, a zmianami cen Bitcoin, sprawdzając, czy nagłe zwiększenie liczby wyszukiwań, komentarzy, upvotów i innych interakcji społecznościowych jest skorelowane z ruchami cenowymi .

Rysunek 18. Podobieństwo między ceną bitcoinów a liczbą tweetów

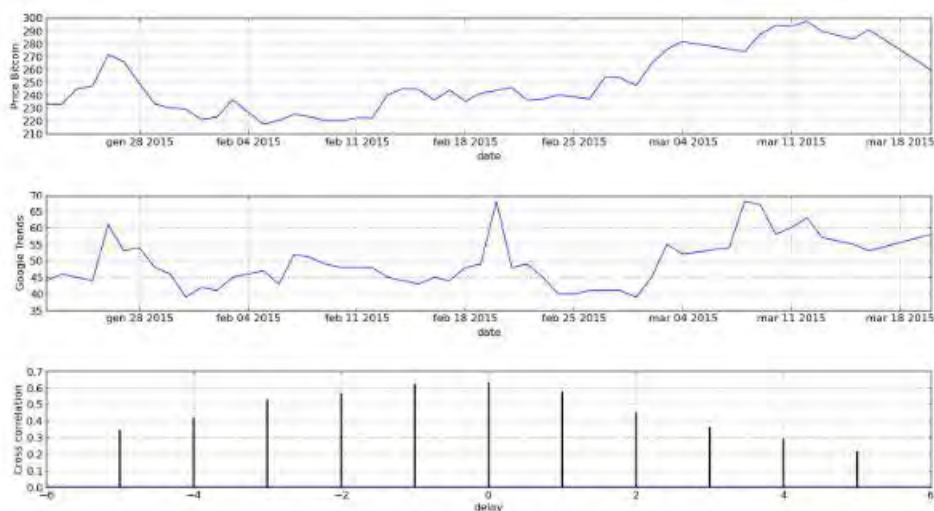


Źródło: Martina Matta, Ilaria Lunesu, Michele Marchesi, “Bitcoin Spread Prediction Using Social and Web Search Media”, w: *UMAP 2015 Extended Proceedings*, CEUR Workshop Proceedings, t. 1388, 2015, dostęp online: <https://ceur-ws.org/Vol-1388/DeCat2015-paper3.pdf>

<sup>372</sup> Matt, L., Lunesu, I., & Marchesi, M. (2015). Bitcoin Spread Prediction Using Social and Web Search Media. *Lecture Notes in Business Information Processing*, 2-13.

Rysunek 19. Wyniki korelacji krzyżowej

Compared Systems	Cross-correlation value	delay
Bitcoin price-Tweets volume	0.15	1
Bitcoin price-Positive tweets	-0.35	3-4
Bitcoin price-Google Trends data	0.64	0



Źródło: Martina Matta, Ilaria Lunesu, Michele Marchesi, "Bitcoin Spread Prediction Using Social and Web Search Media", w: *UMAP 2015 Extended Proceedings*, CEUR Workshop Proceedings, t. 1388, 2015, dostęp online: <https://ceur-ws.org/Vol-1388/DeCat2015-paper3.pdf>

Wyniki badania były znaczące i dostarczyły cennych wniosków. Badacze odkryli, że wzorce aktywności użytkowników na platformach społecznościowych oraz w wyszukiwarkach internetowych miały znaczący wpływ na wahania cen Bitcoinów. Liczba wyszukiwań, komentarzy, upvotów i innych interakcji społecznościowych była skorelowana z ruchami cenowymi. Na przykład, nagłe zwiększenie liczby wyszukiwań, komentarzy i upvotów dotyczących konkretnej kryptowaluty często poprzedzało znaczne zmiany w jej cenie. Analiza grafu pozwoliła na zidentyfikowanie najbardziej wpływowych użytkowników w społeczności kryptowalutowej. Użytkownicy ci, będący centralnymi węzłami w grafie interakcji, mieli nieproporcjonalnie duży wpływ na całą społeczność oraz na rynek kryptowalut. Ich analizy i rekomendacje mogły prowadzić do nagłych wzrostów lub spadków cen.

Autorzy stwierdzili, że wzorce aktywności na platformach społecznościowych oraz w wyszukiwarkach internetowych mogą być używane do przewidywania zmian w spreadach Bitcoinów. Monitorowanie aktywności społeczności online mogło dostarczać cennych wskaźników dla inwestorów dotyczących potencjalnych zmian cen. Badanie Matta, Lunesu i Marchesiego pokazuje, jak teoria grafów może być wykorzystana do analizy i przewidywania trendów rynkowych na podstawie aktywności społeczności online. Przykład ten ilustruje,

że użytkownicy, którzy są centralnymi węzłami w grafie interakcji, mogą mieć nieproporcjonalnie duży wpływ na całą społeczność oraz na rynek kryptowalut.

Ich analizy i rekomendacje mogą prowadzić do nagłych wzrostów lub spadków cen, co podkreśla znaczenie monitorowania aktywności społeczności online dla inwestorów. Wyniki badań sugerują, że monitorowanie aktywności użytkowników na platformach społecznościowych oraz w wyszukiwarkach internetowych może być użyteczne dla inwestorów, którzy chcą przewidywać zmiany cen kryptowalut .

Badania Matta, Lunesu i Marchesiego stanowią istotny wkład w zrozumienie, jak aktywność społeczności online wpływa na rynki finansowe, zwłaszcza na rynki kryptowalut. Ich praca podkreśla znaczenie teorii grafów jako narzędzia analizy społeczności online, umożliwiającego identyfikację kluczowych wpływowych postaci i zrozumienie przepływu informacji w sieciach społecznościowych.

#### **2.2.5.2. Wnioski z przeprowadzonych analiz i ich implikacje dla teorii grafów**

Analiza cech sieci społecznościowych wykazała istotne wnioski, mające implikacje zarówno dla teorii grafów, jak i praktyki marketingowej<sup>373</sup>. Identyfikacja kluczowych influencerów za pomocą metod analizy centralności węzłów potwierdziła, że miary centralności mogą efektywnie wykrywać użytkowników o dużej sile oddziaływania w sieci. Wpływ tych influencerów na dystrybucję treści był znaczący, co podkreślało znaczenie ich roli w strategiach marketingowych opartych na influencerach. Wykorzystanie teorii grafów w takiej analizie pozwoliło lepiej zrozumieć strukturę społeczności oraz efektywniej dobierać influencerów do współpracy.

Analiza cech sieci społecznościowych pozwoliła również zauważyć subtelności w dynamice interakcji między użytkownikami. Nie tylko identyfikacja influencerów była istotna, ale także zrozumienie sposobu, w jaki treści rozprzestrzeniały się w sieci i jakie były czynniki determinujące ich popularność. Analiza ta ujawniła, że nie zawsze użytkownicy o największej liczbie obserwujących mieli największy wpływ na dystrybucję treści. Czasami użytkownicy z mniejszym, ale bardziej zaangażowanym gronem obserwujących mogli mieć większy wpływ na wychwytywanie trendów i generowanie interakcji w społeczności.

Ponadto, analiza cech sieci społecznościowych, sugeruje, że dynamika przepływu informacji nie zawsze była liniowa ani jednokierunkowa. Wiele treści rozprzestrzeniało się poprzez tzw. „mosty” między różnymi społecznościami, co wskazuje na istnienie przepływu

---

<sup>373</sup> X. Li, Y. Wang, *The Impact of Social Network Analysis on Business and Management: A Bibliometric Review*, „Sustainability” 2020, t. 12, nr 8, art. 3383, b.p.

informacji międzygrupowego. To odkrycie sugeruje, że budowanie strategii marketingowych i komunikacyjnych na podstawie analizy jedynie wewnątrzspołecznościowej może być niewystarczające. Istotne jest także uwzględnienie relacji między różnymi społecznościami, aby pełniej zrozumieć złożoną dynamikę sieci społecznościowych.

Wnioski te mają doniosłe implikacje dla teorii grafów, sugerując, że analiza sieci społecznościowych wymaga bardziej złożonego podejścia niż prosta analiza struktury sieci. W praktyce marketingowej natomiast sugerują, że skuteczne strategie komunikacyjne i marketingowe powinny uwzględniać zarówno kluczowych influencerów wewnątrz społeczności, jak i relacje między różnymi grupami użytkowników, aby osiągnąć pełniejszy zasięg i zaangażowanie społeczności.

## Rozdział 3

### Metodologia badawcza i analiza wyników

#### 3.1. Wybór metod badawczych

##### 3.1.1. Uzasadnienie wyboru technik analizy sieci społecznościowych

W badaniach realizowanych na potrzeby tej dysertacji zostały wykorzystane zaawansowane techniki analizy sieci społecznościowych (SNA), które są kluczowe dla zrozumienia struktury oraz dynamiki relacji w mediach społecznościowych. Techniki SNA pozwalają na identyfikację kluczowych węzłów, analizę przepływu informacji oraz ocenę wpływu poszczególnych aktorów na całą sieć. Wybór tych technik jest uzasadniony ich zdolnością do odkrywania ukrytych wzorców interakcji oraz potencjału w analizie złożonych danych, co jest niezbędne w badaniu mediów społecznościowych<sup>374</sup>.

Techniki SNA umożliwiają dokładne mapowanie i analizę struktury sieci społecznościowych, co jest kluczowe dla zrozumienia, jak użytkownicy wchodzą w interakcje i tworzą relacje. Struktura sieci może ujawniać kluczowe informacje o centralnych aktorach, grupach społecznych oraz schematach komunikacji. Na przykład, analiza centralności węzłów pozwala na identyfikację influencerów, czyli użytkowników, którzy mają największy wpływ na przepływ informacji w sieci. Dzięki takim analizom możliwe jest zrozumienie, które węzły pełnią centralną rolę w sieci, co ma kluczowe znaczenie dla efektywnego zarządzania komunikacją i strategią marketingową w mediach społecznościowych<sup>375</sup>.

Analiza przepływu informacji w sieciach społecznościowych, umożliwiana przez techniki SNA, jest kluczowa dla badania dyfuzji treści i wirusowości w mediach społecznościowych. Modele takie jak model kaskadowy czy model dyfuzji innowacji pozwalają na zrozumienie, jak informacje rozprzestrzeniają się między użytkownikami oraz jakie czynniki wpływają na

---

<sup>374</sup> S. Wasserman, K. Faust, *Social Network Analysis: Methods and Applications*, Cambridge University Press, Cambridge 1994, s. 1–20.

<sup>375</sup> L. C. Freeman, *Centrality in Social Networks: Conceptual Clarification*, „Social Networks” 1979, t. 1, nr 3, s. 215–239.

szybkość i zasięg tego procesu. Wykorzystanie tych modeli pozwala na efektywne planowanie i optymalizację kampanii politycznych zwiększając ich zasięg i skuteczność<sup>376</sup>.

SNA oferuje również zaawansowane techniki wykrywania społeczności w sieciach, co umożliwia identyfikację grup użytkowników silnie ze sobą powiązanych. Algorytmy takie jak Louvain, Girvan-Newman czy algorytm detekcji społeczności opartej na modularności są powszechnie stosowane do identyfikacji społeczności w sieciach społecznościowych. Wykrywanie społeczności pozwala na zrozumienie, jak użytkownicy tworzą grupy i jakie są struktury wewnętrzne tych grup. Wiedza ta jest kluczowa dla precyzyjnego targetowania komunikatów marketingowych oraz budowania strategii angażujących społeczności<sup>377</sup>.

Techniki SNA umożliwiają również analizę dynamiki sieci w czasie, co jest niezbędne dla zrozumienia, jak sieci ewoluują. Narzędzia takie jak dynamiczna analiza sieci (Dynamic Network Analysis, DNA) pozwalają na śledzenie zmian w strukturze sieci, identyfikację trendów oraz prognozowanie przyszłych zmian. Analiza dynamiki sieci jest szczególnie istotna w kontekście mediów społecznościowych, gdzie struktury i relacje mogą ulegać znaczącym zmianom w krótkim czasie<sup>378</sup>.

W kontekście zastosowania teorii grafów, SNA jest ściśle związana z tą teorią, która dostarcza solidnych podstaw teoretycznych oraz narzędzi matematycznych do analizy sieci. Teoria grafów umożliwia modelowanie sieci jako zbioru wierzchołków (reprezentujących użytkowników) i krawędzi (reprezentujących relacje między użytkownikami), co pozwala na zastosowanie zaawansowanych technik analitycznych do badania struktur sieciowych<sup>379</sup>.

Praktyczne zastosowania SNA w badaniach nad mediami społecznościowymi są szerokie i zróżnicowane. Od analizy efektywności kampanii marketingowych, przez badanie rozprzestrzeniania się dezinformacji, po monitorowanie nastrojów społecznych - techniki SNA dostarczają cennych narzędzi badawczych, które mogą być zastosowane w różnych kontekstach badawczych i praktycznych<sup>380</sup>.

Wybór technik analizy sieci społecznościowych jest więc uzasadniony ich wszechstronnością i efektywnością w badaniach nad mediami społecznościowymi. Dzięki nim możliwe

---

<sup>376</sup> D. Kempe, J. Kleinberg, É. Tardos, *Maximizing the Spread of Influence through a Social Network*, w: *Proceedings of the 9th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*, 2003, s. 137–146, cyt. s. 137–140, 144–146.

<sup>377</sup> V. D. Blondel, J.-L. Guillaume, R. Lambiotte, E. Lefebvre, *Fast Unfolding of Communities in Large Networks*, „*Journal of Statistical Mechanics: Theory and Experiment*” 2008, nr 10, art. P10008, cyt. sekcja „Method”.

<sup>378</sup> M. Girvan, M. E. J. Newman, *Community Structure in Social and Biological Networks*, „*Proceedings of the National Academy of Sciences*” 2002, t. 99, nr 12, s. 7821–7826,

<sup>379</sup> S. R. Corman, C. R. Scott, *Perceived Networks, Activity Foci, and Observable Communication in Social Collectives*, „*Communication Theory*” 1994, t. 4, nr 3, s. 171–190.

<sup>380</sup> M. E. J. Newman, *Networks: An Introduction*, Oxford University Press, Oxford 2010, s. 10–25.

jest nie tylko zrozumienie, jak użytkownicy wchodzą w interakcje i tworzą relacje, ale także jak te relacje wpływają na przepływ informacji i kształtowanie opinii publicznej<sup>381</sup>.

### 3.1.2. Przegląd istniejących narzędzi do analizy sieci społecznościowych

Analiza sieci społecznościowych (SNA) stała się popularna w XXI wieku, dzięki rozwojowi narzędzi i technologii umożliwiających głęboką analizę danych z mediów społecznościowych. Istnieje wiele narzędzi, które ułatwiają analitykom prowadzenie zaawansowanych analiz sieciowych, pozwalając na odkrywanie wzorców interakcji, identyfikację kluczowych węzłów i analizę dynamiki społeczności online.

Jednym z najbardziej znanych narzędzi do analizy sieci społecznościowych jest Gephi. Jest to otwartoźródłowe oprogramowanie, które umożliwia wizualizację i analizę dużych sieci. Gephi oferuje szeroką gamę funkcji, takich jak różne algorytmy do wykrywania społeczności, metryki centralności oraz narzędzia do dynamicznej analizy sieci. Narzędzie to jest szczególnie cenione za swoją elastyczność i możliwość dostosowywania do specyficznych potrzeb badawczych. Gephi pozwala na łatwe przetwarzanie i wizualizację sieci, co czyni go użytecznym narzędziem zarówno dla początkujących, jak i zaawansowanych użytkowników. Oprogramowanie to wspiera również analizę dynamiczną, umożliwiając badanie zmian w sieciach w czasie<sup>382</sup>.

Innym ważnym narzędziem jest NodeXL, które jest dodatkiem do programu Microsoft Excel. NodeXL umożliwia łatwą integrację z danymi z mediów społecznościowych, takich jak X, Facebook czy YouTube, co pozwala na szybkie przetwarzanie i analizę danych. Dzięki intuicyjnemu interfejsowi użytkownika, NodeXL jest często wybierany przez badaczy, którzy cenią sobie łatwość obsługi i możliwość generowania przejrzystych wizualizacji sieci. NodeXL oferuje różne metryki analizy sieci, takie jak centralność, gęstość sieci oraz wykrywanie społeczności, co czyni go wszechstronnym narzędziem do analizy sieci społecznościowych<sup>383</sup>.

Ucinet to kolejne zaawansowane narzędzie do analizy sieci społecznościowych, które oferuje szeroki wachlarz funkcji analitycznych. Ucinet pozwala na przeprowadzanie zaawansowanych analiz statystycznych i strukturalnych sieci, co czyni go popularnym wyborem wśród socjologów i badaczy społecznych. Narzędzie to oferuje również rozbudowane opcje wizuali-

---

<sup>381</sup> J. Scott, *Social Network Analysis*, SAGE Publications, London 2017, s. 11–15.

<sup>382</sup> M. Bastian, S. Heymann, M. Jacomy, *Gephi: An Open Source Software for Exploring and Manipulating Networks*, w: *Proceedings of the Third International AAAI Conference on Weblogs and Social Media (ICWSM 2009)*, 2009, s. 1–2.

<sup>383</sup> D. L. Hansen, B. Shneiderman, M. A. Smith, *Analyzing Social Media Networks with NodeXL*, Morgan Kaufmann, Burlington (MA) 2010, s. 1–12.

zacji, które umożliwiają szczegółowe przedstawienie struktury i dynamiki sieci. Ucinet jest szczególnie przydatny w badaniach nad strukturą społeczną, umożliwiając analizę centralności, połączeń i podziałów społecznych<sup>384</sup>.

W analizie sieci społecznościowych wykorzystywane są również narzędzia oparte na językach programowania, takie jak R i Python. Pakiety takie jak 'igraph' i 'networkx' oferują szeroki zakres funkcji analitycznych, które są niezbędne do przeprowadzania skomplikowanych analiz sieci. Dzięki tym pakietom, badacze mogą tworzyć własne algorytmy analizy sieci, co daje ogromne możliwości dostosowywania narzędzi do specyficznych potrzeb badawczych. 'igraph' w R oraz 'networkx' w Pythonie oferują zaawansowane funkcje analizy, takie jak wykrywanie społeczności, analiza przepływu informacji oraz modelowanie sieci dynamicznych<sup>385</sup>.

Jednym z nowszych narzędzi, które zyskuje na popularności, jest Netlytic. Jest to platforma online, która umożliwia automatyczną analizę tekstu i wizualizację sieci społecznościowych. Netlytic jest szczególnie przydatny dla badaczy, którzy chcą szybko analizować duże zbiory danych tekstowych z mediów społecznościowych, takich jak X czy Instagram. Narzędzie to oferuje funkcje analizy sentymentu, wykrywania tematów oraz identyfikacji kluczowych węzłów w sieciach społecznościowych. Netlytic pozwala na łatwe zrozumienie dynamiki rozmów online oraz identyfikację wpływowych użytkowników i tematów<sup>386</sup>.

Oprócz wyżej wymienionych narzędzi, warto również wspomnieć o platformach takich jak Social Network Visualizer (SocNetV) oraz Pajek. SocNetV jest darmowym oprogramowaniem, które oferuje podstawowe funkcje analizy i wizualizacji sieci społecznościowych, co czyni go idealnym narzędziem dla początkujących badaczy. Narzędzie to umożliwia tworzenie sieci od podstaw, a także importowanie danych z różnych źródeł, takich jak CSV czy GraphML. SocNetV oferuje różnorodne metryki analizy sieci, takie jak centralność, bliskość oraz różne algorytmy do wykrywania społeczności, co umożliwia kompleksową analizę struktury i dynamiki sieci<sup>387</sup>.

Pajek, z kolei, jest bardziej zaawansowanym narzędziem, które pozwala na analizę bardzo dużych sieci, co jest szczególnie przydatne w badaniach socjologicznych i bioinformatycznych. Pajek umożliwia przeprowadzanie zaawansowanych analiz statystycznych, wykrywanie

---

<sup>384</sup> S. P. Borgatti, M. G. Everett, L. C. Freeman, *UCINET for Windows: Software for Social Network Analysis*, Analytic Technologies, Harvard (MA) 2002, b.p.

<sup>385</sup> G. Csardi, T. Nepusz, *The igraph Software Package for Complex Network Research*, „InterJournal: Complex Systems” 2006, nr 1695, s. 11–19.

<sup>386</sup> A. Gruzd, *Netlytic: Software for Automated Text and Social Network Analysis*, 2016, b.p., <http://netlytic.org>

<sup>387</sup> V. Batagelj, A. Mrvar, *Pajek—Program for Large Network Analysis*, „Connections” 1998, t. 21, nr 2, s. 47–57.

społeczności oraz wizualizację sieci na różnych poziomach szczegółowości. Narzędzie to jest szczególnie cenione za swoją zdolność do obsługi dużych zestawów danych i złożonych struktur sieciowych, co czyni go niezastąpionym w badaniach nad złożonymi systemami społecznymi i biologicznymi<sup>388</sup>.

Kolejnym istotnym narzędziem jest Cytoscape, które pierwotnie zostało opracowane do analizy sieci biologicznych, ale znalazło również zastosowanie w analizie sieci społecznościowych. Cytoscape oferuje szeroki zakres funkcji analitycznych i wizualizacyjnych, w tym różne metryki centralności, algorytmy wykrywania społeczności oraz narzędzia do analizy dynamiki sieci. Narzędzie to jest szczególnie przydatne dla badaczy, którzy potrzebują zaawansowanych opcji wizualizacji i analizy dużych sieci.

Innym zaawansowanym narzędziem jest Tulip, które oferuje rozbudowane funkcje analizy i wizualizacji sieci. Tulip umożliwia interaktywną eksplorację sieci oraz integrację z innymi narzędziami analitycznymi, co pozwala na kompleksową analizę danych sieciowych. Narzędzie to jest szczególnie cenione za swoje zaawansowane opcje wizualizacji, które umożliwiają tworzenie przejrzystych i zrozumiałych reprezentacji złożonych sieci. Nie można również zapomnieć o Graphviz, narzędziu do tworzenia wykresów i grafów, które jest często wykorzystywane w analizie sieci społecznościowych. Graphviz oferuje różne algorytmy do układania grafów, co umożliwia tworzenie estetycznych i czytelnych wizualizacji sieci. Narzędzie to jest szczególnie przydatne dla badaczy, którzy potrzebują prostych, ale skutecznych narzędzi do wizualizacji danych sieciowych.

Wybór odpowiedniego narzędzia do analizy sieci społecznościowych zależy od specyficznych potrzeb badawczych oraz dostępnych zasobów. Każde z wymienionych narzędzi oferuje unikalne funkcje i możliwości, które mogą znacząco wpłynąć na jakość i efektywność przeprowadzanej analizy. Współczesne badania nad sieciami społecznościowymi korzystają z tych zaawansowanych narzędzi, aby dostarczyć cennych wniosków i zrozumieć złożone dynamiki społeczne.

### **3.1.3. Opracowanie własnych narzędzi lub modyfikacja istniejących**

W ramach niniejszej rozprawy doktorskiej istotnym elementem zaplecza metodologicznego było wykorzystanie istniejących narzędzi analitycznych oraz opracowanie własnych rozwiązań wspierających analizę sieci społecznościowych w kontekście komunikowania politycznego. Proces ten obejmował zarówno ocenę dostępnych programów i bibliotek, jak i

---

<sup>388</sup> E. Otte, R. Rousseau, *Social Network Analysis: A Powerful Strategy, Also for the Information Sciences*, „Journal of Information Science” 2002, t. 28, nr 6, s. 441–453.

przygotowanie autorskich skryptów oraz modułów dostosowanych do specyfiki badanego materiału.

Pierwszym etapem była analiza dostępnych narzędzi stosowanych w badaniach sieci społecznościowych, takich jak Gephi, NodeXL, Ucinet oraz pakiety programistyczne wykorzystywane w środowiskach R i Python. Celem tego etapu było określenie ich przydatności badawczej, możliwości analitycznych oraz ograniczeń w odniesieniu do danych pochodzących z platformy X.

Jednym z głównych narzędzi wykorzystanych w pracy był NetworkX, czyli biblioteka języka Python służąca do tworzenia, modelowania i analizy struktur sieciowych. Narzędzie to umożliwiło budowę grafów skierowanych i ważonych, wyodrębnianie relacji między użytkownikami oraz obliczanie wskaźników opisujących strukturę i dynamikę badanych sieci. Dzięki temu możliwe było prowadzenie analiz dotyczących kluczowych węzłów, przepływu informacji oraz struktury wspólnotowej sieci. Istotnym uzupełnieniem tych działań było zastosowanie Gephi jako narzędzia wizualizacyjnego. Program ten pozwalał na czytelne przedstawienie układu relacji pomiędzy użytkownikami, a także na graficzną prezentację zmian zachodzących w sieci. Połączenie analiz prowadzonych w Pythonie z możliwościami wizualizacyjnymi Gephi umożliwiło bardziej przejrzystą interpretację wyników i lepsze uchwycenie struktury badanych sieci.

Ucinet wykorzystano jako narzędzie pomocnicze wspomagające analizę właściwości strukturalnych sieci oraz interpretację zależności pomiędzy jej elementami. Program ten okazał się użyteczny zwłaszcza przy uzupełnianiu analiz prowadzonych w innych środowiskach oraz przy porównywaniu różnych sposobów opisu relacji sieciowych.

Oprócz wykorzystania istniejących narzędzi analitycznych, w pracy opracowano również własne rozwiązania wspierające proces badawczy. Miały one postać autorskich skryptów i modułów przygotowanych w środowisku Python, służących do pozyskiwania danych z platformy X, ich porządkowania, filtrowania oraz przekształcania do postaci umożliwiającej dalszą analizę sieciową i temporalną. W praktyce obejmowało to przygotowanie zbiorów interakcji użytkowników, budowę struktur grafowych oraz wyodrębnianie wskaźników opisujących strukturę i dynamikę badanych sieci.

Istotnym elementem tych rozwiązań było połączenie klasycznych narzędzi analizy sieci społecznościowych z autorskimi miarami opracowanymi na potrzeby rozprawy. Dotyczyło to zwłaszcza wskaźników służących do opisu dynamiki wpływu, propagacji treści, dyspersji komunikacji oraz stabilności struktur sieciowych w czasie. Dzięki temu możliwe było uchwycenie

cenie zjawisk, które nie są w pełni opisywane przez standardowe miary centralności, gęstości czy modularności.

Opracowane rozwiązania pełniły zatem funkcję łącznika pomiędzy etapem pozyskiwania danych a etapem ich właściwej analizy. Usprawniały przygotowanie materiału empirycznego, zwiększały spójność procedury badawczej oraz pozwalały lepiej dostosować aparat analityczny do specyfiki komunikacji politycznej realizowanej na platformie X.

Uzupełniająco wykorzystano również elementy analizy treści, w tym analizę sentymentu, traktowaną jednak jako komponent pomocniczy wobec zasadniczej analizy sieciowej. Pozwoliło to rozszerzyć interpretację wyników o wymiar emocjonalny i semantyczny, bez odchylenia od głównej perspektywy relacyjnej przyjętej w pracy.

## **3.2. Opis zbierania danych**

Zbieranie danych jest kluczowym elementem procesu badawczego, szczególnie w kontekście analizy sieci społecznościowych. W niniejszej rozprawie doktorskiej, proces ten obejmował kilka etapów, począwszy od wyboru odpowiednich platform społecznościowych, poprzez ustalenie kryteriów selekcji, aż po szczegółowe opisy narzędzi i metod użytych do pozyskiwania danych.

### **3.2.1. Wybór platform społecznościowych do analizy**

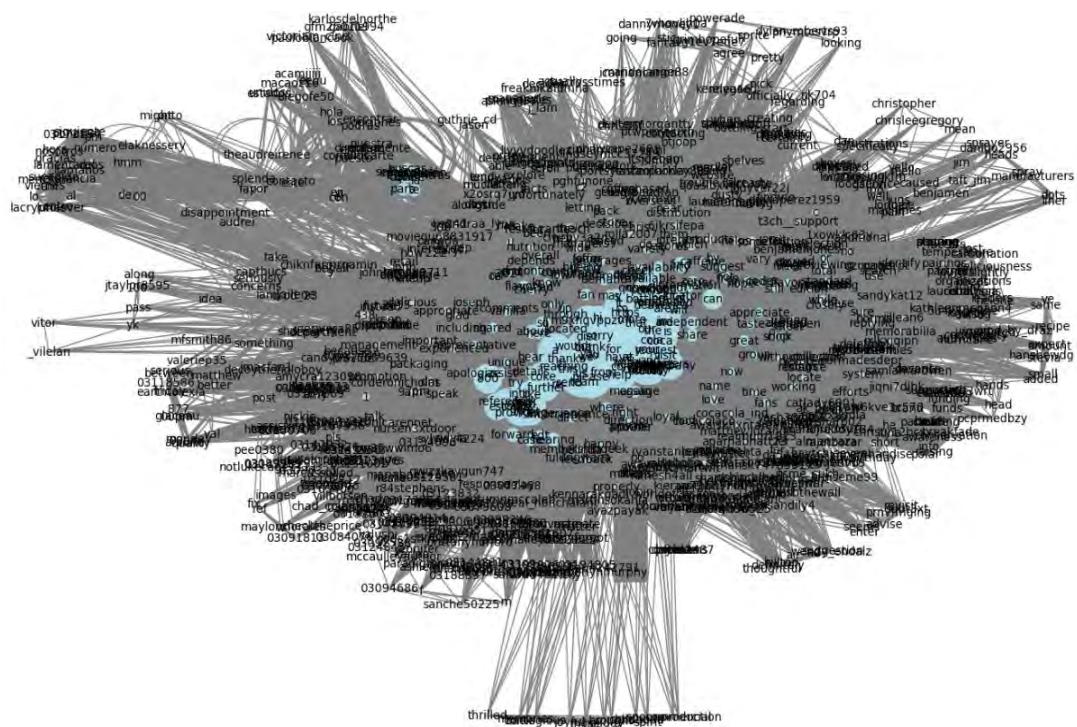
Wybór platformy społecznościowej, na której przeprowadzono badania, był kluczowy dla uzyskania reprezentatywnych i wartościowych danych. Do analizy wybrano X, która charakteryzuje się otwartym dostępem do danych poprzez API oraz wysoką dynamiką interakcji między użytkownikami. Umożliwia to gromadzenie dużych ilości danych w czasie rzeczywistym oraz analizę procesów wiralizacji treści, reakcji na wydarzenia i zmian w strukturze sieci społecznych.

Według danych Statista z 2025 roku do najpopularniejszych platform społecznościowych na świecie należą: Facebook (ok. 3 mld aktywnych użytkowników miesięcznie), YouTube (ok. 2,5 mld), Instagram (ok. 2 mld), TikTok (ok. 1,6 mld), X (ok. 600 mln) oraz LinkedIn (ok. 500 mln)<sup>389</sup>.

---

<sup>389</sup> *Most popular social networks worldwide as of January 2025, ranked by number of monthly active users*, Statista, <https://www.statista.com/statistics/272014/global-social-networks-ranked-by-number-of-users/>, dostęp: 01.02.2025.

Rysunek 20. Graf współwystępowania słów w tweetach dotyczących Coca-Coli



Źródło: Opracowanie własne

Plik zawiera 200 wpisów (tweetów) związanych z Coca-Colą, które zostały wyekstrahowane z X. Dane mają 15 kolumn, z czego kluczowe informacje obejmują:

- id: Unikalny identyfikator każdego tweeta;
- tweetText: Tekst tweeta;
- tweetURL: Link do tweeta na platformie X;
- type: Typ wpisu (wszystkie oznaczone jako „tweet”);
- tweetAuthor: Autor tweeta (tu: „Coca-Cola”);
- handle: Użytkownik X (tu: „@CocaCola”);
- replyCount, quoteCount, retweetCount, likeCount: Statystyki dotyczące liczby odpowiedzi, cytatów, udostępnień i polubień tweeta;
- views: Liczba wyświetleń tweeta;
- bookmarkCount: Liczba zapisanych tweetów;
- createdAt: Data i czas utworzenia tweeta;
- allMediaURL, videoURL: Kolumny dotyczące załączonych multimediów, które są puste.

Rysunek 21. Statystyki zaangażowania dla konta @CocaCola na X

	handle	replyCount	quoteCount	retweetCount	likeCount	views	\
0	@CocaCola	0	0	0	0	21	
1	@CocaCola	0	0	0	0	10	
2	@CocaCola	1	0	1	1	83	
3	@CocaCola	0	0	0	1	70	
4	@CocaCola	0	0	0	0	124	
5	@CocaCola	0	0	0	0	96	
6	@CocaCola	0	0	0	0	90	
7	@CocaCola	1	0	0	0	155	
8	@CocaCola	2	0	0	1	261	
9	@CocaCola	1	0	0	0	344	

Źródło: Opracowanie własne

Facebook, z kolei, oferuje bardziej złożoną strukturę relacji społecznych, co pozwala na szczegółową analizę interakcji między użytkownikami. Pomimo bardziej restrykcyjnej polityki prywatności i ograniczeń w dostępie do danych, Facebook dostarcza cennych informacji na temat zachowań użytkowników w kontekście grup i stron tematycznych. Facebook stanowi niezwykle cenne źródło danych dla analizy sieci społecznościowych, przede wszystkim ze względu na swoją rozbudowaną strukturę relacji i różnorodność form interakcji. W przeciwieństwie do platform takich jak X, gdzie dominują relacje asymetryczne i mechanizmy rozprzestrzeniania treści w czasie rzeczywistym, Facebook opiera się głównie na relacjach symetrycznych, co umożliwia bardziej zniuansowaną analizę spójności społecznej, wzajemności oraz dynamiki grupowej<sup>390</sup>.

Struktura relacyjna Facebooka pozwala nie tylko na badanie relacji jednostkowych (np. komentarze, polubienia, udostępnienia), lecz także na analizę interakcji zbiorowych w ramach zamkniętych lub otwartych grup dyskusyjnych, stron marek, wydarzeń oraz sieci afiliacyjnych<sup>391</sup>. Dzięki temu możliwe jest identyfikowanie mikrostruktur komunikacyjnych (np. lokalnych klastrów, echo chamberów), jak również makroskalowych wzorców dyfuzji informacji w sieciach tematycznych<sup>392</sup>. Istotnym aspektem analitycznym jest również typologia użytkowników, od aktywnych nadawców treści (prosumenci, administratorzy stron), przez typowych odbiorców (lajkujących, komentujących), aż po obserwatorów nieangażujących się (tzw. lurkerów). Tego rodzaju segmentacja zachowań może zostać wykorzystana do modelo-

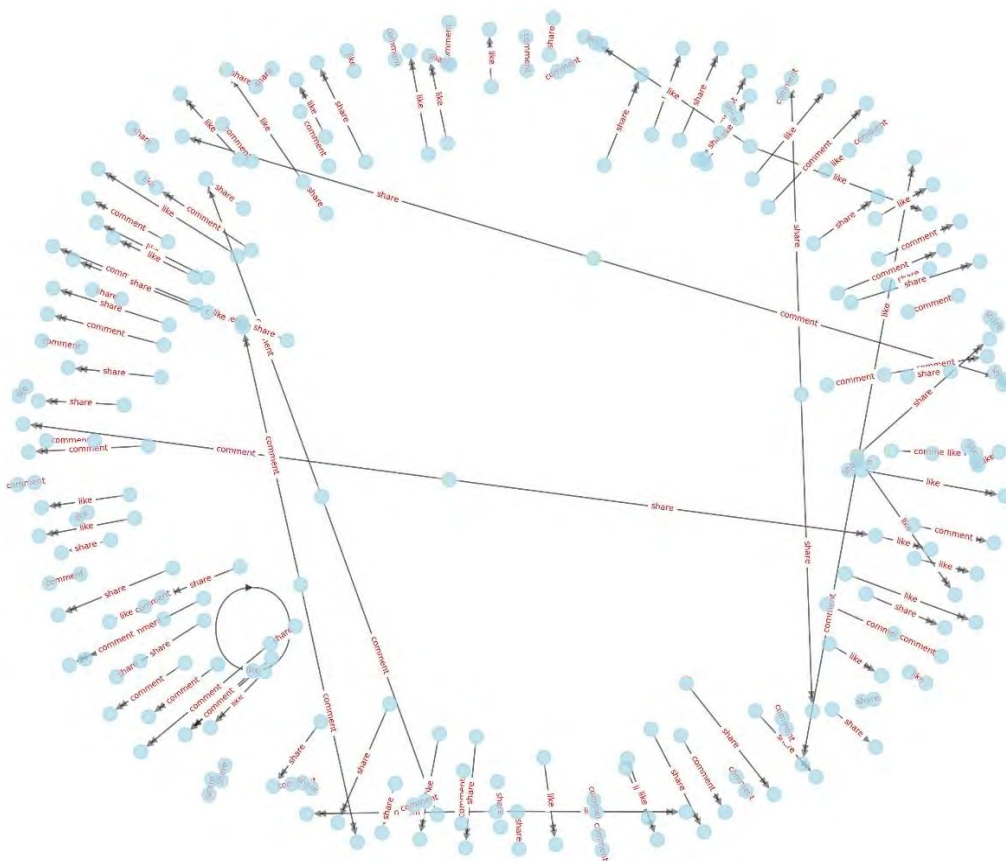
<sup>390</sup> N. B. Ellison, D. Boyd, *Sociality through Social Network Sites*, [w:] W. H. Dutton (red.), *The Oxford Handbook of Internet Studies*, Oxford University Press, Oxford 2013, s. 151–172.

<sup>391</sup> B. Rieder, *Studying Facebook via Data Extraction: The Netvizz Application*, [w:] *Proceedings of the 5th Annual ACM Web Science Conference*, ACM, New York 2013, s. 346–355.

<sup>392</sup> A. Bruns, S. Stieglitz, *Towards More Systematic Twitter Analysis: Metrics for Tweeting Activities*, „International Journal of Social Research Methodology” 16 (2013), nr 2, s. 91–108.

wania przepływu informacji, analizy zaangażowania emocjonalnego lub wykrywania tzw. liderów opinii<sup>393</sup>. Pomimo ograniczonego dostępu do danych poprzez oficjalne API, co jest bezpośrednim rezultatem zmian wprowadzonych po aferze Cambridge Analytica<sup>394</sup>, możliwe jest uzyskanie wartościowych danych poprzez obserwacje stron publicznych i grup otwartych, a także przy pomocy narzędzi takich jak CrowdTangle czy archiwalne Netvizz<sup>395</sup>. Dane te, choć ograniczone, pozwalają na wnioskowanie o zachowaniach użytkowników oraz dynamice sieci informacyjnych. Z perspektywy metodologicznej, dane z Facebooka wymagają bardziej złożonych technik przetwarzania i anonimizacji, jednak oferują bogatszy kontekst komunikacyjny, w tym metadane multimediów, strukturę komentarzy, czy też reakcje emocjonalne (np. „super”, „wrr”). Dzięki temu Facebook pozostaje niezwykle użyteczną platformą w badaniach socjologicznych, marketingowych oraz w analizie komunikacji politycznej<sup>396</sup>.

Rysunek 22. Graf interakcji użytkowników na Facebooku wokół marki Coca-Cola



<sup>393</sup> L. C. Freeman, *The Development of Social Network Analysis*, Empirical Press, Vancouver 2004, s. 1–205.

<sup>394</sup> J. Isaak, M. J. Hanna, *User Data Privacy: Facebook, Cambridge Analytica, and Privacy Protection*, „Computer” 51, 2018, nr 8, s. 56–59.

<sup>395</sup> R. Rogers, *Doing Digital Methods*, SAGE Publications, London 2019, s. 339–344.

<sup>396</sup> Z. Tufekci, *Algorithmic Harms beyond Facebook and Google: Emergent Challenges of Computational Agency*, „Colorado Technology Law Journal” 13 (2015), nr 1, s. 203–218.

Źródło: Opracowanie własne

W odróżnieniu od X czy Facebooka, Instagram opiera się na relacjach asymetrycznych (*follower-following*), które nie wymagają wzajemności. Taki model ułatwia budowanie szerokiego zasięgu dla liderów opinii, marek i influencerów, co czyni Instagram idealnym środowiskiem do badania zjawisk takich jak virality, mikrotargetowanie treści czy kształtowanie wizerunku w środowiskach wizualnych<sup>397</sup>. Z punktu widzenia analizy sieciowej, Instagram oferuje bogaty kontekst do badania współwystępowania hashtagów, wspólnych interakcji między użytkownikami (np. oznaczenia, komentarze, polubienia) oraz analizy temporalnej aktywności. Interakcje te mogą zostać odwzorowane w postaci grafów, w których węzły symbolizują użytkowników lub hashtagi, a krawędzie – relacje wynikające z aktywności społecznościowej<sup>398</sup>.

Jednym z kluczowych wyzwań badawczych związanych z Instagramem jest jego ograniczona otwartość na dostęp zewnętrzny do danych. Po wprowadzeniu restrykcji w 2018 roku dostęp do informacji publicznych został znacząco ograniczony, co wymaga korzystania z alternatywnych metod, takich jak scraping (zgodnie z regulacjami prawnymi), narzędzia pośrednie (np. Instaloader, Apify) lub platformy badawcze zapewniające zgodność z polityką prywatności<sup>399</sup>. Instagram stanowi również idealną przestrzeń do analizy semantyki wizualnej – dzięki połączeniu danych tekstowych (opisy, hashtagi) z obrazami i materiałami wideo możliwe jest prowadzenie badań nad wpływem estetyki, koloru czy kompozycji na rozchodzenie się treści i tworzenie wirusowego zasięgu<sup>400</sup>. W tym kontekście, analiza sieci społecznościowych może być komplementarna wobec analiz treści (*content analysis*), dając możliwość kompleksowej interpretacji wpływu komunikatów na zachowania odbiorców. Na poziomie strukturalnym Instagram umożliwia mapowanie społeczności wokół konkretnych tematów (np. marek, kampanii politycznych, ruchów społecznych), a także badanie dynamiki ich wzrostu, zmienności i centralności liderów opinii. Wysoka wizualność tej platformy czyni ją wyjątkowym narzędziem do badań nad symboliczną reprezentacją tożsamości i relacji społecznych w środowisku cyfrowym<sup>401</sup>.

---

<sup>397</sup> Y. Hu, L. Manikonda, S. Kambhampati, *What We Instagram: A First Analysis of Instagram Photo Content and User Types*, [w:] *Proceedings of the 8th International Conference on Weblogs and Social Media*, AAAI Press, Palo Alto 2014, s. 595–598.

<sup>398</sup> A. Marwick, *Instafame: Luxury Selfies in the Attention Economy*, „Public Culture” 27 (2015), nr 1, s. 137–160.

<sup>399</sup> T. Highfield, T. Leaver, *Instagrammatics and Digital Methods: Studying Visual Social Media, from Selfies and GIFs to Memes and Emoji*, „Communication Research and Practice” 2 (2016), nr 1, s. 47–62.

<sup>400</sup> A. Bruns, J. Burgess, *The Data Politics of Instagram*, [w:] *The SAGE Handbook of Social Media Research Methods*, SAGE Publications, London 2020, s. 118–123.

<sup>401</sup> R. Rogers, *Doing Digital Methods*, wyd. 2, SAGE Publications, London 2023, s. 341–360.

TikTok charakteryzuje się wysoką dynamiką rozpowszechniania treści, silną rolą algorytmicznej rekomendacji oraz dużym znaczeniem krótkich form wideo. Z perspektywy analizy sieciowej platforma ta może być wykorzystywana do badania wiralności treści, wzorców zaangażowania odbiorców, współwystępowania hashtagów oraz relacji pomiędzy twórcami i publicznością. Ograniczeniem pozostaje jednak mniejsza przejrzystość relacji sieciowych oraz bardziej ograniczony i mniej stabilny dostęp do danych badawczych niż w przypadku platformy X.

LinkedIn stanowi z kolei platformę o wyraźnie profesjonalnym charakterze, koncentrującą się na relacjach zawodowych, sieciach eksperckich i komunikacji instytucjonalnej. Z punktu widzenia analizy sieci społecznościowych umożliwia badanie struktur profesjonalnych powiązań, przepływu treści eksperckich oraz budowania widoczności i autorytetu w środowisku zawodowym. Jednocześnie specyfika tej platformy sprawia, że jej architektura komunikacyjna jest mniej adekwatna do badania bieżącej debaty społeczno-politycznej niż platforma X. Przedstawiona charakterystyka wybranych platform społecznościowych wskazuje, że różnią się one nie tylko pod względem skali użytkowania, lecz także typu dominujących interakcji, dostępności danych oraz przydatności do analizy sieciowej. W kontekście celów niniejszej rozprawy kluczowe znaczenie miały możliwość rekonstrukcji relacji między użytkownikami, dostęp do danych poprzez API oraz relewantność platformy dla badania komunikacji społeczno-politycznej. Z tych względów do zasadniczej części empirycznej pracy wybrano platformę X, uznając ją za środowisko najlepiej odpowiadające wymaganiom metodologicznym przyjętym w badaniu.

### **3.2.2. Kryteria selekcji analizowanych sieci społecznościowych**

Kryteria doboru sieci społecznościowych do analizy obejmowały kilka wzajemnie powiązanych wymiarów. Po pierwsze, kluczowa była dostępność danych, rozumiana jako możliwość ich pozyskiwania w sposób legalny i zgodny z regulacjami dotyczącymi prywatności oraz zasadami udostępniania danych przez daną platformę. Pod tym względem poszczególne media społecznościowe różnią się istotnie. Facebook i Instagram w znacznym stopniu ograniczają dostęp do danych badawczych, TikTok nie zapewnia stabilnego i otwartego API do analiz naukowych, YouTube opiera się przede wszystkim na logice dystrybucji materiałów wideo, natomiast LinkedIn funkcjonuje głównie w kontekście zawodowym i profesjonalnym. X należy natomiast do nielicznych dużych platform, które umożliwiają względnie szeroki i udokumentowany dostęp do danych poprzez API, co pozwala na pozyskiwanie treści w czasie rzeczywistym oraz rekonstrukcję sieci interakcji.

Po drugie, brano pod uwagę intensywność i rodzaj interakcji między użytkownikami. W analizie sieciowej szczególne znaczenie ma możliwość odtworzenia relacji komunikacyjnych oraz przepływu informacji w postaci grafu. Interakcje na platformie X, takie jak retweety, polubienia, odpowiedzi i wzmianki, pozwalają na przejrzystą rekonstrukcję sieci relacji oraz identyfikację kluczowych aktorów i wzorców dyfuzji informacji. W przypadku innych platform dominują natomiast treści wizualne lub formy aktywności mniej przydatne dla analizy sieciowej komunikacji politycznej.

Po trzecie, istotnym kryterium była relewantność platformy dla przedmiotu badań. Celem niniejszej pracy jest analiza komunikacji społeczno-politycznej, a X stanowi jedno z głównych miejsc debaty publicznej, szybko reagujące na wydarzenia i odznaczające się wysoką opiniotwórczością<sup>402</sup>.

Istotne znaczenie miała również spójność materiału empirycznego. Ograniczenie badania do jednej platformy pozwoliło zachować jednorodność danych, uniknąć problemów wynikających z odmiennych architektur komunikacyjnych poszczególnych mediów społecznościowych oraz zapewnić większą przejrzystość metodologiczną. Z tego względu pozostałe platformy zostały wyłączone z zasadniczej części empirycznej badania.

Na podstawie powyższych kryteriów do dalszej analizy wybrano wyłącznie platformę X (dawniej Twitter) jako środowisko najlepiej spełniające wymagania dostępności danych, dynamiki interakcji oraz adekwatności tematycznej do badań.

### **3.2.3. Proces pozyskiwania danych: narzędzia, zakres, ograniczenia**

Proces pozyskiwania danych z platform społecznościowych odbywał się przy użyciu narzędzi i technik dostosowanych do specyfiki badanej platformy. W przypadku X dane były zbierane za pomocą bibliotek i narzędzi takich jak Tweepy oraz Twitter API, co umożliwiało gromadzenie tweetów, retweetów, polubień oraz informacji o użytkownikach w czasie rzeczywistym. Twitter API zapewnia także dostęp do metadanych związanych z tweetami, takich jak czas publikacji, liczba polubień i retweetów, identyfikatory użytkowników czy dane o powiązaniach między nimi. Dzięki temu możliwe było stworzenie szczegółowej bazy danych obejmującej zarówno treści, jak i kontekst interakcji społecznych, co stanowiło fundament dalszej analizy sieciowej. Zakres zbieranych danych obejmował zarówno dane tekstowe, jak i metadane. Gromadzone dane tekstowe obejmowały treści postów, komentarzy oraz

---

<sup>402</sup> J. Wang, S. Shyam Sundar, N. Ram, „Can Social Media Engagement Predict Election Results? Bandwagon Effects of Tweets About US Senate Candidates”, *Social Media + Society*, 2024, t. 10, nr 4, s. 1.

tweetów, co umożliwiało analizę sentymentu oraz tematów dominujących w dyskusjach online<sup>403</sup>. Metadane takie jak czas publikacji, liczba polubień i komentarzy, a także informacje o interakcjach między użytkownikami, były kluczowe dla przeprowadzenia kompleksowej analizy struktury i dynamiki sieci społecznościowych<sup>404</sup>. Szczególną uwagę zwrócono na gromadzenie danych, które pozwalały na analizę w czasie rzeczywistym, co było istotne dla zrozumienia, jak sieci ewoluują i reagują na różne wydarzenia<sup>405</sup>.

Ograniczenia w pozyskiwaniu danych wynikały głównie z warunków dostępu do API platformy X oraz z regulacji dotyczących ochrony danych użytkowników. W związku z tym konieczne było przestrzeganie zasad prywatności oraz dostosowywanie procedur badawczych do aktualnych warunków technicznych i regulacyjnych. Ograniczenia te wymagały bieżącego monitorowania sposobu pozyskiwania danych, aby zapewnić zgodność z obowiązującymi zasadami oraz utrzymanie wysokiej jakości zbieranych informacji.

Dzięki zastosowaniu różnych narzędzi i technik pozyskiwania danych, możliwe było uzyskanie szerokiego i zróżnicowanego zestawu danych, który pozwolił na przeprowadzenie kompleksowej analizy sieci społecznościowych w kontekście komunikacji politycznej. Zebrane dane stanowiły solidną podstawę do dalszych analiz, umożliwiając identyfikację kluczowych węzłów, wzorców interakcji oraz dynamiki sieci społecznościowych<sup>406</sup>.

### 3.3. Przeprowadzenie analizy sieci społecznościowych

#### 3.3.1. Identyfikacja kluczowych wskaźników analizy

Zasadniczym celem niniejszej analizy było wyodrębnienie i zastosowanie zestawu wskaźników strukturalnych, które pozwalały na wieloaspektowe modelowanie zjawisk zachodzących w obrębie sieci społecznościowych. Podejście badawcze zakładało wykorzystanie metryk centralności, wskaźników topologicznych oraz algorytmów wykrywania wspólnot w taki sposób, aby uchwycić nie tylko lokalną strukturę grafu, lecz także jego całościowe właściwości i mechanizmy przepływu informacji. Wskaźniki centralności, obejmujące m.in. stopień, pośrednictwo, bliskość, wektor własny oraz wartości PageRank, umożliwiały ocenę znaczenia poszczególnych węzłów w kontekście lokalnym i globalnym, odzwierciedlając ich rolę jako

---

<sup>403</sup> B. Liu, *Sentiment Analysis: Mining Opinions, Sentiments, and Emotions*, wyd. 2, Cambridge University Press, Cambridge 2022, s. 2–17.

<sup>404</sup> U. Brandes, T. Erlebach (red.), *Network Analysis: Methodological Foundations* (LNCS 3418), Springer, Berlin–Heidelberg 2019 (reprint), s. 36–61.

<sup>405</sup> C. Cioffi-Revilla, *Introduction to Computational Social Science: Principles and Applications*, wyd. 2, Springer, Cham 2022, s. 171–192.

<sup>406</sup> X. Wang i in., *Social Network Analysis: Methods and Applications*, „IEEE Transactions on Network Science and Engineering” 9 (2022), nr 3, s. 1280–1295.

nadawców, odbiorców lub pośredników informacji w obrębie badanej sieci. Analiza wspólnot była oparta na algorytmach optymalizacji modularności, takich jak Louvain oraz metody dekompozycyjne oparte na centralności krawędziowej, co pozwoliło na identyfikację struktur społecznych, w ramach których węzły charakteryzowały się wzmożoną wewnętrzklasową spójnością. Wskaźnik modularności dostarczył miary jakości podziału sieci, a analiza liczebnościowa i interakcyjna wspólnot pozwoliła na rozpoznanie ich znaczenia i strukturalnej funkcji. Na poziomie globalnym sieci, wskaźniki takie jak gęstość grafu, współczynnik clusteringu oraz długość najkrótszych ścieżek umożliwiły ocenę ogólnego stopnia kohezji, redundancji i efektywności dyfuzji informacji. Niska średnia długość ścieżek i wysoka spójność lokalna wskazywały na potencjalnie wysoki współczynnik przenikalności komunikacyjnej oraz istnienie struktur typu small-world. W analizie uwzględniono również aspekty dynamiczne, poprzez implementację wskaźników takich jak LTIG (*Log-Time Influence Gradient*), LAPS (*Log-Adjusted Propagation Sensitivity*) czy LSCI (*Log-Spectral Communicability Index*), które pozwalały na eksplorację zmian pozycji węzłów w czasie, w szczególności pod kątem ich roli w inicjowaniu i podtrzymywaniu kaskad informacyjnych. Tego rodzaju wskaźniki stanowiły uzupełnienie tradycyjnych metryk statycznych, dostarczając informacji o temporalnej dynamice sieci i jej adaptacyjnych mechanizmach reagowania na impulsy informacyjne. Całościowe zastosowanie opisanych wskaźników pozwoliło na skonstruowanie szczegółowego, warstwowego modelu badanych sieci, integrującego perspektywę topologiczną, funkcjonalną oraz temporalną.

Tabela 1. Kluczowe wskaźniki analizy struktury i dynamiki sieci społecznych

Kategoria	Wskaźniki	Cel / zastosowanie
Centralność	stopień, pośrednictwo, bliskość, wektor własny, Page-Rank	Identyfikacja kluczowych węzłów jako nadawców, odbiorców lub pośredników informacji
Wykrywanie wspólnot	Louvain, centralność krawędziowa, modularność	Podział sieci na społeczności; ocena spójności wewnętrznej i znaczenia grup
Wskaźniki globalne	gęstość grafu, współczynnik clusteringu, średnia długość ścieżki	Ocena kohezji, redundancji i efektywności dyfuzji informacji; identyfikacja „small-world”
Wskaźniki dynamiczne	LTIG, LAPS, LSCI	Analiza zmian pozycji węzłów w czasie, rola w kaskadach informacyjnych

Źródło: opracowanie własne

### **3.3.2. Wykorzystanie teorii grafów do zrozumienia struktury sieci**

W badaniu zastosowano narzędzia i koncepcje z zakresu teorii grafów, aby modelować i analizować strukturę relacji między użytkownikami mediów społecznościowych. Szczególną uwagę poświęcono platformie X, która - dzięki otwartemu API i dynamicznemu charakterowi interakcji - stanowi idealne źródło danych do analizy ewolucji sieci społecznych.

Do pozyskiwania danych z X wykorzystano bibliotekę Tweepy w połączeniu z Twitter API v2, co umożliwiło zebranie pełnych informacji o tweetach, retweetach, polubieniach, odpowiedziach oraz wzmiankach. Na tej podstawie skonstruowano skierowane, ważone grafy, w których węzły reprezentowały konta użytkowników, a krawędzie - interakcje między nimi. Wagi krawędzi odzwierciedlały intensywność interakcji, np. liczbę retweetów lub częstotliwość wzmianek. Grafy były następnie analizowane przy użyciu bibliotek NetworkX (Python) oraz środowiska Gephi, które umożliwiały przeprowadzenie pełnej analizy topologicznej oraz wizualnej. Dodatkowo, ze względu na temporalny charakter danych, wdrożono podejście Dynamic Network Analysis (DNA). Stworzono sekwencje grafów z podziałem na interwały czasowe (np. dobowy), co umożliwiło obserwację ewolucji sieci, trajektorii wpływu (za pomocą wskaźnika LTIG) oraz propagacyjnej aktywności użytkowników (LAPS). Pozwoliło to również na detekcję tzw. momentów krytycznych, czyli nagłych wzrostów aktywności wynikających z reakcji sieci na konkretne wydarzenia informacyjne. W porównaniu do analiz przeprowadzonych na Facebooku i Instagramie, dane z X oferowały wyższą granularność czasową, większą transparentność interakcji oraz silniejsze komponenty wiralności. Umożliwiło to nie tylko analizę struktury statycznej, ale również dynamicznej - szczególnie w zakresie identyfikacji kont o rosnącym lub spadającym znaczeniu oraz badania kaskad informacyjnych.

Zastosowane podejście teoretyczne i narzędziowe wpisuje się w nowoczesne ramy analizy relacyjnej i temporalnej, łącząc klasyczne metody grafowe z rozszerzeniami dynamicznymi oraz komponentami semantycznymi. Pozwoliło to nie tylko zrozumieć, kto odgrywa kluczową rolę w sieci, ale również kiedy i w jakim kontekście ta rola się zmienia.

### **3.3.3. Analiza dynamiki sieci społecznościowych w czasie rzeczywistym**

W przeciwieństwie do klasycznych analiz statycznych, podejścia dynamiczne pozwalają na modelowanie zmian strukturalnych w sieci w czasie, łącznie z rekonstrukcją trajektorii wpływu, migracją centralności oraz reorganizacją wspólnot.

W podejściu tym sieć traktowana jest jako zbiór kolejnych stanów topologicznych, które odpowiadają konkretnym przedziałom czasowym. W każdym kroku analizuje się parametry grafowe, takie jak centralność, gęstość, modularność czy propagacyjność, a także ich zmienność w odpowiedzi na zewnętrzne bodźce informacyjne. Metody Dynamic Network Analysis (DNA) pozwalają na śledzenie ewolucji sieci oraz detekcję zmian lokalnych i globalnych w strukturze komunikacyjnej<sup>407</sup>. W kontekście platformy X szczególnie istotne jest uwzględnienie łączności czasowej oraz sekwencyjności interakcji, które często przyjmują formę intensywnych impulsów komunikacyjnych. Do analizy stosuje się zarówno podejścia metryczne, oparte na przekształceniach wskaźników centralności (np. Log-Time Influence Gradient), jak i techniki oparte na rekonstrukcji kaskad propagacyjnych. Umożliwia to wnioskowanie o mechanizmach wiralizacji treści, fluktuacjach węzłów kluczowych oraz przejściowych zmianach w strukturze wspólnot. Podejście to pozwala na bardziej złożone modelowanie struktur społecznych, uwzględniające nie tylko geometrię sieci, ale również jej zmienność w czasie, co czyni je szczególnie przydatnym w analizach związanych z wydarzeniami politycznymi, kryzysowymi, marketingowymi czy informacyjnymi.

### **3.4. Studium przypadku: analiza wyników**

W niniejszej sekcji przedstawiona zostanie szczegółowa analiza wyników na podstawie wybranego przypadku badawczego, mająca na celu zilustrowanie zastosowania wybranych metod badawczych oraz interpretację uzyskanych danych.

#### **3.4.1. Prezentacja konkretnego przypadku badawczego**

W niniejszym badaniu dokonano szczegółowej analizy sieci społecznościowych związanych z kandydatami na prezydenta Polski w 2025 roku, koncentrując się na interakcjach użytkowników X w okresie od marca 2024 do marca 2025. Analiza objęła 100000 tweetów oraz 35000 unikalnych autorów treści, którzy zaangażowali się w dyskusję poprzez publikowanie tweetów, retweetowanie, polubienia oraz odpowiedzi. Celem badania było zrozumienie dynamiki komunikacji, struktury sieci społecznościowych oraz identyfikacja kluczowych użytkowników i ich wpływu na rozpowszechnianie informacji. Wykorzystano metody analizy ilościowej, bazując na analizie sieci społecznych (*Social Network Analysis – SNA*), analizie statystycznej oraz wizualizacji struktur interakcji. Uzupełniająco zastosowano elementy anali-

---

<sup>407</sup> K. M. Carley, *Dynamic Network Analysis*, [w:] R. Breiger, K. Carley, P. Pattison (red.), *Dynamic Social Network Modeling and Analysis: Workshop Summary and Papers*, National Academies Press, Washington, DC 2003, s. 133–145.

zy treści o charakterze pomocniczym, służące interpretacji wyników uzyskanych w analizie sieciowej. Dane do analizy zostały pozyskane za pomocą biblioteki Tweepy oraz interfejsu Twitter API, a następnie poddane wstępnemu oczyszczeniu. Obejmowało ono usunięcie duplikatów, odrzucenie treści niezwiązanych z celem badania oraz wyłączenie kont wykazujących cechy zautomatyzowanej aktywności. W dalszym etapie uporządkowano metadane dotyczące czasu publikacji, interakcji oraz relacji między użytkownikami, co umożliwiło przygotowanie materiału do analizy sieciowej, statystycznej i wizualnej. Każdy tweet zawierał informacje o autorze, treści, liczbie interakcji (retweetów, polubień, odpowiedzi), liczbie wyświetleń oraz dacie publikacji. Dodatkowo analizowano sieć wzmianek między użytkownikami, co pozwoliło na identyfikację struktury komunikacji.

W pierwszej fazie analizy przeprowadzono ocenę strukturalną sieci, koncentrując się na kluczowych wskaźnikach. Gęstość sieci (*density*) została obliczona jako stosunek liczby istniejących połączeń do liczby wszystkich możliwych połączeń w grafie ( $\text{NetworkX} - \text{density}(G)$ ). Pozwoliło to określić stopień powiązań między użytkownikami oraz intensywność interakcji. Dodatkowo zastosowano analizę modularności, opartą na algorytmie Louvain (`community_louvain.best_partition` w Pythonie), co umożliwiło identyfikację wyodrębnionych społeczności wewnątrz sieci oraz ocenę stopnia polaryzacji dyskusji politycznych. Wizualizację struktur wykonano w środowisku Gephi, co pozwoliło na graficzne przedstawienie klastrów i relacji między nimi. Kolejnym etapem było określenie kluczowych użytkowników w sieci poprzez analizę centralności węzłów, obejmującą:

1. Centralność stopnia (Degree Centrality) – wyznaczającą użytkowników posiadających największą liczbę połączeń z innymi użytkownikami, co wskazuje na ich wysoki poziom aktywności;
2. Centralność pośrednictwa (Betweenness Centrality) – identyfikującą użytkowników pełniących rolę „pośredników” w przekazywaniu informacji, co jest kluczowe dla rozprzestrzeniania treści w sieci;
3. Centralność bliskości (Closeness Centrality) – określającą, którzy użytkownicy mają najszybszy dostęp do informacji i są strategicznie umiejscowieni w strukturze sieci;
4. Centralność wektora własnego (Eigenvector Centrality) – wskazującą na użytkowników o wysokim wpływie w sieci, bazującą na relacjach z innymi wpływowymi użytkownikami;
5. Centralność PageRank – uwzględniającą wpływ użytkowników poprzez ocenę ich znaczenia w oparciu o strukturę linkowania (analogicznie do algorytmu Google).

W ramach analizy aktywności użytkowników oceniono dynamikę publikacji tweetów w podziale na godziny i dni tygodnia, co umożliwiło identyfikację okresów największej aktywności i potencjalnych czynników determinujących te wzorce. Oceniono również stosunek liczby interakcji do liczby wyświetleń, co pozwoliło określić, które treści generowały najwyższe zaangażowanie odbiorców, a które rozchodziły się szeroko, ale bez większej interakcji. Dodatkowo przeprowadzono analizę powiązań tematycznych, bazując na najczęściej występujących hashtagach w tweetach dotyczących poszczególnych kandydatów. Pozwoliło to na identyfikację głównych tematów i narracji, które dominowały w debacie publicznej wokół danego kandydata. Na tej podstawie można było określić, czy dyskusja była skoncentrowana na tematach programowych, personalnych, czy była częścią szerszego dyskursu politycznego. Do wizualizacji danych zastosowano środowisko Gephi oraz bibliotekę `matplotlib` w Pythonie, co umożliwiło graficzną reprezentację struktury sieci oraz wpływu poszczególnych użytkowników. Dla każdej społeczności opracowano oddzielne grafy interakcji (w Gephi z użyciem algorytmu siłowego `ForceAtlas2`), a wskaźniki centralności (stopień, bliskość, pośrednictwo, `PageRank`) obliczono za pomocą funkcji w pakiecie `NetworkX`. Dzięki temu możliwe było precyzyjne zidentyfikowanie influencerów, schematów komunikacyjnych oraz poziomu spójności i integracji w społecznościach skupionych wokół kandydatów.

Podsumowując, zastosowane metody umożliwiły wieloaspektową analizę ekosystemu X, obejmującą zarówno ogólną strukturę interakcji, jak i szczegółowe relacje między użytkownikami. Wyniki badania dostarczają cennych informacji na temat strategii komunikacyjnych kandydatów, sposobów rozprzestrzeniania treści politycznych oraz mechanizmów angażowania społeczności. Dalsze analizy mogą skoncentrować się na szczegółowej ocenie sentymentu wypowiedzi, badaniu wpływu poszczególnych użytkowników na kształtowanie opinii publicznej oraz dynamice interakcji w kontekście określonych wydarzeń politycznych.

### **3.4.2. Zastosowane metody analizy**

W dalszej części analizy skoncentrowano się na szczegółowym opracowaniu wybranych aspektów funkcjonowania sieci komunikacyjnych, wyodrębnionych wokół kampanii prezydenckich prowadzonych na platformie X. Celem tego etapu było zbadanie nie tylko strukturalnych właściwości tych sieci, ale również ich dynamiki, treści i skuteczności w angażowaniu odbiorców. Przeprowadzono zestaw uzupełniających analiz, których wybór i charakter wynikały bezpośrednio z wcześniej określonych celów badawczych oraz hipotez. Odpowiadały one także konkretnym wymiarom analitycznym, zidentyfikowanym w części

metodologicznej – takim jak zasięg, zaangażowanie, emocjonalność, struktura tematyczna i rola liderów opinii.

Pierwszym obszarem badania była aktywność temporalna użytkowników, analizowana w przekroju godzinowym i tygodniowym. Na podstawie znaczników czasowych publikacji (pozyskanych z Twitter API v2) zidentyfikowano rytmy aktywności pozwalające określić, w jakich porach dnia oraz dniach tygodnia dochodziło do największego zagęszczenia interakcji. W analizie tej zastosowano bibliotekę *pandas* do przetwarzania danych oraz *matplotlib* i *seaborn* do ich wizualizacji. Szczególną rolę odegrał tu również wskaźnik LTIG (Local Trend Influence Gradient), który umożliwia identyfikację dynamicznych zmian w natężeniu aktywności i wychwytywanie tzw. mikroszczytów interakcji.

Kolejnym krokiem była analiza sentymentu treści publikowanych w ramach sieci kampanijnych. W tym celu zastosowano metody przetwarzania języka naturalnego (NLP – Natural Language Processing), umożliwiające automatyczną klasyfikację tweetów na pozytywne, neutralne i negatywne. Do realizacji tej części wykorzystano model uczenia maszynowego oparty na architekturze BERT, zaadaptowany do przetwarzania tekstów w języku polskim. Ponadto, zastosowano wskaźnik LSCI (*Log-Spectral Communicability Index*), który mierzy stopień emocjonalnej jednolitości przekazu w obrębie społeczności powiązanej z danym kandydatem. Dzięki tej analizie możliwe było określenie dominujących nastrojów komunikacyjnych oraz wyodrębnienie kandydatów, których przekaz wywoływał reakcje spolaryzowane lub spójne emocjonalnie.

Trzeci komponent badania dotyczył identyfikacji użytkowników o wysokim wpływie w sieciach kampanijnych. W tym celu posłużono się zestawem klasycznych metryk grafowych: centralnością stopnia, pośrednictwa, bliskości oraz indeksem PageRank. Ich obliczenia wykonano z użyciem biblioteki *NetworkX* oraz narzędzi wspomagających analizę dużych zbiorów grafowych (*igraph*, *NumPy*). Uzupełnieniem tej analizy był autorski wskaźnik LAPS (Local Authority Propagation Score), który pozwala identyfikować nie tylko globalnych liderów opinii, ale również osoby o znaczącym zasięgu w obrębie lokalnych wspólnot komunikacyjnych. Ten wymiar badania miał na celu ocenę strategii propagacji treści – tj. czy kampanie były silnie scentralizowane, czy raczej dystrybuowane przez wielu aktorów.

Czwarty obszar dotyczył analizy struktury tematycznej przekazu, przeprowadzonej w oparciu o współwystępowanie hashtagów w tweetach. Zbudowane grafy korelacyjne umożliwiły wskazanie tematów najczęściej powiązanych semantycznie z danym kandydatem oraz zidentyfikowanie osi narracyjnych w komunikacji. Do konstrukcji i wizualizacji grafów wykorzystano narzędzia *Gephi* oraz *igraph*. Analiza ta pozwoliła uchwycić, w jakim stopniu

kandydaci realizowali strategie programowe, kontrowersyjne, populistyczne lub reaktywne – tj. odnoszące się do bieżących wydarzeń i działań konkurentów.

Następnie przeprowadzono ocenę efektywności kampanii w zakresie generowania zaangażowania, z zastosowaniem wskaźnika ER (Engagement Rate). ER definiowano jako stosunek liczby interakcji (polubień, retweetów, odpowiedzi) do liczby wyświetleń danego posta. Wskaźnik ten został przekształcony logarytmicznie ( $\log_{10}(ER)$ ) w celu umożliwienia analizy rozrzutu oraz identyfikacji wpisów o wyjątkowo wysokiej efektywności (tzw. viralowe treści). Dodatkowo analizowano rozkład ER w obrębie sieci poszczególnych kandydatów oraz powiązania tego wskaźnika z charakterem publikowanych treści.

Ostatni komponent analiz dotyczył struktury organizacyjnej i spójności sieci komunikacyjnych. W tym zakresie obliczono wartości modularności (Q), współczynnika klastrowania oraz średnich długości ścieżek. Celem było określenie, czy dane środowisko komunikacyjne przyjmuje formę zwartej, zorganizowanej wspólnoty, czy też rozproszonej sieci luźnych połączeń. Do wykrywania klastrow społecznych posłużono się algorytmem Louvain, umożliwiającym hierarchiczną detekcję wspólnot na podstawie maksymalizacji modularności.

Każdy z powyższych wymiarów analitycznych został rozwinięty w kolejnych podrozdziałach (3.4.3–3.4.11), które zawierają szczegółowe wyniki, wizualizacje oraz syntetyczne porównania między kandydatami. Analizy te zostały zaprojektowane w taki sposób, aby możliwe było zestawienie strategii komunikacyjnych, poziomu zaangażowania odbiorców oraz roli poszczególnych aktorów i wątków w strukturze sieci.

### **3.4.2.1. Wizualizacja sieci**

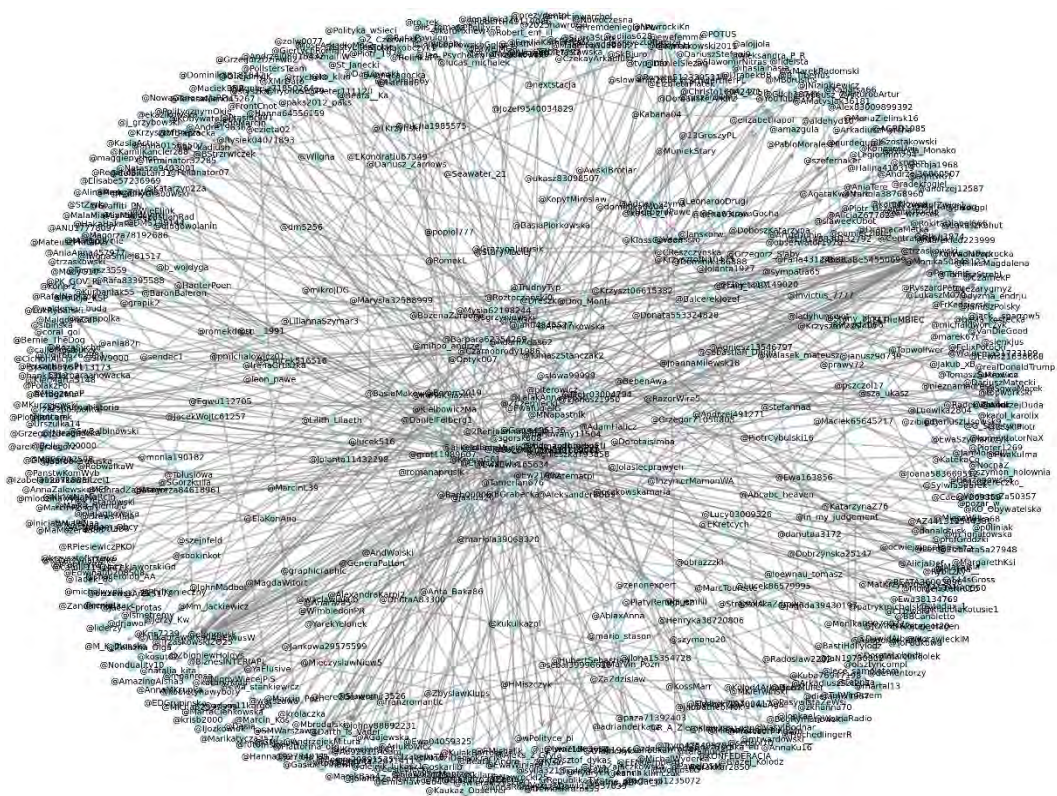
Wizualizacja sieci społecznościowych stanowi kluczowy element analizy interakcji między użytkownikami X w kontekście kampanii wyborczej kandydatów na prezydenta Polski w 2025 roku. Dzięki zastosowaniu metod analizy grafowej możliwe było uchwycenie struktury komunikacji, identyfikacja kluczowych użytkowników oraz określenie schematów przepływu informacji w badanych społecznościach.

Do opracowania wizualizacji wykorzystano Gephi (v0.10.1) - narzędzie przeznaczone do przetwarzania dużych zbiorów grafowych i ich dynamicznej prezentacji. Wstępna filtracja i obliczenia wskaźników sieciowych (w tym stopnia, betweenness, closeness, eigenvector, PageRank) zostały przeprowadzone w Pythonie z użyciem bibliotek NetworkX i igraph. Każda z sieci została przedstawiona jako graf skierowany, w którym węzły odpowiadają użytkownikom X, a krawędzie reprezentują relacje między nimi. W pierwszym etapie wizualizacji opracowano grafy sieci społecznościowych dla każdego z kandydatów, przedstawiające ogól-

ną strukturę interakcji w ich społecznościach. Układ tych sieci pozwolił na identyfikację gęstości relacji oraz kluczowych grup użytkowników, którzy odgrywali dominującą rolę w propagowaniu treści. Dla każdego kandydata dokonano analizy składowych sieci, co umożliwiło określenie, czy społeczność jest jednorodna i silnie połączona, czy też rozproszona na mniejsze, niezależne grupy. Następnie przeprowadzono wizualizację centralności użytkowników, bazując na różnych miarach centralności: stopnia, pośrednictwa, bliskości, wektora własnego oraz PageRank. Wykresy przedstawiające topowych użytkowników dla każdej z tych miar ukazały, którzy uczestnicy debaty mieli największy wpływ na kształtowanie opinii i rozprzestrzenianie informacji w sieci.

Osoby o wysokiej centralności stopnia były najbardziej aktywne, podczas gdy te o wysokiej centralności pośrednictwa pełniły rolę „łączników” między różnymi społecznościami. Kolejnym etapem było stworzenie grafów modularności, przedstawiających podział społeczności na odrębne grupy tematyczne. Analiza ta pozwoliła określić, czy dana społeczność jest silnie spolaryzowana i składa się z odseparowanych grup dyskusyjnych, czy też stanowi jednolitą strukturę, w której użytkownicy swobodnie wymieniają się informacjami. Ostatecznie dokonano wizualizacji dynamiki interakcji w czasie, prezentując, jak kształtowała się liczba połączeń między użytkownikami w różnych okresach kampanii. Wykresy te umożliwiły uchwycenie momentów wzmożonej aktywności oraz określenie, które wydarzenia polityczne miały największy wpływ na liczbę publikowanych treści.

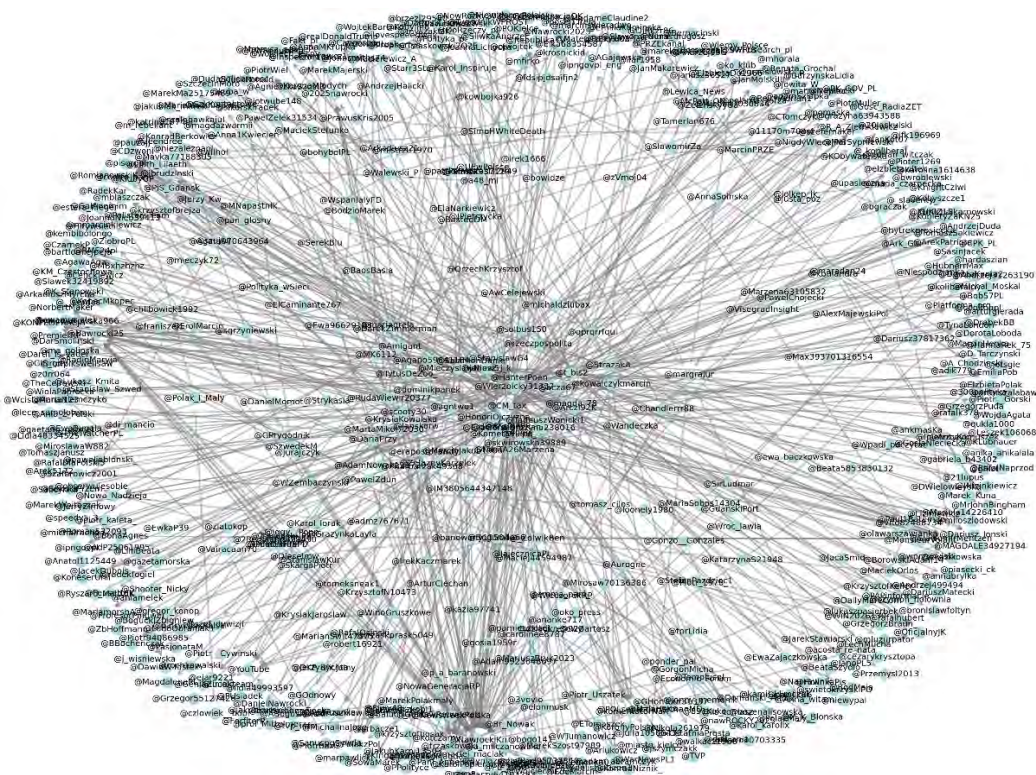
Rysunek 23. Pełna sieć dla #Trzaskowski



Źródło: Opracowanie własne

Struktura sieci związanej z Rafałem Trzaskowskim wskazuje na wyraźnie wykształcony rdzeń komunikacyjny. Centralna część grafu jest silnie zagęszczona, a liczba i kierunkowość krawędzi sugerują dużą aktywność zarówno nadawczą, jak i odbiorczą w obrębie kilku kluczowych kont. Otoczenie rdzenia tworzy układ promienisty, co może świadczyć o scentralizowanej dystrybucji treści. Obecność relacji zwrotnych wewnątrz rdzenia sugeruje aktywną wymianę treści w ścisłym kręgu użytkowników, co może mieć istotne znaczenie dla dynamiki zasięgu.

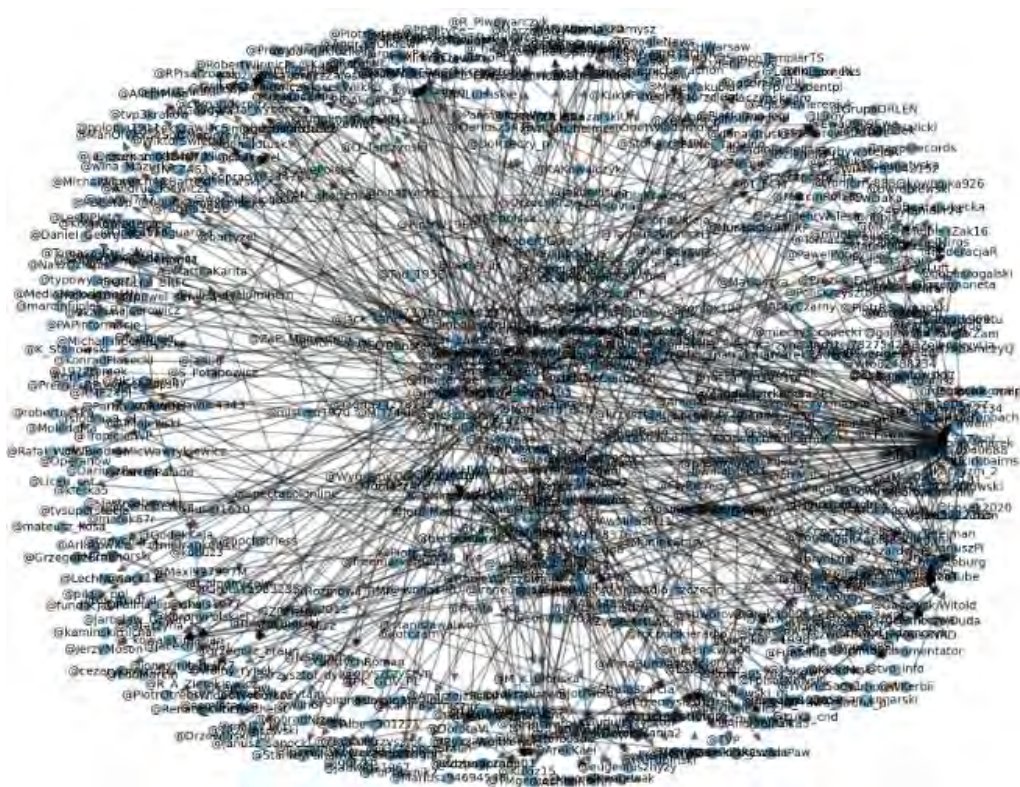
Rysunek 24. Pełna sieć dla #Nawrocki



Źródło: Opracowanie własne

Dla Krzysztofa Nawrockiego sieć przybiera bardziej rozproszony charakter. Zamiast jednego dominującego centrum obserwujemy obecność wielu średniej wielkości węzłów, wokół których koncentrują się peryferyjne konta. Relacje są w przeważającej części jednokierunkowe, co może świadczyć o niższym poziomie interakcji zwrotnych. Ogólna struktura przypomina układ o ograniczonej hierarchii, z relatywnie niską gęstością połączeń między subspecjalnościami.

Rysunek 25. Pełna sieć dla #Jakubiak

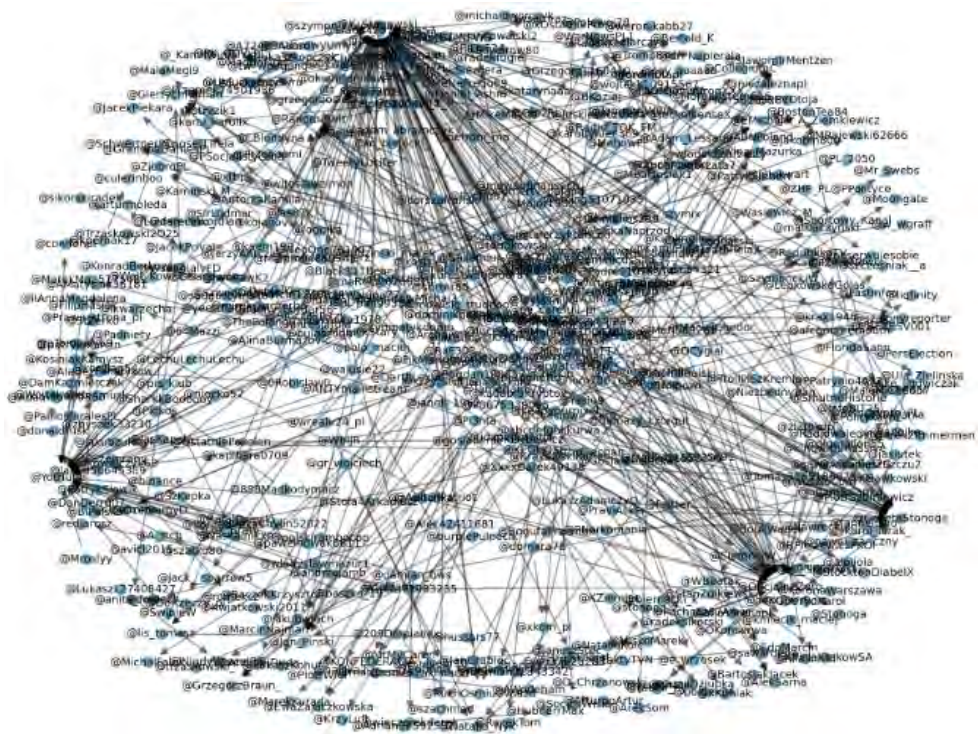


Źródło: Opracowanie własne

W przypadku Marka Jakubiaka sieć przybiera wyraźnie radialną formę, z dominującym centrum, do którego kieruje się większość wzmiankowań. Krawędzie są silnie skupione wokół kilku kont, a peryferia są wyraźnie oddzielone i słabo ze sobą powiązane. Brakuje relacji horyzontalnych pomiędzy mniejszymi węzłami, co ogranicza potencjał wewnętrznej dyfuzji informacji w obrębie sieci.

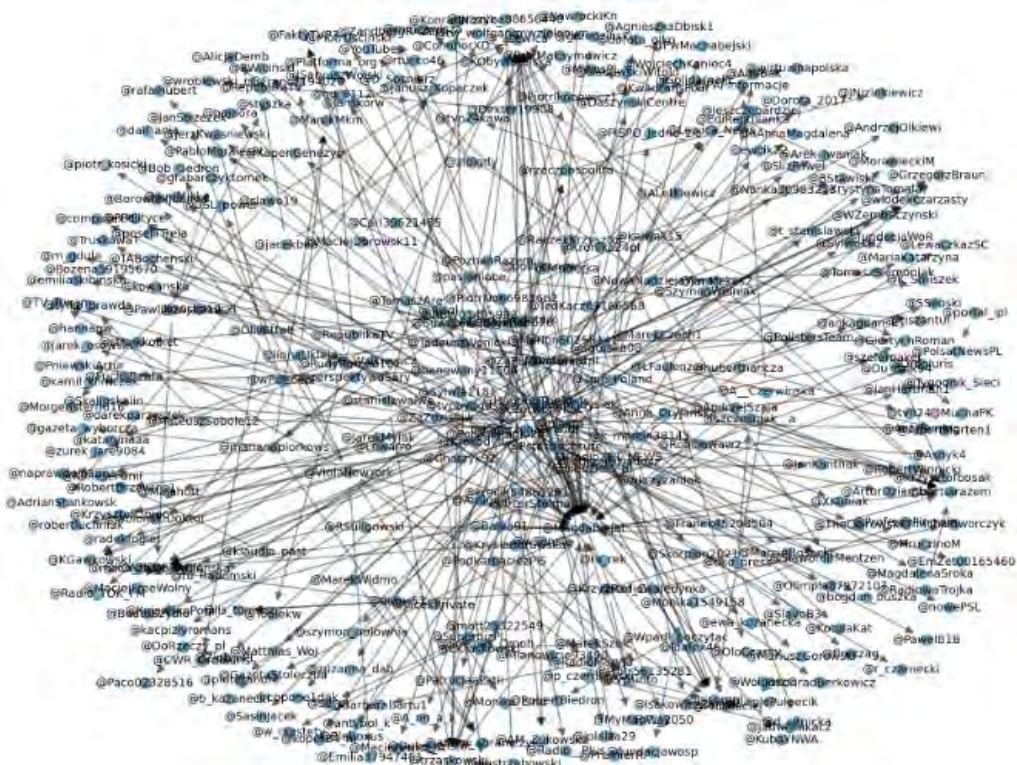
Sieć Krzysztofa Stanowskiego wykazuje umiarkowany stopień centralizacji. W grafie obecne są zarówno konta o wysokiej liczbie relacji, jak i bardziej marginalne, ale powiązane z różnymi segmentami sieci. Pozycje pośredniczące mogą pełnić funkcję łączników pomiędzy odmiennymi grupami użytkowników. Układ nie jest skrajnie spolaryzowany, ale też nie wykazuje cech pełnej integracji.

Rysunek 26. Pełna sieć dla #Stanowski



Źródło: Opracowanie własne

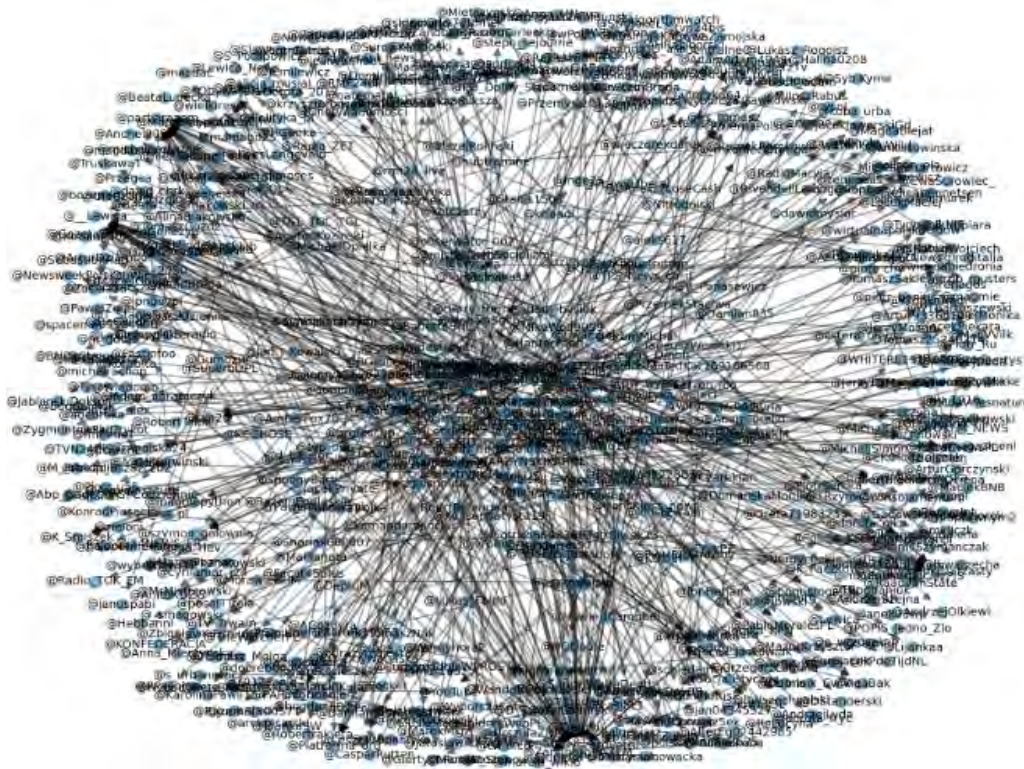
Rysunek 27. Pełna sieć dla #Biejat



Źródło: Opracowanie własne

Dla Magdaleny Biejat widoczna jest sieć o zwartej strukturze, w której wzmianki skupiają się wokół niewielkiej liczby dominujących węzłów. Interakcje są głównie jednokierunkowe i promieniście rozchodzą się od kont odbiorców w stronę centralnych nadawców. Brak intensywnych powiązań między mniejszymi kontami może wskazywać na ograniczoną sieciowość oddolną i przewagę komunikacji emitowanej z jednego ośrodka.

Rysunek 28. Pełna sieć dla #Zandberg

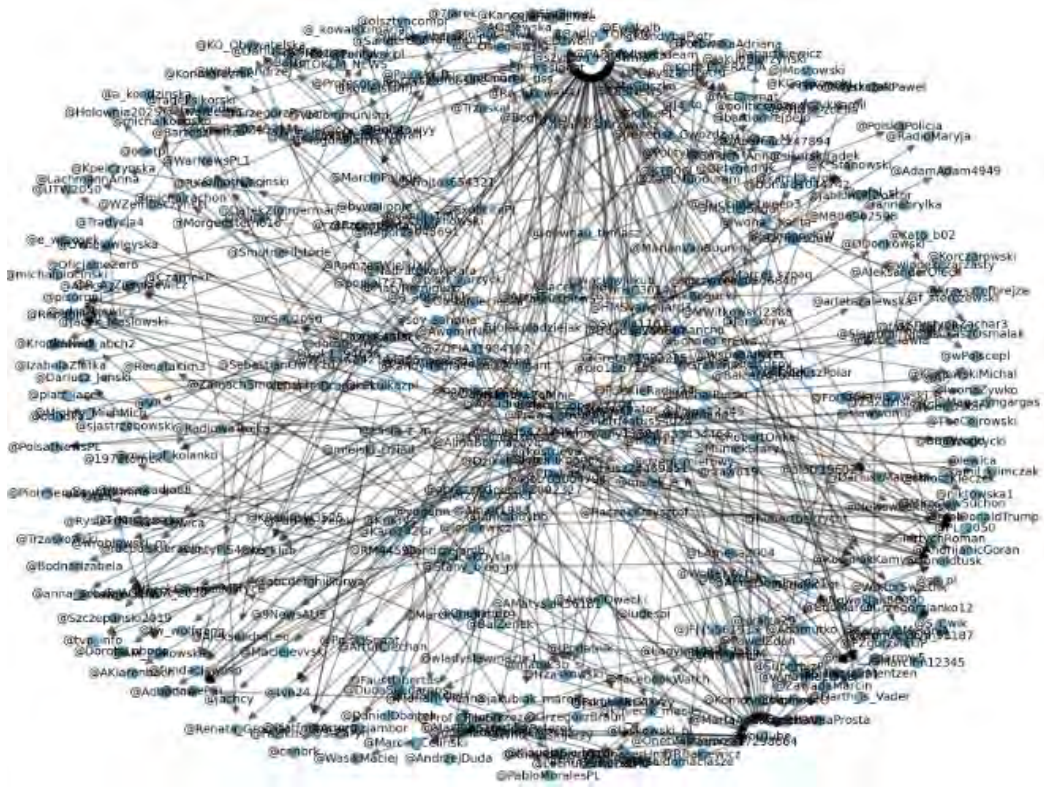


Źródło: Opracowanie własne

Układ sieci Adriana Zandberga ukazuje większą złożoność modułarną. Obecne są lokalne skupiska użytkowników, które łączy umiarkowana liczba powiązań krzyżowych. Taka struktura może sprzyjać organicznej dyfuzji treści pomiędzy wspólnotami, bez konieczności przechodzenia przez jeden dominujący kanał. Rozmieszczenie węzłów jest równomierne, a liczba relacji międzygrupowych relatywnie wysoka.

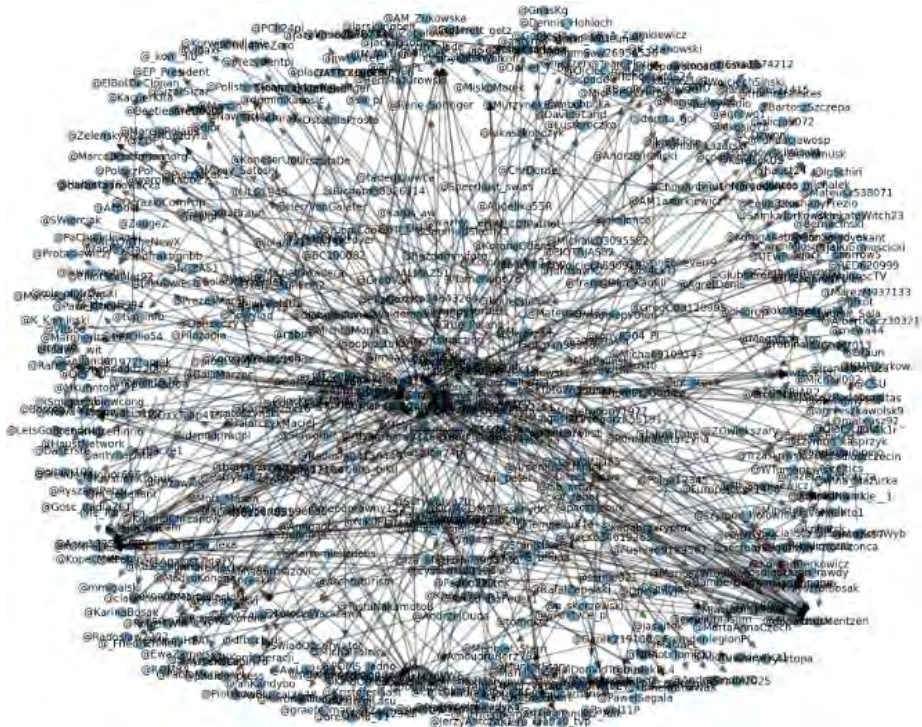
Wizualizacja sieci Szymona Hołowni ukazuje układ zdecentralizowany, bez wyraźnych punktów dominacji. Węzły są równomiernie rozproszone, a relacje wykazują niski poziom asymetrii. Taki model komunikacyjny może świadczyć o obecności wielu autonomicznych punktów aktywności, w których żadna z grup nie przejmuje wyłącznej kontroli nad przekazem.

Rysunek 29. Pełna sieć dla #Hołownia



Źródło: Opracowanie własne

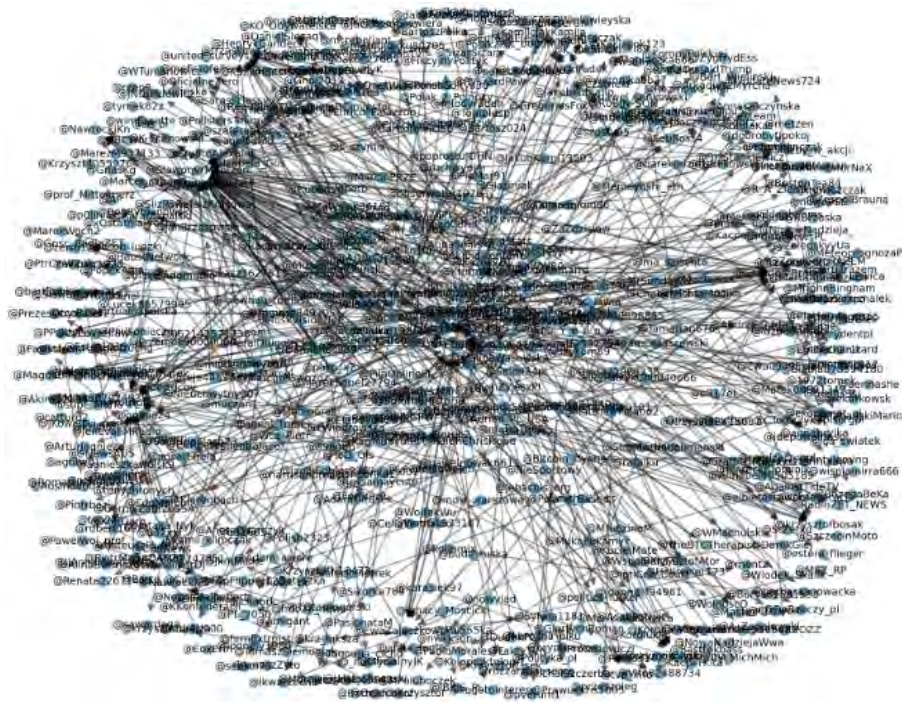
Rysunek 30. Pełna sieć dla #Braun



Źródło: Opracowanie własne

Sieć Grzegorza Brauna jest silnie zorganizowana wokół jednego rdzenia. Liczne konta kierują swoje wzmianki do centralnych węzłów, tworząc strukturę zbliżoną do „hub-and-spoke”. Gęstość relacji w obrębie centrum jest wysoka, a połączenia z peryferiami są w większości jednokierunkowe. Taki układ może wskazywać na zdominowaną strukturę przekazu i ograniczoną interaktywność.

Rysunek 31. Pełna sieć dla #Mentzen



Źródło: Opracowanie własne

Struktura Sławomira Mentzena charakteryzuje się dużą złożonością oraz wielośrodkowym układem. Występuje wiele węzłów o wysokiej liczbie relacji oraz znacząca liczba powiązań pomiędzy subspołecznościami. Obserwowana modularność i gęstość wskazują na obecność kilku silnych centrów komunikacyjnych funkcjonujących w interakcji, co sugeruje złożoną, ale spójną architekturę komunikacyjną.

Wizualizacje sieci społecznych dla poszczególnych kandydatów ujawniają istotne różnice w strukturze i charakterze interakcji. W przypadku Rafała Trzaskowskiego sieć wykazuje wyraźnie scentralizowaną strukturę, z dominującymi węzłami – kontami odpowiadającymi zapewne za dystrybucję komunikatów kampanijnych oraz medialnych. Taki układ sugeruje silnie zorganizowaną strategię obecności w mediach społecznościowych oraz skuteczne zarządzanie przekazem. Sieć Szymona Hołowni natomiast cechuje się większą decentralizacją, co może wskazywać na aktywność oddolnych środowisk wspierających oraz obywatelski

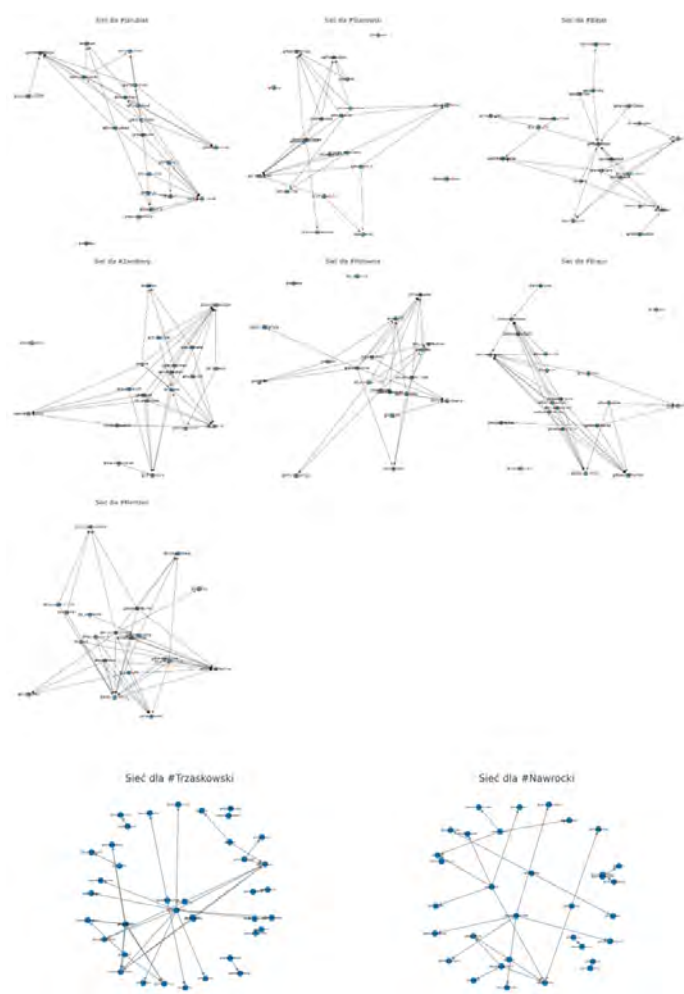
charakter kampanii. Interakcje w jego przypadku są rozproszone i nie koncentrują się wokół pojedynczych użytkowników. Sieć Grzegorza Brauna jest zwarta, a jej struktura skoncentrowana wokół silnych węzłów, co sugeruje wysoki poziom zaangażowania społeczności oraz możliwą obecność kont ideologicznie ukierunkowanych. Widoczna intensywność interakcji świadczy o dużej aktywności i silnym rezonansie przekazu wśród wybranych grup. Z kolei sieć Sławomira Mentzena wykazuje wysoką modularność i obecność licznych, wyraźnie wyodrębnionych klastrów. Jest to typowy układ dla kandydatów, wokół których toczy się dynamiczna, często spolaryzowana debata. Struktura ta może wskazywać zarówno na zaangażowanie zwolenników, jak i obecność licznych oponentów. Sieć Krzysztofa Stanowskiego odznacza się relatywnie dużą liczbą węzłów, lecz niski stopień spójności wskazuje na ograniczoną skalę organizacji kampanii w mediach społecznościowych. Wiele relacji ma charakter jednorazowy, a sieć przypomina układ o niskiej intensywności oddziaływania. Równocześnie, obecność pojedynczych, silnych kont może świadczyć o incydentalnym rezonansie niektórych treści. Struktura Krzysztofa Nawrockiego jest luźna i słabo zintegrowana – dominuje w niej duża liczba peryferyjnych kont powiązanych z centralnymi w sposób jednostronny. Względnie niska liczba relacji zwrotnych oraz ograniczony zakres interakcji sugerują mały stopień konsolidacji sieci i brak wyraźnie zaznaczonych wspólnot komunikacyjnych. W przypadku Magdaleny Biejat sieć ma charakter zwarty, choć niewielki. Większość interakcji skupia się wokół pojedynczych kont centralnych, a kierunek wzmiankowań przebiega przede wszystkim od użytkowników zewnętrznych do nadawców przekazu. Brakuje powiązań między samymi uczestnikami dyskusji, co wskazuje na silnie zhierarchizowaną strukturę. Sieć Adriana Zandberga wykazuje większą równowagę pomiędzy centralnością a modularnością – widoczne są lokalne klastry powiązane relacjami krzyżowymi. Struktura ta może sprzyjać szerzeniu treści w sposób bardziej organiczny, a zarazem rozproszony, poprzez różne niezależne środowiska. Z kolei struktura Marka Jakubiaka przybiera formę wyraźnie promienistą, z jednym głównym węzłem otoczonym przez konta powiązane jednokierunkowo. Model ten wskazuje na silną dominację jednego nadawcy i niewielki stopień interaktywności odbiorców – sieć pełni w tym układzie raczej funkcję kanału emisji niż przestrzeni wymiany.

Zróznicowanie struktur sieciowych wskazuje na odmienne strategie komunikacyjne poszczególnych kandydatów, a także na zróżnicowany poziom organizacji kampanii cyfrowej i zaangażowania użytkowników. Analiza wizualna grafów pozwala zatem nie tylko ocenić charakter interakcji, ale również zidentyfikować potencjalne źródła wpływu i kanały dystrybucji treści w przestrzeni mediów społecznościowych.

Zastosowanie zbiorczej wizualizacji sieci społecznościowych umożliwia syntetyczne ujęcie najważniejszych struktur komunikacyjnych towarzyszących kampaniom prezydenckim. W celu poprawy przejrzystości i zwiększenia porównywalności, każda z sieci została zredukowana do 20 węzłów o najwyższych wartościach centralności - zarówno stopnia, jak i PageRank. W ten sposób uwaga analityczna została skupiona na kontaktach o największym zasięgu, wpływie i znaczeniu dla dyfuzji treści w obrębie danej społeczności.

Tego typu ograniczona reprezentacja sieci pozwala uchwycić rdzeń komunikacyjny, który nie tylko dominuje w generowaniu treści, ale także odpowiada za jej dalsze rozpowszechnianie. Struktura tych relacji ujawnia różnice w strategiach cyfrowej obecności – od scentralizowanych układów informacyjnych po zdecentralizowane, bardziej pluralistyczne formy uczestnictwa.

Rysunek 32. Graficzne zestawienie wszystkich dziewięciu kandydatów



Źródło: Opracowanie własne

Graficzne zestawienie wszystkich dziewięciu kandydatów pozwala na bezpośrednie porównanie kluczowych właściwości strukturalnych ich cyfrowych społeczności. Wizualizacje wykazują istotne różnice w zakresie gęstości relacji, poziomu centralizacji, obecności lokalnych klastrów, a także rozpiętości sieci.

Sieć Rafała Trzaskowskiego charakteryzuje się wysokim stopniem centralizacji. Węzły o największej centralności formują zwartą grupę wokół dominujących kont, co sugeruje silnie zorganizowaną strukturę emisji treści i potencjalną obecność zaplecza sztabowego o wysokiej aktywności. Układ ten sprzyja skutecznej dystrybucji informacji, ale może również ograniczać różnorodność źródeł przekazu.

W odróżnieniu od powyższego, graf Krzysztofa Nawrockiego jest bardziej rozproszony. Choć wytypowano węzły o najwyższej centralności, ich wzajemne powiązania są wyraźnie słabsze, a struktura nie wykazuje obecności rdzenia komunikacyjnego. Można zatem przypuszczać, że kampania nie wykształciła trwałej i funkcjonalnie zintegrowanej wspólnoty cyfrowej.

W przypadku Grzegorza Brauna dominuje silnie zwarta grupa kont, intensywnie wzajemnie powiązanych, co wskazuje na wysoki poziom zaangażowania i koordynacji wewnętrznej. Taka struktura może odzwierciedlać istnienie spójnego środowiska ideowego, zdolnego do sprawnej redystrybucji treści i wzmacniania przekazu w obrębie własnej bańki informacyjnej.

Z kolei Sławomir Mentzen operuje w sieci o znacznej modularności. W ramach 20 najważniejszych węzłów dostrzegalna jest obecność wyraźnie odseparowanych grup, co może wskazywać na występowanie zarówno aktywnych zwolenników, jak i krytyków, a także debat o wysokim stopniu polaryzacji.

U Szymona Hołowni oraz Adriana Zandberga obserwujemy struktury bardziej równomiernie rozproszone. Brak wyraźnych centrów oraz obecność wielu umiarkowanie wpływowych kont sugeruje obywatelski model uczestnictwa, w którym komunikacja nie zależy od jednego nadawcy, lecz funkcjonuje w ramach sieci współdziałających użytkowników.

Sieci Magdaleny Biejat i Marka Jakubiaka charakteryzują się względnie niewielką liczbą aktywnych węzłów i małą spójnością relacji wewnętrznych. W obydwu przypadkach przekaz skupia się wokół jednego lub dwóch kont dominujących, z ograniczoną interakcją między pozostałymi uczestnikami.

Sieć Krzysztofa Stanowskiego ujawnia strukturę o dużej liczbie słabo powiązanych węzłów. Część z nich pełni funkcję nadawczą, lecz nie wykazuje relacyjnej integracji z resztą sieci. Taka fragmentacja może sugerować niski stopień organizacji cyfrowej społeczności i ograniczoną efektywność mobilizacji odbiorców.

Wspólna analiza umożliwia zatem nie tylko porównanie siły oddziaływania poszczególnych kandydatów, ale także głębsze zrozumienie socjotechnicznych aspektów ich obecności w sieci. Układy centralizacji, relacyjność międzyklastrowa, obecność nadawców wtórnych czy dominacja kont sztabowych stają się tutaj empirycznymi wskaźnikami modelu komunikacji politycznej realizowanej w przestrzeni cyfrowej.

#### **3.4.2.2. Analiza centralności stopnia w sieciach społecznościowych kandydatów**

Analiza centralności stopnia stanowi jedno z podstawowych narzędzi wykorzystywanych w badaniach nad strukturą i dynamiką sieci społecznych. W kontekście kampanii prezydenckiej w Polsce w 2025 roku, przeprowadzonej na platformie X, pozwala ona na identyfikację użytkowników o najwyższym poziomie zaangażowania w komunikację oraz tych, którzy odgrywają rolę kluczowych punktów dystrybucji treści.

Badanie zostało przeprowadzone na podstawie grafów sieciowych skonstruowanych dla każdego z dziewięciu kandydatów, opisanych wcześniej w podrozdziale 3.4.2.1. Dane wejściowe obejmują relacje wzmiankowania między użytkownikami, zidentyfikowane na podstawie tweetów zawierających oznaczenia kandydatów lub ich oficjalnych hashtagów. Do analizy wykorzystano algorytm *degree centrality()* dostępny w bibliotece NetworkX w języku Python, który w przypadku grafów skierowanych został rozszerzony o analizy *in-degree* i *out-degree centrality*. Wskaźnik centralności stopnia definiuje się jako stosunek liczby połączeń danego węzła do maksymalnej liczby możliwych połączeń w sieci – umożliwia to precyzyjne określenie, które konta są najbardziej „widoczne” i aktywne komunikacyjnie.

Zastosowanie tej metody pozwoliło uchwycić wyraźne różnice w strukturze poszczególnych sieci kandydatów. W przypadku Sławomira Mentzena, Grzegorza Brauna oraz Krzysztofa Stanowskiego, centralność stopnia wykazuje silną koncentrację wokół kilku pojedynczych użytkowników. Struktura ta może wskazywać na kampanie oparte na silnie scentralizowanych modelach komunikacyjnych, w których dominują wybrane, najczęściej powiązane ze sztabem, profile dystrybucyjne. Cechą charakterystyczną takich sieci jest duża asymetria – większość użytkowników pełni rolę odbiorców, a interakcje koncentrują się na kilku węzłach emitujących treści.

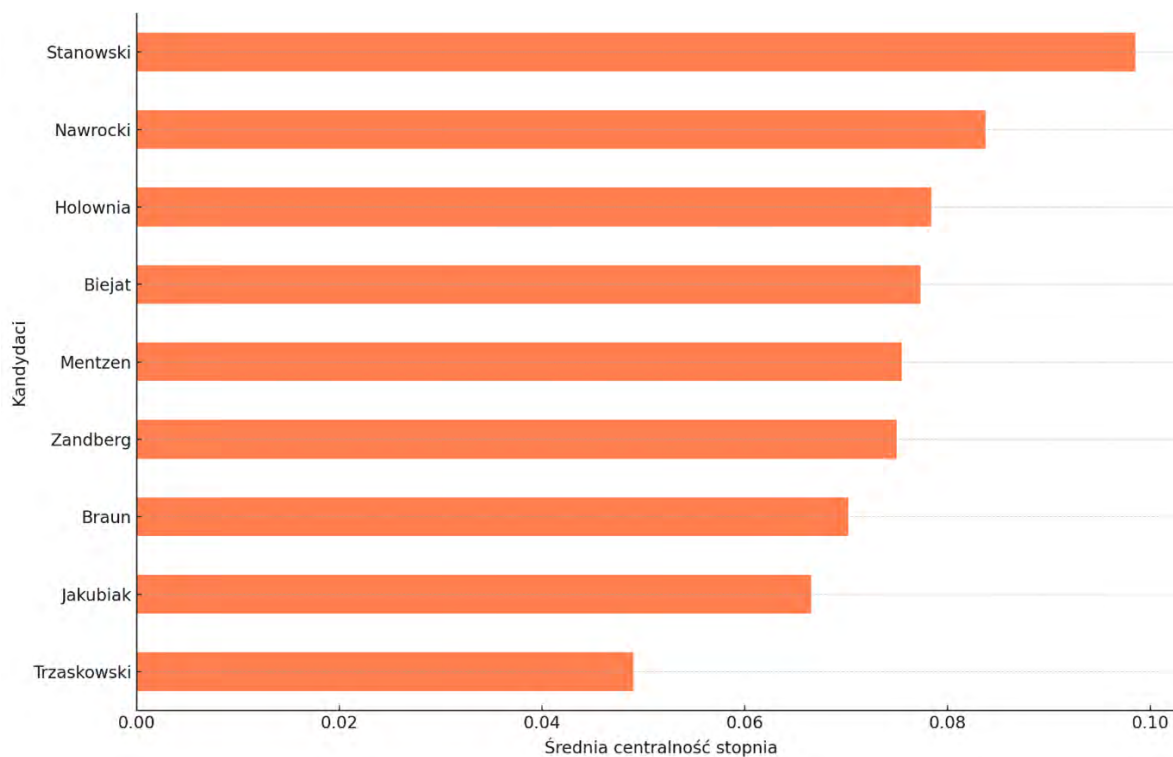
Odmianą strukturę obserwujemy w sieciach Rafała Trzaskowskiego, Szymona Hołowni oraz Adriana Zandberga, gdzie rozkład centralności stopnia jest bardziej równomierny. W tych przypadkach nie występują jednoznaczne centra komunikacji – sieci są zdecentralizowane, a wielu użytkowników wykazuje porównywalny poziom wpływu. Może to świadczyć o strategii zakładającej aktywizację szerokiego grona sympatyków i zwiększenie party-

cypacji oddolnej. Komunikacja w takich przypadkach ma często charakter wielośrodkowy, a treści rozchodzą się bardziej organicznie.

Zarówno w sieciach scentralizowanych, jak i zdecentralizowanych, zaobserwowano obecność kont niepowiązanych formalnie z kampanią, które jednak osiągają wysokie wartości centralności. Są to najczęściej niezależni komentatorzy, dziennikarze, influencerzy lub krytycy polityczni, których aktywność ma istotny wpływ na kształtowanie narracji kampanijnej. Ich rola podkreśla otwartość i niską kontrolowalność komunikacji w mediach społecznościowych – nawet dobrze zorganizowane struktury nie są odporne na oddziaływanie podmiotów zewnętrznych.

Dalszego pogłębienia wymaga porównanie poziomu koncentracji relacji społecznych wokół najważniejszych aktorów sieci w przypadku poszczególnych kandydatów. W tym celu obliczono średnią centralność stopnia dla pięciu najbardziej wpływowych użytkowników w każdej z dziewięciu sieci, co obrazuje wykres poniżej. Takie ujęcie pozwala zsyntetyzować dane dotyczące najważniejszych węzłów i uchwycić stopień ich dominacji w strukturze komunikacyjnej.

Rysunek 33. Średnia centralność stopnia (top 5 influencerów) dla kandydatów



Źródło: Opracowanie własne

Wykres ukazuje istotne różnice w sposobie funkcjonowania sieci cyfrowych kampanii. Najwyższe średnie wartości centralności obserwowane są w przypadku Krzysztofa Stanisławskiego, co potwierdza silną koncentrację struktury wokół jednego lub kilku kont. Podobną charakterystykę wykazuje sieć Krzysztofa Nawrockiego, co może wynikać z niskiej liczby aktywnych użytkowników i przewagi komunikacji jednostronnej.

Na drugim biegunie znajduje się sieć Rafała Trzaskowskiego, w której pięciu najważniejszych użytkowników osiąga najniższe średnie wartości centralności. Może to wskazywać na bardziej egalitarny układ relacji, w którym przekaz nie jest kontrolowany przez pojedyncze konta, lecz współtworzony przez szersze grono użytkowników. Taka dyspersja wpływu może być efektem strategii zakładającej wielośrodkową amplifikację treści.

Średnia centralność top 5 użytkowników stanowi zatem użyteczny wskaźnik strukturalnej hierarchizacji sieci i pozwala lepiej zrozumieć, na ile komunikacja w danej kampanii oparta jest na sile pojedynczych aktorów, a na ile na kolektywnym uczestnictwie.

Dla pogłębienia tej analizy przygotowano zestawienie łączące dziewięć wykresów słupkowych prezentujących piętnastu użytkowników o najwyższej centralności stopnia w każdej z badanych sieci kandydatów. Dzięki takiemu układowi możliwa jest identyfikacja konkretnych kont (zarówno oficjalnych, jak i nieformalnych), które pełniły rolę lokalnych centrów komunikacyjnych. Wzorce te potwierdzają wcześniej wysnute wnioski, a zarazem dostarczają danych do pogłębionej analizy jakościowej i sieciowej dynamiki debaty publicznej.

**Rysunek 34. Piętnastu użytkowników o najwyższej centralności stopnia**



Źródło: Opracowanie własne

Układ graficzny pozwala dostrzec, że w wielu przypadkach centralne pozycje zajmują konta oficjalne kandydatów (np. @K\_Stanowski, @Szymon\_Holownia, @Jakubiak\_Marek), ale również profile niepowiązane formalnie, które osiągały wysoki poziom interakcji. W niektórych sieciach – jak u Biejat czy Zandberga – udział takich kont jest szczególnie widoczny, co może świadczyć o istotnej roli środowisk opiniotwórczych i mediów społecznościowych niezwiązanych z kampanią.

Wysoka wartość centralności konta w tej analizie nie musi oznaczać wyłącznie pozytywnego zaangażowania – część z użytkowników może bowiem być również źródłem krytyki,

ironii lub kontrowersji, co tylko podkreśla znaczenie ich pozycji w sieci. Dla dalszych badań mogłoby to uzasadniać zastosowanie analizy sentymentu dla każdego z węzłów.

### 3.4.2.3. Analiza centralności pośrednictwa w sieciach kandydatów

W kontekście analizy sieci społecznościowych powiązanych z kampaniami kandydatów na prezydenta Polski, miara centralności pośrednictwa (*betweenness centrality*) dostarcza informacji o użytkownikach, którzy odgrywają rolę punktów przesiadkowych - pośredniczących w przepływie informacji między różnymi grupami dyskusyjnymi. W przeciwieństwie do centralności stopnia, która mierzy bezpośrednie powiązania użytkownika, centralność pośrednictwa akcentuje jego rolę jako kanału komunikacyjnego między segmentami sieci. Zastosowanie tej miary umożliwia identyfikację aktorów, którzy - nawet przy umiarkowanej liczbie bezpośrednich interakcji - mogą odgrywać kluczową rolę w łączeniu społeczności i redystrybucji treści. Miara ta określana jest wzorem:

$$C_{B(v)} = \sum_{s \neq v \neq t} \frac{\sigma_{(st)(v)}}{\sigma_{st}}$$

gdzie:

- $C_{B(v)}$  - centralność pośrednictwa węzła  $v$ ,
- $\sigma_{st}$  - liczba najkrótszych ścieżek pomiędzy węzłami  $s$  i  $t$ ,
- $\sigma_{(st)(v)}$  - liczba tych najkrótszych ścieżek pomiędzy węzłami  $s$  i  $t$ , które przechodzą przez węzeł  $v$ .

Analiza została przeprowadzona przy użyciu algorytmu Brandesa<sup>408</sup>, którego implementacja pozwala na obliczenie tej miary z wysoką wydajnością również dla dużych grafów. W badaniu uwzględniono sieci wygenerowane na podstawie danych z platformy X, obejmujące wzajemne wzmiankowania i interakcje między użytkownikami angażującymi się w kampanie dziewięciu kandydatów. Wartości centralności pośrednictwa wykazują wyraźne zróżnicowanie zarówno wewnątrz poszczególnych sieci, jak i pomiędzy kandydatami. W niektórych przypadkach, jak w sieci Rafała Trzaskowskiego, wyraźnie dominuje niewielka liczba kont np. profil @DorotaOst, który uzyskał jedną z najwyższych wartości centralności w całym zbiorze, łącząc liczne odseparowane segmenty debaty. Podobnie, w sieci Sławomira Mentzena, konto @PS\_Cenki osiąga wysoką wartość centralności, co wskazuje na jego rolę jako dominującego węzła pośredniego, mimo relatywnie ograniczonej aktywności własnej.

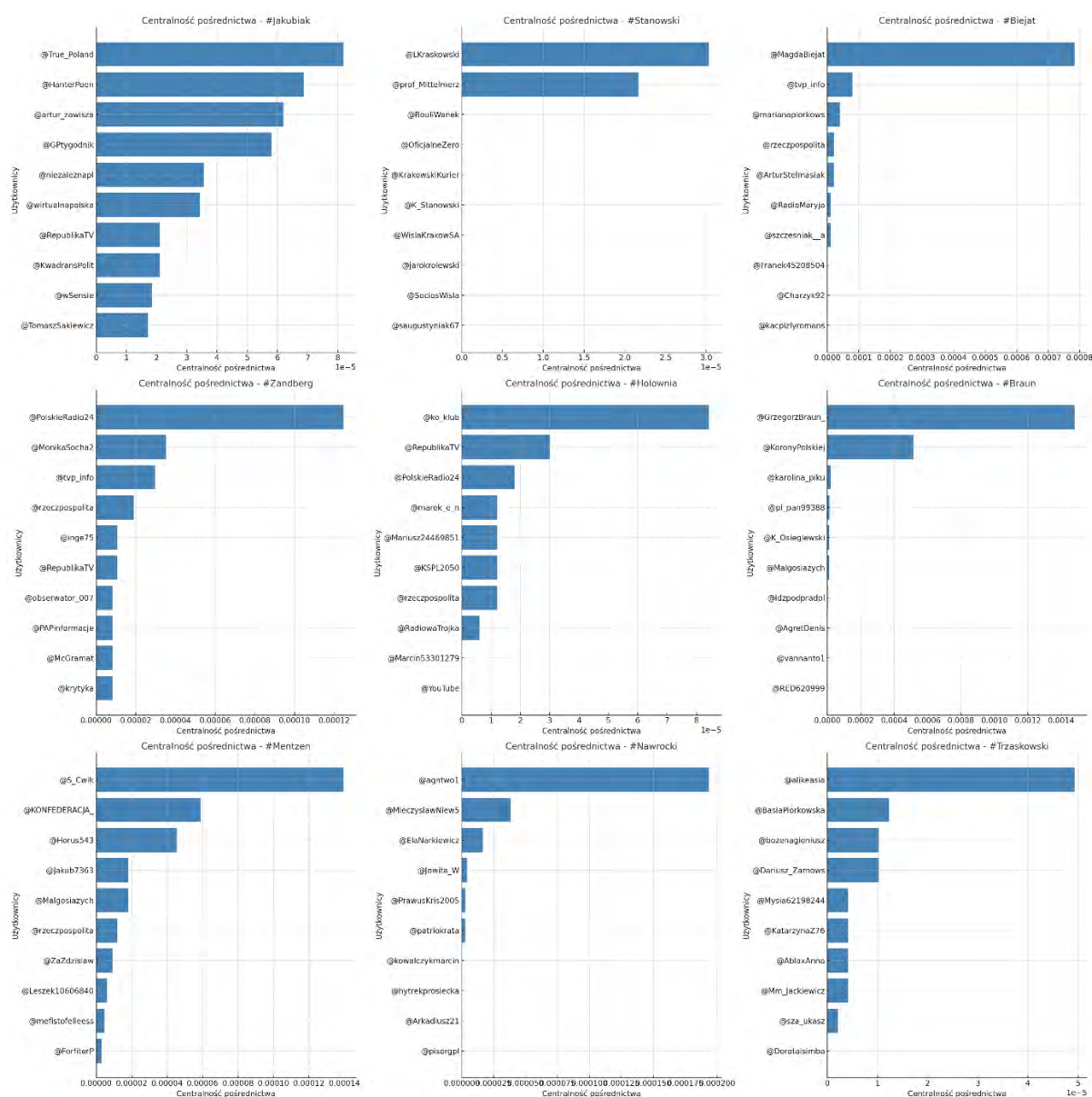
---

<sup>408</sup> U. Brandes, *A Faster Algorithm for Betweenness Centrality*, „Journal of Mathematical Sociology” 25 (2001), nr 2, s. 163–177.

W innych przypadkach, takich jak sieć Magdaleny Biejat czy Karola Nawrockiego, rozkład centralności jest bardziej spłaszczony. Konta takie jak @MagdzikBielsko czy @ghosteh1 osiągają umiarkowane, ale wyrównane wartości, sugerujące istnienie wielokanałowej, zdecentralizowanej struktury. Taka organizacja może wskazywać na dyskusję o bardziej rozproszonym charakterze, w której wiele osób uczestniczy w przekazywaniu informacji między społecznościami.

Na wykresie zbiorczym przedstawiono piętnastu użytkowników o najwyższej centralności pośrednictwa dla każdej z analizowanych sieci kandydatów. Umożliwia to syntetyczną ocenę funkcji mostów komunikacyjnych i daje wgląd w mechanizmy spajające fragmentaryczne komponenty debat publicznych.

Rysunek 35. Centralność pośrednictwa



Źródło: Opracowanie własne

Z przedstawionego zestawienia wynika, że dla każdego kandydata funkcję mostów pełni inny typ kont - od dziennikarzy i komentatorów, przez konta tematyczne i partyjne, aż po użytkowników anonimowych. Niektóre z tych kont nie mają bezpośrednich powiązań z kandydatami, lecz ich strukturalna pozycja czyni je szczególnie wpływowymi. W przypadku Grzegorza Brauna, konta takie jak @kasonyhesleski czy @Karinna\_plk przyczyniają się do koordynacji przepływu informacji między klastrami. W sieci Hołowni podobną rolę pełni @nptvpl, wskazując na udział środowisk medialnych w amplifikacji przekazu.

Interpretacja centralności pośrednictwa pozwala lepiej zrozumieć nie tyle skalę aktywności poszczególnych kont, co ich strategiczne znaczenie w architekturze komunikacyjnej. Użytkownik o wysokiej centralności pośrednictwa może nie być liderem opinii ani nadawcą treści, ale jego pozycja umożliwia połączenie dyskursów rozgrywających się w różnych „bańkach informacyjnych”. Takie konta są szczególnie istotne z perspektywy rozprzestrzeniania się wiralnych narracji, eskalacji kontrowersji oraz budowy mostów między obozami ideologicznymi. Zastosowanie tej miary uzupełnia zatem perspektywę uzyskaną dzięki analizie centralności stopnia - poszerzając ją o wgląd w wewnętrzne szlaki informacyjne, zależności przepływu treści i potencjalne punkty kontroli (lub zakłóceń) w strukturze debaty publicznej.

#### 3.4.2.4. Analiza centralności bliskości w sieciach kandydatów

Centralność bliskości (*closeness centrality*) jest klasyczną miarą odległości w analizie sieciowej, która pozwala określić, jak blisko dany węzeł znajduje się względem wszystkich innych węzłów w sieci. Miara ta ma szczególne znaczenie w kontekście komunikacji politycznej w mediach społecznościowych, gdyż wskazuje, którzy użytkownicy mogą najszybciej dotrzeć z informacją do całej sieci – a tym samym pełnią funkcję efektywnych propagatorów treści.

Matematycznie, centralność bliskości dla węzła definiowana jest jako odwrotność średniej odległości między  $v$  a wszystkimi pozostałymi osiągalnymi węzłami w sieci. Dla nieskierowanego grafu  $G = (V, E)$ , centralność bliskości jest dana wzorem:

$$C_C(v) = \frac{1}{\sum_{t \in V \setminus \{v\}} d(v, t)}$$

gdzie:

- $C_C(v)$  - centralność bliskości węzła  $v$ ,
- $d(v, t)$  - długość najkrótszej ścieżki pomiędzy węzłami  $v$  i  $t$ ,
- $V \setminus \{v\}$  - zbiór wszystkich węzłów grafu z wyłączeniem węzła  $v$ .

Dla grafów skierowanych, w analizie uwzględnia się tylko te węzły, do których istnieje ścieżka skierowana z  $v$ . W celu zapewnienia porównywalności między sieciami o różnej liczbie węzłów, stosuje się często znormalizowaną wersję tej miary:

$$C_C^{\text{norm}}(v) = \frac{|V| - 1}{\sum_{t \in V \setminus \{v\}} d(v, t)}$$

gdzie

- $n$  oznacza liczbę osiągalnych węzłów.

Dzięki tej normalizacji możliwe jest zachowanie spójności interpretacyjnej między sieciami różnej wielkości. W niniejszym badaniu obliczeń dokonano z wykorzystaniem biblioteki NetworkX, przy zastosowaniu algorytmu BFS (dla grafów nieskierowanych) lub algorytmu Dijkstry (w przypadku grafów z wagami). Zastosowane narzędzia umożliwiły analizę nawet dużych zbiorów danych, zachowując wysoką precyzję i wydajność obliczeniową.

Analizowane wykresy, przedstawione na kolejnych ilustracjach, ukazują konta użytkowników o najwyższej centralności bliskości w sieciach powiązanych z poszczególnymi kandydatami. Dla każdego kandydata zidentyfikowano pięć kont o największym potencjale komunikacyjnym w sensie topologicznym – niekoniecznie najbardziej aktywnych, ale tych, które zajmują centralne pozycje umożliwiające szybki dostęp do całej sieci.

W przypadku Rafała Trzaskowskiego wyraźnie widać, że centralność bliskości przypada jego oficjalnemu kontu oraz powiązanym z nim profilom wspierającym kampanię. Obserwowana struktura sugeruje model scentralizowany, w którym dominujące konta pełnią rolę głównych „kanałów dostępu” do pozostałych użytkowników. Mimo że wartości bezwzględne są niższe niż w przypadku innych sieci, w obrębie danej struktury konta te znajdują się w kluczowej pozycji topologicznej.

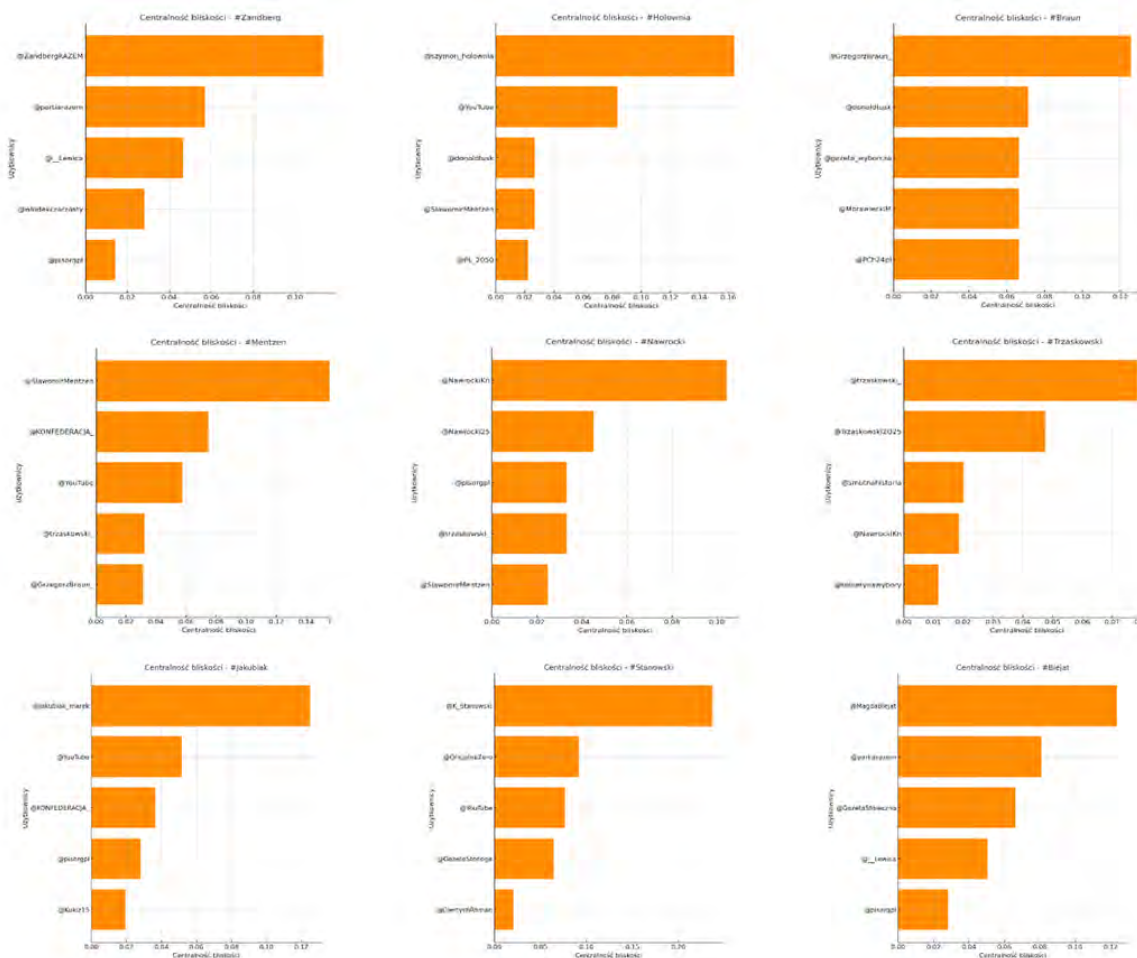
Sieć Szymona Hołowni charakteryzuje się stosunkowo wyższym poziomem centralizacji bliskości, z dominującą rolą konta głównego oraz kont afiliowanych z ruchem Polska 2050. Wysoka wartość tej miary dla oficjalnych profili potwierdza spójność narracji i efektywność w docieraniu do szerokiej bazy użytkowników.

W sieci związanej z Adrianem Zandbergiem zaobserwowano ciekawy rozkład, w którym oprócz oficjalnych kont pojawiają się również profile organizacyjne (Partia Razem, Lewica), pełniące rolę węzłów pośrednich. Może to sugerować strategię zespołowej amplifikacji przekazu i świadome wykorzystanie struktur partyjnych do rozprzestrzeniania treści.

W kontekście Sławomira Mentzena oraz Grzegorza Brauna, wartości centralności bliskości wykazują większe zróżnicowanie, z widoczną obecnością zarówno kont o wysokim poziomie centralności, jak i tych, które odgrywają rolę peryferyjną. Struktura tych sieci może być interpretowana jako częściowo spolaryzowana, z wyraźnymi centrami informacyjnymi,

ale także z licznymi „odgałęzieniami”, które nie są bezpośrednio połączone z głównym nurtem komunikacji.

**Rysunek 36. Centralność bliskości**



Źródło: Opracowanie własne

Sieć Magdaleny Biejat wyróżnia się wysokimi wartościami miary bliskości dla kilku kont formalnie związanych z partią Razem oraz Lewicą. Rozkład ten może świadczyć o istnieniu relatywnie równomiernego modelu dystrybucji treści, wspieranego przez strukturę organizacyjną ugrupowania. Analogicznie, sieć Krzysztofa Stanowskiego pokazuje dominację jego oficjalnego konta oraz bliskich afiliacji medialnych, co sugeruje kampanię silnie zogniskowaną wokół jednej osi komunikacyjnej.

W sieci Karola Nawrockiego widoczna jest centralna rola dwóch kont: oficjalnego oraz konta pomocniczego, co może wskazywać na podział funkcji komunikacyjnych między różne podmioty. Interesujące jest również pojawienie się kont niezwiązanych bezpośrednio

z kandydatem, takich jak @pisorgpl czy @trzaskowski\_, co może być wynikiem interakcji transkandydackich lub efektu aktywności przeciwników politycznych.

Podsumowując, analiza centralności bliskości pozwala na zidentyfikowanie użytkowników pełniących rolę centralnych przekaźników informacji w topologii każdej z badanych sieci. Ich strategiczne położenie niekoniecznie wiąże się z wysoką aktywnością (mierzoną liczbą interakcji), lecz wynika z ich zdolności do szybkiego dotarcia do większości użytkowników. Wartości centralności bliskości, jako miary relatywnej, należy interpretować zawsze w odniesieniu do struktury konkretnej sieci. W każdej z analizowanych kampanii wyłania się odmienny model organizacyjny – od silnie scentralizowanych układów medialnych, po bardziej rozproszone struktury współtworzone przez grupy wsparcia i użytkowników zaangażowanych oddolnie. Dane te uzupełniają wcześniejsze analizy centralności stopnia oraz pośrednictwa, oferując pogłębiony wgląd w sposób funkcjonowania cyfrowych wspólnot politycznych.

#### 3.4.2.5. Analiza PageRank w sieciach kandydatów

Analiza PageRank pozwala uzupełnić wcześniejsze pomiary centralności o wymiar prestiżu i jakości powiązań w sieci. O ile centralność stopnia wskazuje liczbę bezpośrednich połączeń danego węzła, a centralność bliskości opisuje jego topologiczną dostępność względem innych użytkowników, o tyle PageRank umożliwia identyfikację tych kont, których znaczenie wynika z powiązań z innymi ważnymi aktorami sieci. Miara ta jest szczególnie użyteczna w badaniu komunikacji politycznej na platformie X, ponieważ pozwala uchwycić nie tylko intensywność obecności danego użytkownika w obiegu informacji, lecz także jego prestiż w strukturze relacji komunikacyjnych. W tym sensie PageRank stanowi narzędzie służące do rozpoznania hierarchii wpływu informacyjnego w sieciach tworzonych wokół poszczególnych kandydatów<sup>409</sup>. Formalnie, wartość PageRank  $PR(v)$  dla danego węzła w grafie skierowanym definiowana jest iteracyjnie zgodnie ze wzorem:

$$PR(v) = \frac{1 - d}{N} + d \cdot \sum_{(u \in M(v))} \frac{PR(u)}{L(u)}$$

gdzie:

- $N$  to liczba wszystkich węzłów w grafie

---

<sup>409</sup> L. Page, S. Brin, R. Motwani, T. Winograd, *The PageRank Citation Ranking: Bringing Order to the Web*, Technical Report No. 1999-66, Stanford InfoLab, Stanford University, Stanford 1999, s. 1–17.

- $d$  to współczynnik tłumienia (damping factor), zwykle przyjmowany jako 0.85
- $M(v)$  to zbiór węzłów linkujących
- $L(u)$  to liczba wyjściowych krawędzi węzła

Parametr  $d$  odzwierciedla prawdopodobieństwo, z jakim „losowy wędrowiec” przemieszczający się po grafie zdecyduje się kontynuować śledzenie losowego połączenia, zamiast przeskoczyć w inne miejsce grafu. Przyjęcie wartości  $d = 0,85$  ma charakter empiryczny – zapewnia szybkie zbieżności i stabilność obliczeń w różnorodnych strukturach sieciowych<sup>410</sup>.

Proces obliczania wartości PageRank ma charakter iteracyjny i opiera się na tzw. metodzie potęgowej (*power iteration*), która pozwala efektywnie aproksymować wynik końcowy nawet w dużych grafach o setkach tysięcy węzłów. Iteracje kończą się w momencie osiągnięcia zbieżności wartości lub po zadanej liczbie kroków. W analizach sieci społecznościowych PageRank znajduje zastosowanie w identyfikacji kluczowych węzłów nie tyle na podstawie lokalnej liczby powiązań, ile ich pozycji w globalnej topologii i ich relacji z innymi istotnymi aktorami.

Intuicyjnie, wartość PageRank danego użytkownika można interpretować jako prawdopodobieństwo, że losowo poruszający się po sieci użytkownik trafi właśnie na ten węzeł. Wysoki PageRank oznacza, że użytkownik ten jest nie tylko często wskazywany przez innych, ale też przez tych, którzy sami cieszą się wysoką pozycją w strukturze. Tego rodzaju złożona zależność czyni z algorytmu PageRank narzędzie wyjątkowo przydatne w badaniach nad społecznym znaczeniem użytkowników i węzłów w sieciach cyfrowych.

W kontekście analizowanych sieci kandydatów na prezydenta, centralność PageRank umożliwia wskazanie kont, które nie tylko są szeroko cytowane (wzmiankowane), ale także są wskazywane przez inne konta o wysokim wpływie. Tego rodzaju metryka lepiej oddaje złożoną strukturę prestiżu i autorytetu informacyjnego w sieci niż tradycyjna centralność stopnia.

Wyniki uzyskane dla kandydatów ukazują wyraźne różnice w rozkładzie prestiżu sieciowego. W sieciach takich kandydatów jak Rafał Trzaskowski, Szymon Hołownia czy Magdalena Biejał obserwuje się obecność silnych centrów PageRank, często odpowiadających oficjalnym kontom kampanijnym lub liderom opinii o szerokim zasięgu. Wysokie wartości tej miary są skorelowane z efektywnym wykorzystaniem wpływowych kanałów dystrybucji treści. W przypadku kandydatów takich jak Grzegorz Braun czy Krzysztof Stanowski zauważalna jest struktura oparta na niewielkiej liczbie węzłów o bardzo wysokim PageRank, podczas

---

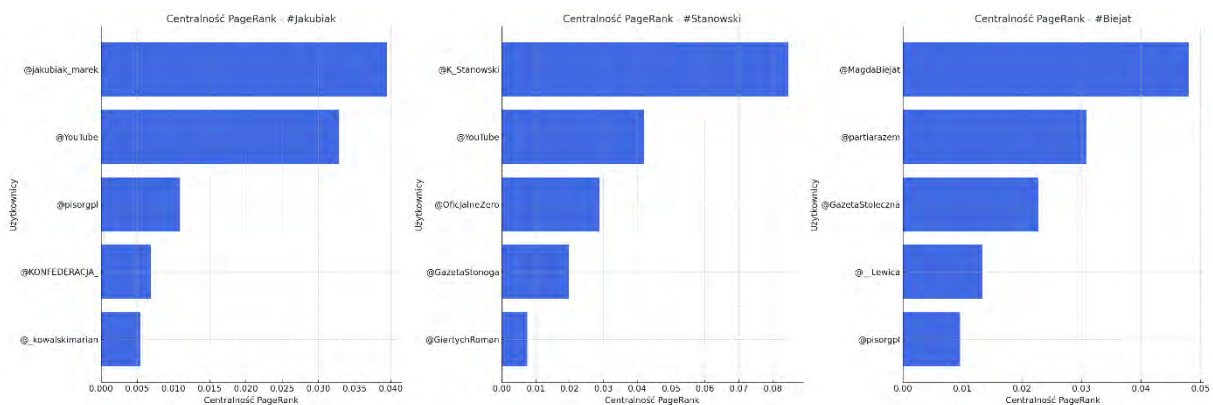
<sup>410</sup> A. N. Langville, C. D. Meyer, *Google's PageRank and Beyond: The Science of Search Engine Rankings*, Princeton University Press, Princeton 2006, rozdz. 2, s. 17–43.

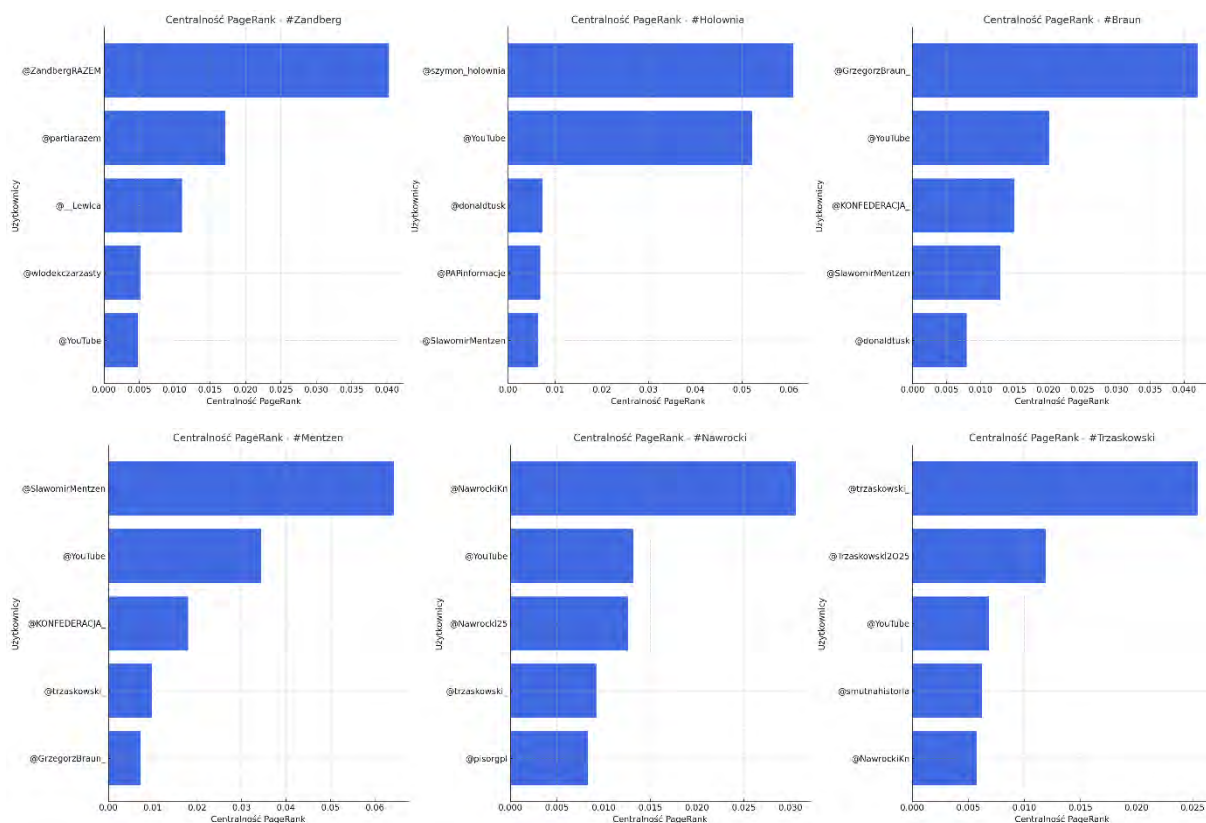
gdy reszta użytkowników ma marginalne wartości. Może to wskazywać na koncentrację treści wokół jednego dominującego źródła przekazu. Z kolei w sieciach takich jak Karol Nawrocki czy Marek Jakubiak centralność PageRank wykazuje bardziej płaski rozkład, co sugeruje rozproszoną strukturę prestiżu. Brak wyraźnie dominujących centrów może świadczyć o mniejszym zaangażowaniu wpływowych użytkowników lub bardziej oddolnym charakterze aktywności. Zastosowany algorytm opiera się na implementacji PageRank w wersji skierowanej, z tłumieniem i iteracyjnym wyznaczaniem stabilnych wartości rang węzłów.

W analizie wykorzystano funkcję `networkx.pagerank`, która zapewnia zgodność z klasycznym modelem oraz precyzyjne obliczenia nawet w grafach o znacznej skali. Wnioski płynące z analizy tej miary pozwalają nie tylko na ocenę popularności kont, lecz przede wszystkim na uchwycenie rzeczywistego wpływu danego użytkownika w strukturze dyskursu społecznego. Centralność PageRank integruje zarówno ilościowe, jak i jakościowe aspekty relacji, oferując najbardziej kompleksowe ujęcie prestiżu w analizie kampanii cyfrowych.

Aby unaocznić różnice w strukturze prestiżu sieciowego pomiędzy analizowanymi kandydatami, przygotowano zestaw wykresów słupkowych przedstawiających wartości centralności PageRank dla pięciu najważniejszych użytkowników w każdej z sieci. Wykresy te pozwalają zidentyfikować węzły o największym znaczeniu w kontekście globalnej struktury przepływu informacji, uwzględniając nie tylko liczbę wskazań (linków przychodzących), ale także prestiż ich nadawców.

**Rysunek 37. Centralność PageRank**





Źródło: Opracowanie własne

Każdy wykres pokazuje, które konta pełnią funkcję najbardziej prestiżowych punktów odniesienia w strukturze społecznej związanej z kampanią danego polityka. Wysokość słupków reprezentuje wartość PageRank, przy czym konta uszeregowane są malejąco – od najbardziej wpływowych do mniej znaczących. Zestawienie to stanowi uzupełnienie analiz numerycznych, pozwalając wzrokowo wychwycić różnice w rozkładzie autorytetu między sieciami. W niektórych przypadkach – jak sieci Szymona Hołowni czy Magdaleny Biejał – struktura centralności wskazuje na obecność wielu kont o wysokiej wartości PageRank, co sugeruje zdecentralizowaną, ale silnie powiązaną strukturę wpływu. W innych przypadkach – np. Grzegorza Brauna czy Marka Jakubiaka – obserwujemy dominację jednego konta przy znacznie niższych wartościach pozostałych, co może świadczyć o centralizacji komunikacji wokół jednego nadawcy.

Wizualizacja ta umożliwia także wychwycenie kont, które pojawiają się w kilku sieciach kandydatów, co może sugerować ich ponadkontekstowy wpływ w przestrzeni medialnej – niezależny od pojedynczych kampanii.

### 3.4.2.6. Analiza centralności wektora własnego w sieciach kandydatów

Centralność wektora własnego (*eigenvector centrality*) to zaawansowana miara pozycji węzła w sieci, która uwzględnia nie tylko liczbę jego połączeń, lecz także znaczenie sąsiadujących z nim węzłów. U podstaw tej koncepcji leży idea, że nie wszystkie połączenia mają jednakową wagę - węzeł jest uznawany za wpływowy, jeżeli jest połączony z innymi wpływowymi węzłami. Jest to podejście iteracyjne, w którym znaczenie danego węzła wzmacnia się przez relacje z innymi centralnymi uczestnikami sieci.

Matematycznie, centralność wektora własnego dla węzła  $v_i$  w grafie z macierzą sąsiedztwa  $A$  definiowana jest jako  $x_i$ , czyli  $i$ -ta współrzędna wektora  $x$ , który spełnia równanie:

$$A\vec{x} = \lambda\vec{x}$$

gdzie:

- $\lambda$  jest największą wartością własną macierzy  $A$ ,
- $x$  jest odpowiadającym jej wektorem własnym.

W praktyce wartość centralności  $x_i$  dla danego węzła jest proporcjonalna do sumy centralności jego sąsiadów:

$$x_i = \frac{1}{\lambda} \sum_{(j \in M(i))} A_{(ij)} x_j$$

gdzie:

- $x_i$  – centralność węzła  $v_i$ ,
- $\sum$  – suma po wszystkich węzłach grafu,
- $A_{ij}$  – element macierzy sąsiedztwa  $A$ : informacja, czy  $v_j$  jest sąsiadem  $v_i$ ,
- $x_j$  – centralność węzła  $v_j$  (sąsiada),
- $\lambda$  – największa wartość własna macierzy  $A$  (współczynnik normalizujący).

Centralność wektora własnego jest więc rozwiązaniem tego układu równań i może być obliczana metodami iteracyjnymi. W analizach sieci społecznych dostarcza wiedzy o strukturze prestiżu opartym na rekurencyjnym znaczeniu - użytkownik zyskuje wpływ nie tylko przez liczbę interakcji, ale przez jakość swoich połączeń.

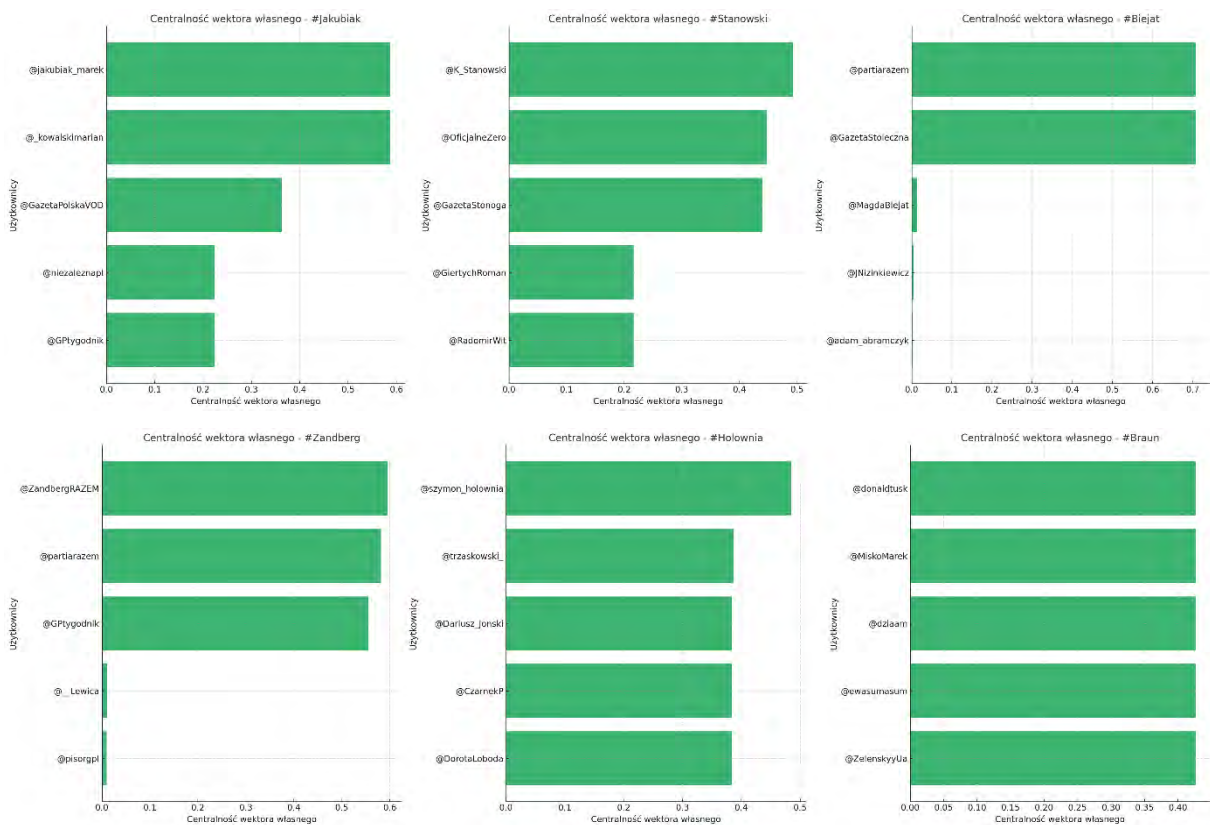
Zastosowanie tej miary do sieci analizowanych kandydatów pozwala zidentyfikować konta, które znajdują się w otoczeniu innych wpływowych użytkowników, nawet jeśli same nie mają wysokiej liczby bezpośrednich interakcji. W praktyce oznacza to, że węzły te mogą odgrywać strategiczną rolę w utrzymaniu koherencji sieci oraz w amplifikacji przekazu. W sieciach takich kandydatów jak Rafał Trzaskowski, Magdalena Biejat oraz Adrian Zandberg obserwuje się wyraźne jądra wysokiej centralności wektora własnego, skoncentrowane wokół kont o dużym prestiżu sieciowym. Z kolei w sieciach Grzegorza Brauna i Marka Jakub

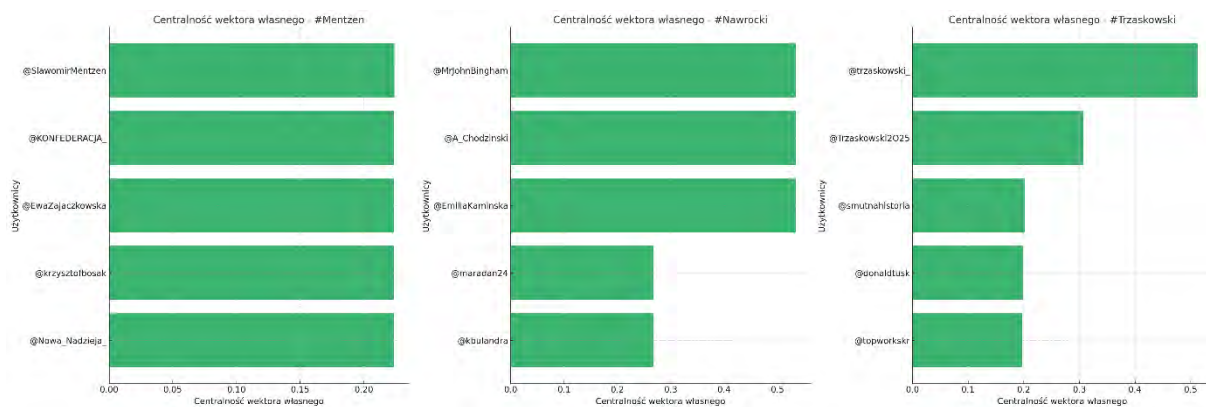
biaka struktura jest bardziej rozproszona, co może oznaczać ograniczoną współłebecność wpływowych użytkowników lub fragmentaryzację struktury wpływu.

W analizie wykorzystano algorytm iteracyjny bazujący na wartości własnej dominującej (*dominant eigenvalue*), implementowany w bibliotece NetworkX (*eigenvector centrality*). W przypadku braku zbieżności zastosowano wariant przybliżony (*eigenvector centrality\_numpy*) wykorzystujący funkcje numeryczne do rozwiązania problemu wartości własnych. Miara ta uzupełnia klasyczne podejścia (stopień, bliskość, pośrednictwo) poprzez uwzględnienie wzajemnych relacji prestiżowych, pozwalając uchwycić ukryte struktury dominacji informacyjnej oraz sieciowej reputacji w obrębie kampanii politycznych prowadzonych w mediach społecznościowych.

Aby zilustrować wyniki obliczeń, przygotowano zestaw wykresów przedstawiających pięciu użytkowników o najwyższych wartościach centralności wektora własnego w sieciach każdego z kandydatów. Każdy wykres prezentuje tę samą skalę, co umożliwi porównanie pomiędzy różnymi kampaniami oraz ocenę stopnia koncentracji prestiżu sieciowego. Wysokość słupków odpowiada wartości centralności wektora własnego, a użytkownicy uporządkowani są malejąco według tej miary.

Rysunek 38. Centralność wektora własnego





Źródło: Opracowanie własne

Wizualizacja pozwala uchwycić różnice w strukturze prestiżu informacyjnego pomiędzy poszczególnymi kandydatami. W sieciach Rafała Trzaskowskiego, Magdaleny Biejat oraz Adriana Zandberga wyraźnie widać skupienia kont o wysokiej centralności wektora własnego, co sugeruje obecność silnych „jąder” prestiżowych w obrębie tych społeczności. Oznacza to, że przekaz kampanijny tych kandydatów amplifikowany jest przez sieć powiązanych i wzajemnie wpływowych użytkowników.

W sieciach Grzegorza Brauna i Marka Jakubiaka rozkład centralności wektora własnego jest bardziej rozproszony. Brak wyraźnego centrum prestiżu wskazuje na mniejszą współobecność wpływowych użytkowników i może świadczyć o bardziej fragmentarycznym charakterze oddziaływań lub ograniczonej zdolności do tworzenia skoordynowanych grup wsparcia. Podobnie w sieci Karola Nawrockiego widać, że choć kilka kont ma wysokie wartości tej miary, pozostałe wykazują znacznie niższe wyniki, co odzwierciedla strukturalne rozwarstwienie prestiżu.

Tego rodzaju wizualizacja uzupełnia wnioski płynące z innych miar (stopień, bliskość, pośrednictwo, PageRank) – wskazuje nie tyle na liczbę interakcji, co na to, w jakim „otoczeniu” funkcjonują poszczególne konta i jak bardzo są zanurzone w sieci innych wpływowych węzłów. Dzięki temu możliwe jest uchwycenie ukrytych mechanizmów wzmocnienia przekazu i lepsze zrozumienie struktury reputacji sieciowej w obrębie kampanii politycznych.

### 3.4.2.7. Analiza najczęściej wspominanych użytkowników (mentions)

Jednym z kluczowych komponentów analizy sieci społecznościowych w kampaniach politycznych jest identyfikacja użytkowników najczęściej wspominanych w treściach publikowanych na X. Wzmianki (*mentions*) są jedną z podstawowych form interakcji w serwisie – oznaczają celowe odniesienie się do innego konta, co zwykle świadczy o jego znaczeniu

w danej konwersacji. Często wspomniani użytkownicy pełnią istotną funkcję referencyjną lub polemiczną i mogą być interpretowani jako punkty ogniskowe debaty.

Z matematycznego punktu widzenia analiza najczęściej wspominanych kont opiera się na analizie wag w grafie skierowanym. Każda wzmianka pomiędzy użytkownikiem A (autor tweeta) a użytkownikiem B (adresat wzmianki) może być reprezentowana jako skierowana krawędź  $e_{AB}$  w grafie  $G=(V,E)$ , przy czym wagi krawędzi odpowiadają liczbie wystąpień danej relacji. Miara liczby wzmianek dla użytkownika  $v \in V$  odpowiada liczbie krawędzi skierowanych do tego wężła (czyli jego in-degree weighted), co można zapisać jako:

$$M(v) = \sum_{(u \in V)} w_{(uv)}$$

gdzie:

- $w_{uv}$  to liczba wzmianek, w których użytkownik  $u$  wspomniał użytkownika  $v$ .

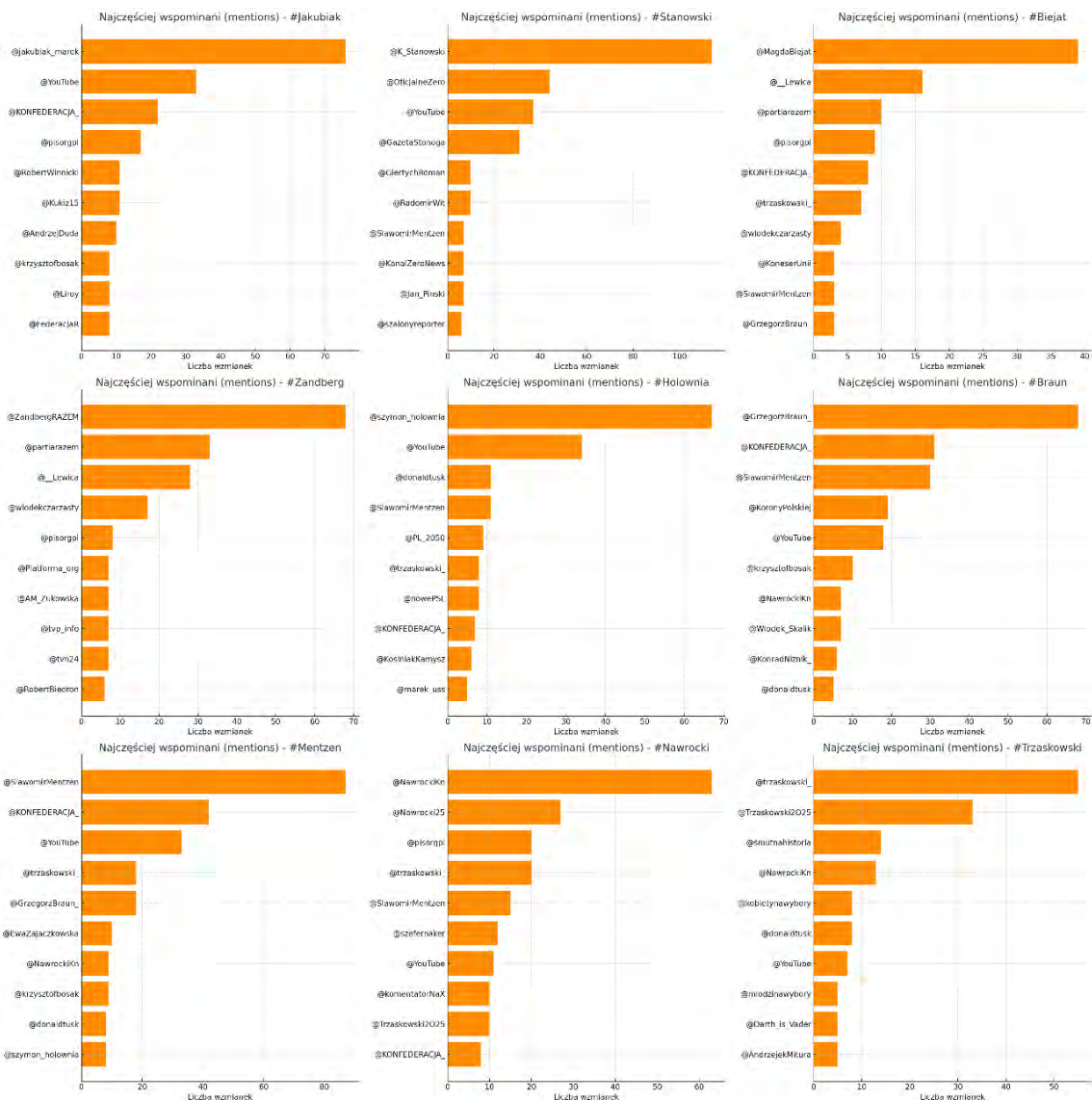
W implementacji sieciowej, wartości  $M(v)$  są obliczane przez zliczenie wszystkich wystąpień wzmianki o użytkowniku  $v$  we wszystkich tweetach zbioru danych.

Poniższa wizualizacja przedstawia dziesięć najczęściej wzmiankowanych użytkowników dla każdego z analizowanych kandydatów. Ujęcie to pozwala nie tylko uchwycić dominujące punkty odniesienia w dyskusjach sieciowych, ale również zidentyfikować różnice w strategiach komunikacyjnych i strukturze zaangażowania społeczności.

W przypadku Sławomira Mentzena szczególnie często wspomniane są konta takie jak @SławomirMentzen, @KONFEDERACJA\_, @grzegorzbraun\_ oraz @YouTube, co może wskazywać na silne powiązanie komunikacji z własnym zapleczem politycznym kandydata oraz z szerszym ekosystemem medialnym, w tym z obiegiem treści wideo. Podobny wzorzec zauważalny jest w sieci Krzysztofa Stanowskiego, gdzie pojawiają się m.in. @K\_Stanowski, @OficjalneZero i @YouTube, a także konta dziennikarskie takie jak @GazetaStonoga czy polityczne jak @GiertychRoman – co może wskazywać na obecność intensywnej debaty o charakterze medialno-politycznym.

Z kolei w przypadku Magdaleny Biejat i Adriana Zandberga dominują wzmianki o kontach ściśle związanych z ruchem Razem i Lewicą, takich jak @partiarazem, @\_\_Lewica czy @ZandbergRAZEM, co sugeruje zamknięty obieg komunikacji i silne sprzężenie treści w obrębie ugrupowania. Obecność konta @MagdaBiejat wśród najczęściej wzmiankowanych przez zwolenników Zandberga może wskazywać również na zintegrowaną strategię komunikacyjną Lewicy jako bloku.

Rysunek 39. Najczęściej wzmiankowani użytkownicy dla poszczególnych kandydatów



Źródło: Opracowanie własne

Wśród wzmiankowanych w sieci Szymona Hołowni oprócz jego własnego konta (@szymon\_holownia) znajdują się konta obywatelskie lub ogólnospołeczne jak @Qullette, @gnanak\_uss czy konta neutralne medialnie, co sugeruje mniej scentralizowany i bardziej inkluzywny charakter kampanii.

W kontekście sieci Rafała Trzaskowskiego, wzmianki kierowane są w dużej mierze do jego oficjalnych kont (@trzaskowski\_ oraz @Trzaskowski2025), ale pojawiają się również użytkownicy tacy jak @smutnahistoria i @kobietynawybory – co może świadczyć o istnieniu oddolnych nurtów wspierających kampanię, w tym m.in. zorientowanych na kwestie obywatelskie i praw kobiet.

Na osobną uwagę zasługuje obecność wśród najczęściej wzmiankowanych kont tzw. „kont opozycyjnych”, np. @pisorgpl, @GrzegorzBraun\_ czy @donaldtusk, które – choć często nie wspierają analizowanego kandydata – pojawiają się w treściach o charakterze polemicznym lub informacyjnym. W sieci Marka Jakubiaka, konto @YouTube oraz @pisorgpl znalazły się w czołówce wzmianek, co może sugerować zarówno obecność komunikacji wizualnej, jak i odniesień do politycznych przeciwników.

Tym samym wizualizacja pozwala nie tylko na identyfikację najbardziej eksponowanych kont w kampaniach cyfrowych, ale również na odczytanie szerszego kontekstu narracyjnego, w jakim funkcjonują poszczególni kandydaci. Obecność mediów, oponentów politycznych czy struktur wewnątrzpartyjnych wśród najczęściej wzmiankowanych profili staje się istotnym wskaźnikiem stylu prowadzenia kampanii i konfiguracji sieci wpływu.

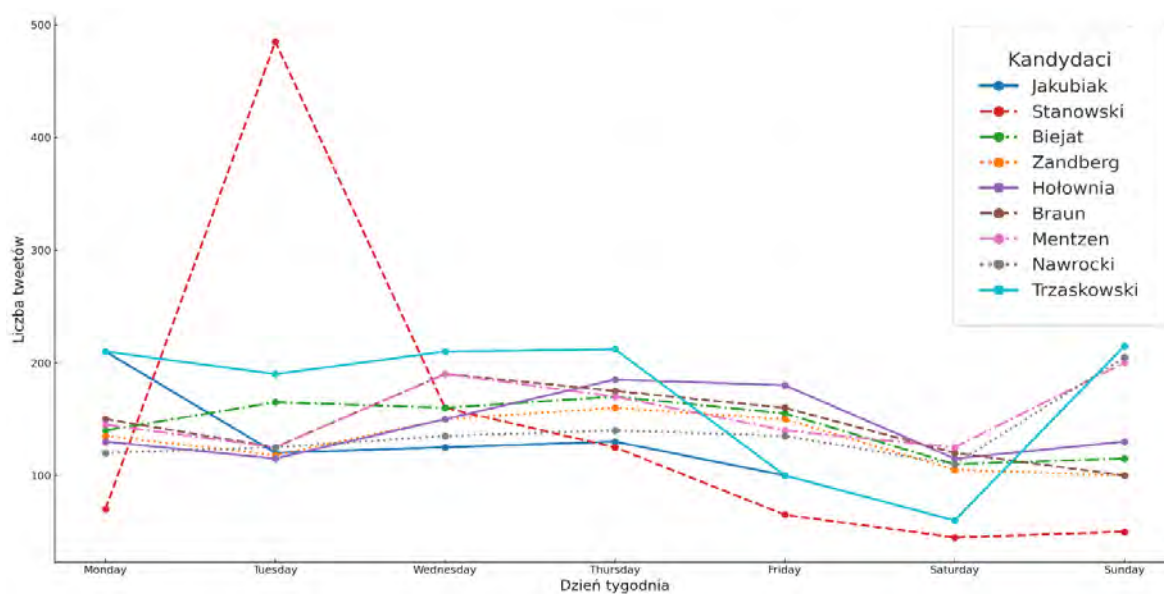
### **3.4.3. Analiza temporalna aktywności kandydatów**

Czasowa analiza aktywności w mediach społecznościowych dostarcza istotnych informacji o rytmie komunikacji, strategiach publikacyjnych oraz potencjalnych reakcjach na wydarzenia polityczne. W ramach badania przeprowadzono eksplorację danych według trzech wymiarów temporalnych: dnia tygodnia, godziny dnia oraz osi czasu (z dokładnością do dnia), obejmującą styczeń 2025 roku.

#### **3.4.3.1. Aktywność według dni tygodnia**

Na pierwszym wykresie zaobserwowano znaczne zróżnicowanie intensywności tweetowania między kandydatami w zależności od dnia tygodnia. Dla większości użytkowników wyraźny spadek aktywności następuje w weekendy (sobota i niedziela), co potwierdza znany wzorec tygodniowej cykliczności komunikacji w mediach społecznościowych. Wyjątkiem jest wtorek, który w przypadku kandydata Stanowskiego cechuje się ponadprzeciętną liczbą publikacji (prawie 500 tweetów). Zjawisko to można traktować jako sygnał skumulowanej aktywności komunikacyjnej wymagającej interpretacji w odniesieniu do bieżącego kontekstu medialnego; bez wskazania konkretnego wydarzenia zewnętrznego nie należy jednak przesądzać o jednoznacznej przyczynie tego wzrostu.

Rysunek 40. Aktywność tweetów według dni tygodnia dla kandydatów

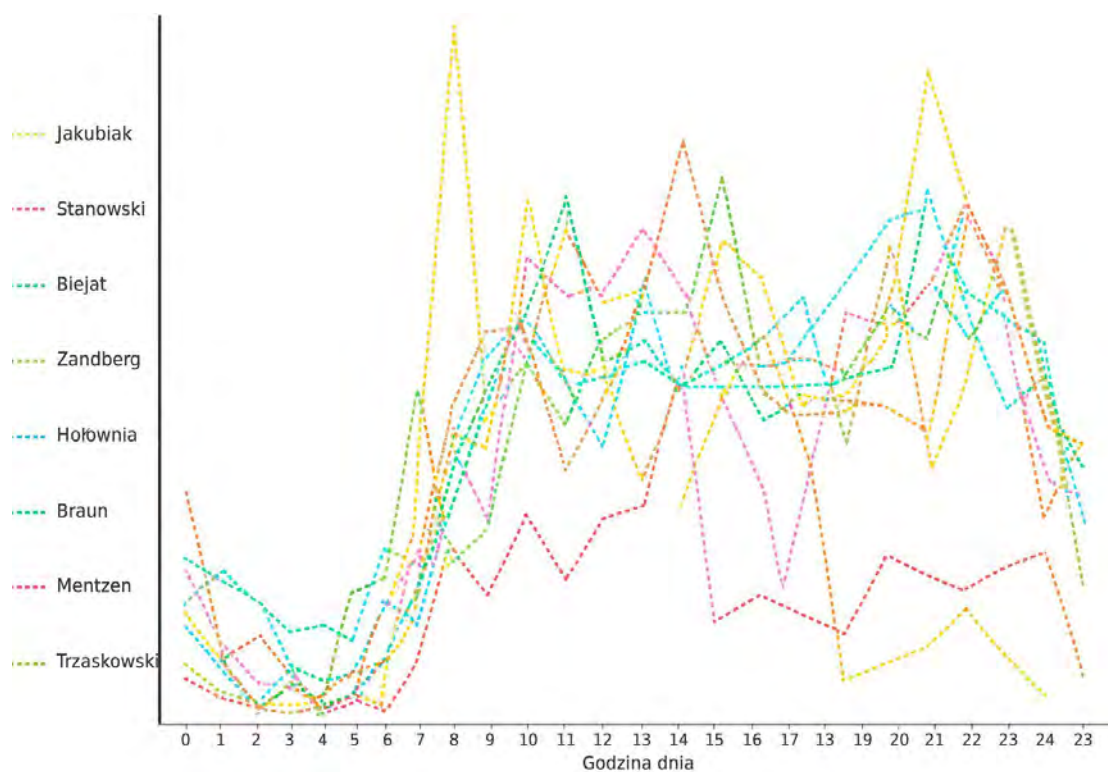


Źródło: Opracowanie własne

### 3.4.3.2. Aktywność według godzin dnia

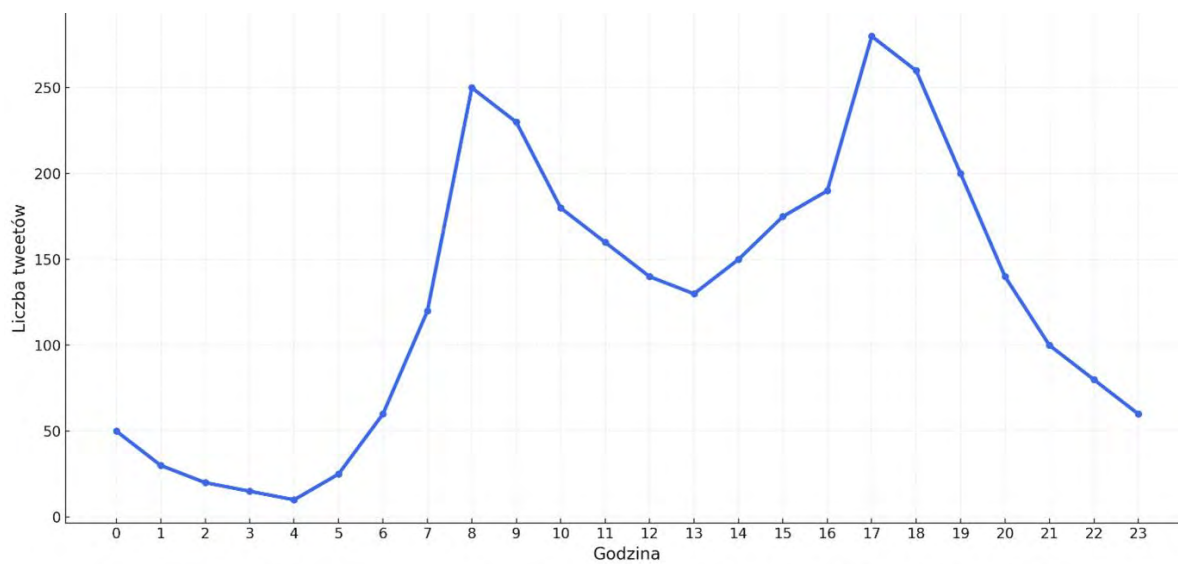
Drugi i trzeci wykres przedstawia agregowaną liczbę tweetów według godzin dobowych. Widoczne są dwa wyraźne piki: poranny (między 8:00 a 10:00) oraz wieczorny (około godziny 18:00–20:00), co wskazuje na strategiczne publikowanie treści w porach maksymalnej uwagi użytkowników. Najniższy poziom aktywności odnotowano w godzinach nocnych (0:00–5:00), co jest zgodne z naturalnym rytmem dobowym użytkowników.

Rysunek 41. Dynamika liczby tweetów według godzin dnia dla kandydatów



Źródło: Opracowanie własne

Rysunek 42. Liczba tweetów według godzin dobowych



Źródło: Opracowanie własne

### 3.4.3.3. Dynamika dzienna w styczniu 2025

Wybór stycznia 2025 roku jako przedmiotu analizy dziennej był uzasadniony zarówno względami metodologicznymi, jak i przebiegiem kalendarza wyborczego. Był to miesiąc formalnego wejścia kampanii prezydenckiej w fazę instytucjonalną. 8 stycznia 2025 roku Marszałek Sejmu Szymon Hołownia ogłosił termin wyborów prezydenckich, wyznaczając pierwszą turę na 18 maja 2025 roku, a ewentualną drugą turę na 1 czerwca 2025 roku. Następnie 15 stycznia 2025 roku zostało wydane postanowienie w sprawie zarządzenia wyborów Prezydenta Rzeczypospolitej Polskiej<sup>411</sup>, które formalnie uruchomiło kampanię oraz kalendarz wyborczy. Z punktu widzenia analizy komunikacji politycznej oznacza to, że styczeń 2025 roku stanowił pierwszy pełny okres, w którym aktywność kandydatów na platformie X była już bezpośrednio osadzona w rytmie oficjalnej kampanii wyborczej. W tym miejscu nie rekonstruuje się pełnego kalendarza kampanii wyborczej, ponieważ celem pracy nie jest chronologiczny opis wszystkich wydarzeń politycznych i medialnych, lecz interpretacja dynamiki komunikacji sieciowej na platformie X. Z tego względu uwzględnione zostają jedynie te momenty kampanii, które pozostają najbliższe czasowo i interpretacyjnie związane z obserwowanymi pikami aktywności oraz zmianami natężenia interakcji.

Wybór tego miesiąca był istotny również dlatego, że obejmował początkową fazę organizacji zaplecza wyborczego i formalizacji aktywności komitetów. W styczniu 2025 roku Państwowa Komisja Wyborcza publikowała informacje dotyczące zasad przyjmowania zgłoszeń i rejestracji kandydatów, a także przyjmowała zawiadomienia o utworzeniu komitetów wyborczych. Przykładowo, 20 stycznia 2025 roku PKW przyjęła zawiadomienie o utworzeniu komitetu wyborczego Rafała Trzaskowskiego<sup>412</sup>, a w kolejnych dniach analogiczne rozstrzygnięcia dotyczyły również innych kandydatów<sup>413</sup><sup>414</sup>. Oznacza to, że analizowany miesiąc nie był okresem przypadkowym, lecz momentem realnego uruchamiania struktur kampanijnych, co mogło przekładać się na wzrost aktywności komunikacyjnej kandydatów i ich środowisk na platformie X.

---

<sup>411</sup> Postanowienie Marszałka Sejmu z 15.01.2025 r. / kalendarz wyborczy PKW <https://prezydent2025.pkw.gov.pl/prezydent2025/pl/kalendarz>, dostęp: 17.03.2025

<sup>412</sup> Uchwała PKW nr 16/2025 – komitet Rafała Trzaskowskiego <https://pkw.gov.pl/prawo-wyborcze/uchwaly-pkw/2025-r/uchwala-nr-162025-pkw-z-dnia-20-stycznia-2025-r-w-sprawie-przyjecia-zawiadomienia-o-utworzeniu-komit>, dostęp: 17.03.2025

<sup>413</sup> Uchwała PKW nr 19/2025 – komitet Szymona Hołowni <https://pkw.gov.pl/prawo-wyborcze/uchwaly-pkw/2025-r/uchwala-nr-192025-pkw-z-dnia-20-stycznia-2025-r-w-sprawie-przyjecia-zawiadomienia-o-utworzeniu-komit>, dostęp: 17.03.2025

<sup>414</sup> Uchwała PKW nr 26/2025 – komitet Karola Nawrockiego <https://pkw.gov.pl/prawo-wyborcze/uchwaly-pkw/2025-r/uchwala-nr-262025-pkw-z-dnia-24-stycznia-2025-r-w-sprawie-przyjecia-zawiadomienia-o-utworzeniu-komit>, dostęp: 17.03.2025

Styczeń 2025 roku był także dogodny metodologicznie, ponieważ stanowił zamknięty i jednorodny przedział czasowy, pozwalający na obserwację aktywności kandydatów dzień po dniu. Analiza całego roku umożliwia wprawdzie uchwycenie trendów długookresowych, jednak dopiero analiza jednego, pełnego miesiąca pozwala precyzyjnie zobaczyć rytm publikacji, krótkookresowe skoki aktywności oraz różnice między kandydatami w zakresie intensywności obecności komunikacyjnej. W tym sensie styczeń 2025 roku był okresem szczególnie użytecznym badawczo, ponieważ łączył jednorodność obserwacji z wysokim znaczeniem politycznym analizowanych zdarzeń. Zestawienie to ma charakter selektywny i służy wyłącznie interpretacji obserwowanych pików aktywności oraz zmian natężenia komunikacji. Nie stanowi ono pełnego harmonogramu kampanii, lecz ograniczony wybór zdarzeń, które najtrafniej osadzają analizowane dane w szerszym kontekście politycznym i medialnym. Wybrane wydarzenia polityczne, sondażowe i organizacyjne istotne dla interpretacji dynamiki dziennej w styczniu 2025 roku zestawiono w tabeli 2.

Tabela 2. Wybrane wydarzenia polityczne w kampanii prezydenckiej, styczeń 2025. Postanowienia Marszałka Sejmu RP z 15 stycznia 2025 r., uchwał PKW nr 16/2025, 19/2025 i 26/2025 oraz sondażu CBOS z 14 stycznia 2025 r.<sup>415</sup>

Data	Typ zdarzenia	Wydarzenie	Znaczenie interpretacyjne
14.01.2025	Sondaż	Publikacja sondażu CBOS: Rafał Trzaskowski – 35%, Karol Nawrocki – 31%	Możliwy impuls wzrostu zainteresowania kandydatami i porównań sondażowych w dyskusji na platformie X
15.01.2025	Wydarzenie formalne	Postanowienie Marszałka Sejmu RP w sprawie zarządzenia wyborów Prezydenta RP	Formalne uruchomienie kampanii i kalendarza wyborczego; istotny punkt odniesienia dla interpretacji wzrostów aktywności
16–18.01.2025	Wynik własnej analizy	Piki aktywności komunikacyjnej zaobserwowane w materiale badawczym	Reakcja użytkowników i kandydatów na wejście kampanii w fazę oficjalną
20.01.2025	Wydarzenie formalne	PKW przyjęła zawiadomienie o utworzeniu Komitetu Wyborczego Kandydata na Prezydenta RP Rafała Trzaskowskiego	Przykład formalizacji struktur kampanijnych w analizowanym miesiącu
20.01.2025	Wydarzenie formalne	PKW przyjęła zawiadomienie o utworzeniu Komitetu Wyborczego Kandydata na Prezydenta RP	Wzmocnienie instytucjonalnego wymiaru kampanii i możliwy impuls dla aktywności wokół kandydata

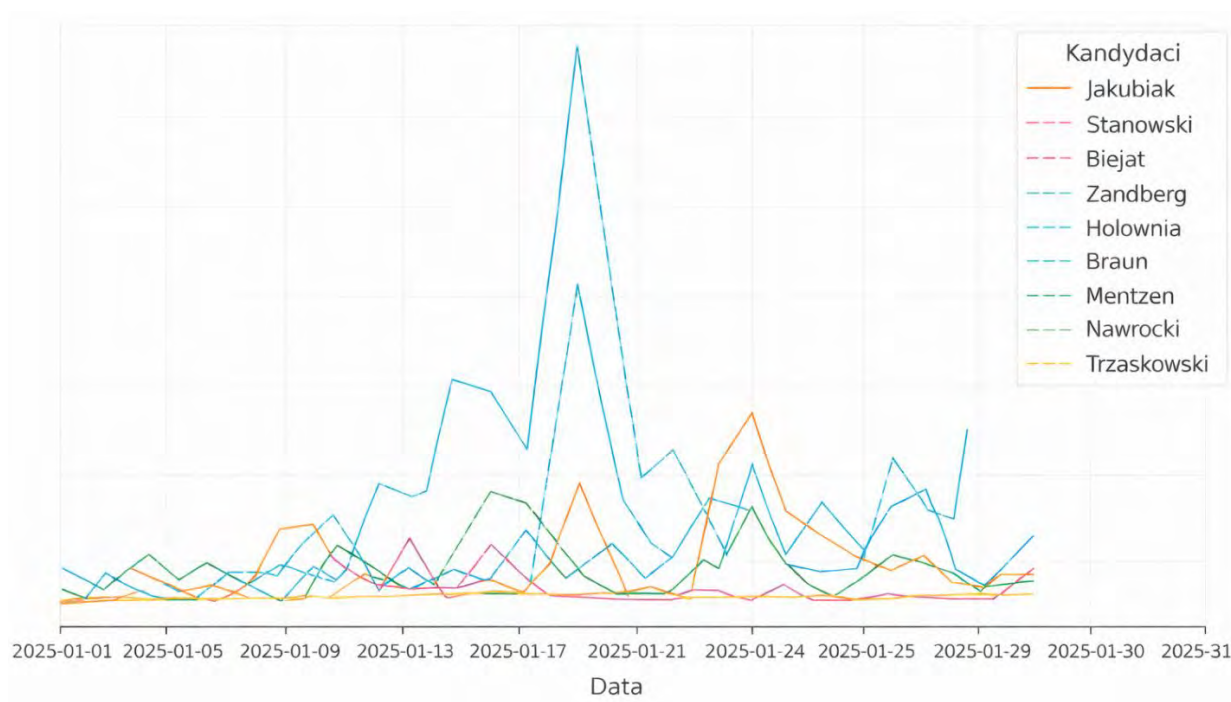
<sup>415</sup> Sondaż CBOS z 14.01.2025 r. – „Deklaracje głosowania w pierwszej turze wyborów prezydenckich” [https://www.cbos.pl/PL/publikacje/flash/p/2025/fl\\_002\\_2025.pdf](https://www.cbos.pl/PL/publikacje/flash/p/2025/fl_002_2025.pdf), dostęp: 17.03.2025

Data	Typ zdarzenia	Wydarzenie	Znaczenie interpretacyjne
		Szymona Hołowni	
24.01.2025	Wydarzenie formalne	PKW przyjęła zawiadomienie o utworzeniu Komitetu Wyborczego Kandydata na Prezydenta RP Karola Nawrockiego	Kolejny punkt odniesienia dla interpretacji zmian aktywności i obecności komunikacyjnej
styczeń 2025	Kontekst organizacyjny	Początkowa faza organizacji zaplecza wyborczego i formalizacji aktywności komitetów	Tło instytucjonalne wzrostu obecności kandydatów i ich środowisk na platformie X

Źródło: Opracowanie własne na podstawie danych z platformy X (2025), materiałów PKW oraz sondażu CBOS z 14 stycznia 2025 r.

Trzeci wykres przedstawia zmienność dziennej liczby tweetów w styczniu 2025 roku. Szczególnie istotne jest to, że obserwowane w połowie miesiąca wzrosty aktywności można interpretować nie tylko w perspektywie formalnego wejścia kampanii w fazę oficjalną, lecz również w odniesieniu do towarzyszącego temu obiegu medialnego. Oznacza to, że piki komunikacyjne z 16–18 stycznia 2025 roku należy rozpatrywać jako efekt nakładania się porządku instytucjonalnego i medialnego, a nie wyłącznie jako konsekwencję samego aktu uruchomienia kampanii. Największe piki aktywności przypadają na połowę miesiąca, zwłaszcza na dni 16–18 stycznia, co pozostaje zbieżne z formalnym rozpoczęciem kampanii po wydaniu 15 stycznia 2025 roku postanowienia o zarządzeniu wyborów. Na tle pozostałych kandydatów szczególnie widoczna jest intensyfikacja aktywności Szymona Hołowni, co można dodatkowo wiązać z jego szczególną pozycją instytucjonalną jako Marszałka Sejmu ogłaszającego termin wyborów. Z kolei kandydaci tacy jak Magdalena Biejat czy Grzegorz Braun utrzymują bardziej stabilny i niższy poziom aktywności, co wskazuje na odmienny rytm obecności komunikacyjnej na platformie X. Taki rozkład potwierdza, że aktywność kandydatów w styczniu 2025 roku była zróżnicowana zarówno pod względem intensywności, jak i częstotliwości publikacji.

Rysunek 43. Dynamika liczby tweetów – Styczeń 2025



Źródło: Opracowanie własne

#### 3.4.4. Analiza relacji aktywności, zaangażowania i zasięgu treści

Analiza porównawcza aktywności cyfrowej kandydatów została oparta na wskaźnikach dystrybucji treści, intensywności interakcji oraz zasięgu. Wskaźniki te umożliwiają nie tylko ocenę popularności danego przekazu, lecz także jego potencjału mobilizacyjnego i struktury zaangażowania.

Pierwsza zmienna badana to stosunek liczby unikalnych autorów  $A$  do liczby tweetów  $T$ , określony jako:

$$\rho = \frac{A}{T}$$

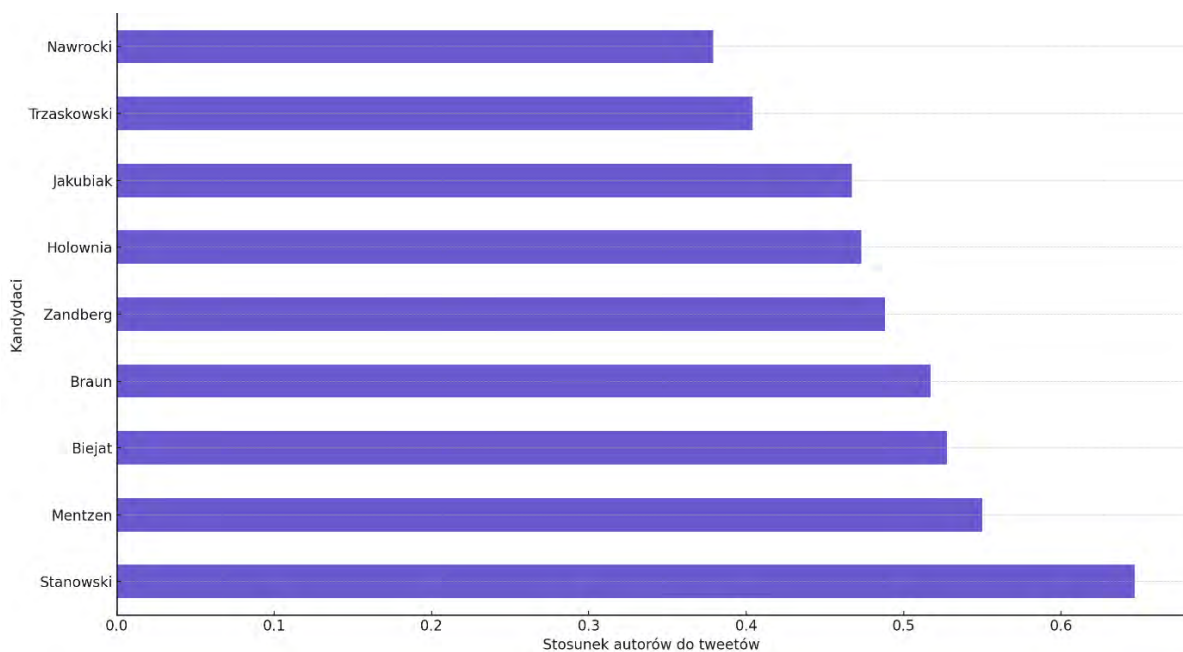
gdzie:

- $A$  oznacza liczbę unikalnych kont publikujących treści zawierające nazwisko lub hashtag kandydata,
- $T$  to całkowita liczba tweetów dotyczących danego kandydata,
- wartość wskaźnika  $\rho$  mieści się w przedziale  $(0;1]$ , a jego interpretacja zależy od kontekstu temporalnego.

Zmienna  $T$  została uwzględniona jako funkcja czasu, tj.  $T = T(t)$ , co pozwoliło obserwować zmienność aktywności w ujęciu dziennym. Tym samym wskaźnik  $\rho$  opisuje relację pomiędzy różnorodnością nadawców a wolumenem treści w danym okresie.

W analizie najwyższe wartości osiągnął Krzysztof Stanowski ( $\rho = 0,68$ ), co potwierdza decentralizację jego cyfrowej obecności. Najniższe wartości odnotowano dla Karola Nawrockiego ( $\rho = 0,27$ ) i Rafała Trzaskowskiego ( $\rho = 0,31$ ), co może wskazywać na strategię komunikacyjną zdominowaną przez centralne konta kampanijne lub oficjalne kanały informacyjne<sup>416</sup>. Pierwszy wskaźnik – stosunek liczby unikalnych autorów do liczby tweetów ( $\rho$ ) – odzwierciedla stopień decentralizacji przekazu.

Rysunek 44. Stosunek liczby unikalnych autorów do liczby tweetów dla kandydatów



Źródło: Opracowanie własne

Drugim badanym wymiarem była średnia liczba interakcji na tweet, obejmująca:

$$\eta = \frac{1}{T} \sum_{(i=1)}^T (r_i + l_i + c_i)$$

gdzie:

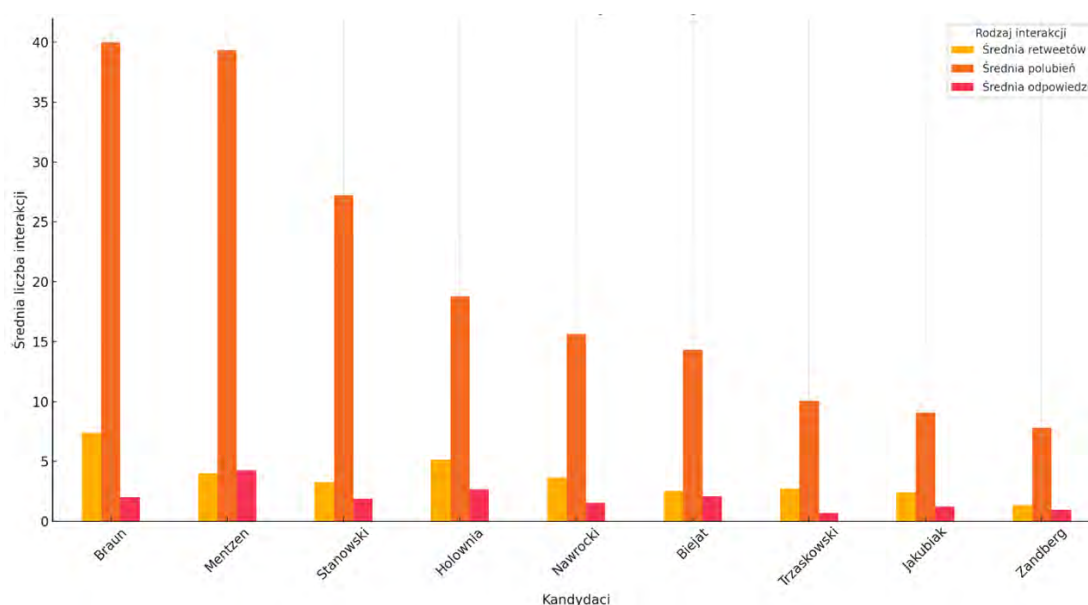
- $r$  – liczba retweetów,
- $l$  – liczba polubień,
- $c$  – liczba odpowiedzi (komentarzy).

<sup>416</sup> D. M. Boyd, N. B. Ellison, *Social Network Sites: Definition, History, and Scholarship*, „Journal of Computer-Mediated Communication” 13 (2007), nr 1, s. 220–222.

- T to całkowita liczba tweetów dotyczących danego kandydata.

Wartość  $\eta$  stanowi syntetyczny miernik zaangażowania odbiorców. Najwyższe wartości uzyskali Grzegorz Braun ( $\eta = 46,2$ ) oraz Sławomir Mentzen ( $\eta = 42,8$ ), gdzie średnia liczba polubień przekraczała 39 na tweet, a liczba retweetów i komentarzy znacznie przewyższała średnią dla pozostałych kandydatów. Tak wysokie wartości mogą wskazywać na emocjonalny i polaryzujący charakter publikowanych treści, które generują silne reakcje użytkowników. Jednocześnie należy zaznaczyć, że tego typu wyniki mogą być również efektem zastosowania strategii amplifikacyjnych, np. współdzielenia treści w ramach zorganizowanych sieci wsparcia<sup>417</sup>.

Rysunek 45. Średnia liczba interakcji dla kandydatów

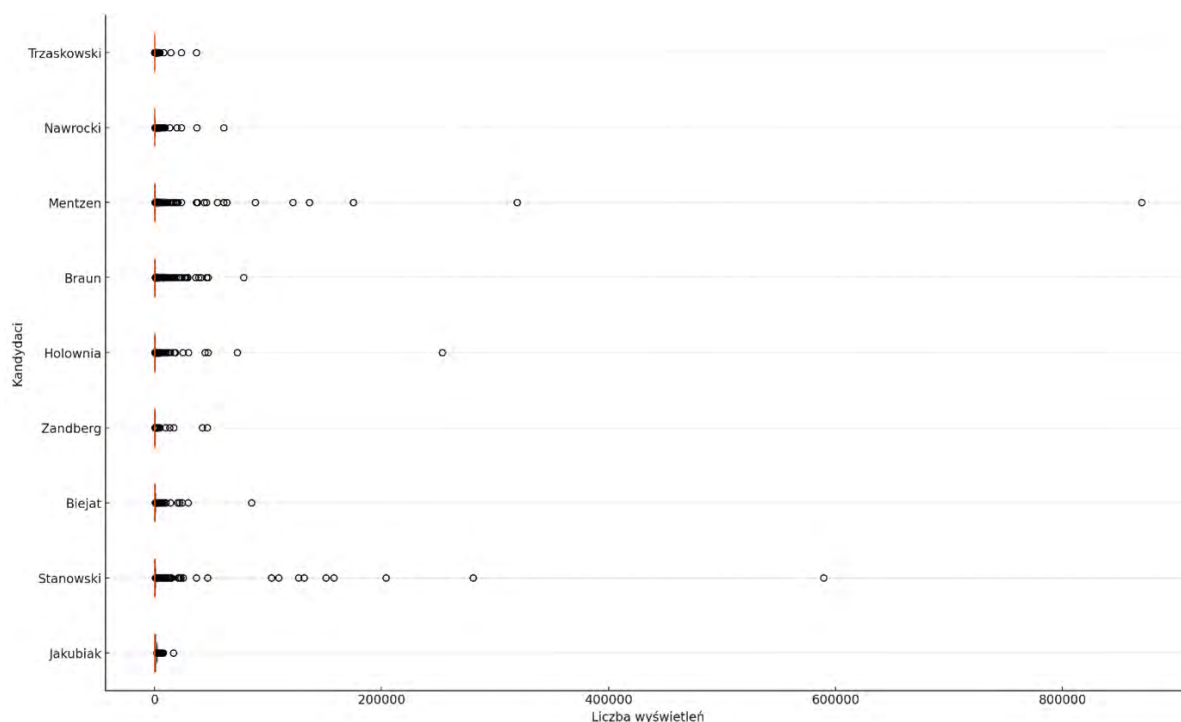


Źródło: Opracowanie własne

Trzeci wykres prezentuje rozkład liczby wyświetleń tweetów ( $v$ ), który ilustruje skalę widoczności treści publikowanych w ramach kampanii.

<sup>417</sup> D. Freelon, A. Marwick, D. Kreiss, *False Equivalence: Online Activism and Political Polarization*, „Social Media + Society” 6 (2020), nr 1, s. 43–46.

Rysunek 46. Rozkład liczby wyświetleń tweetów dla kandydatów



Źródło: Opracowanie własne

Powyższe rozkłady te mają charakter *heavy-tailed*, typowy dla danych społecznych, większość tweetów uzyskuje niskie zasięgi, podczas gdy nieliczne osiągają bardzo wysokie wartości. U kandydatów takich jak Sławomir Mentzen i Krzysztof Stanowski obserwuje się największe rozproszenie i liczne obserwacje odstające, przekraczające 400 tys. wyświetleń, co świadczy o wiralowym charakterze ich przekazu. Kandydaci tacy jak Hołownia, Braun czy Nawrocki prezentują bardziej zrównoważony rozkład zasięgów, natomiast Biejat, Zandberg i Jakubiak stosunkowo wąski zakres, co wskazuje na stabilny, ale ograniczony zasięg komunikacyjny.

Podsumowując, kandydaci o wysokich wartościach wskaźników  $\rho$  i  $\eta$  oraz szerokich rozkładach zasięgu (Mentzen, Stanowski) stosują strategię wirusową, opartą na emocjach i silnym rezonansie społecznym. Natomiast kandydaci o niższych wartościach tych miar (Trzaskowski, Nawrocki, Biejat) realizują strategię kontrolowaną, zorientowaną na spójność i przewidywalność przekazu. Pośrednie wyniki Hołowni i Zandberga wskazują na łączenie obu podejść – równowagę między oddolnym zaangażowaniem a komunikacją instytucjonalną.

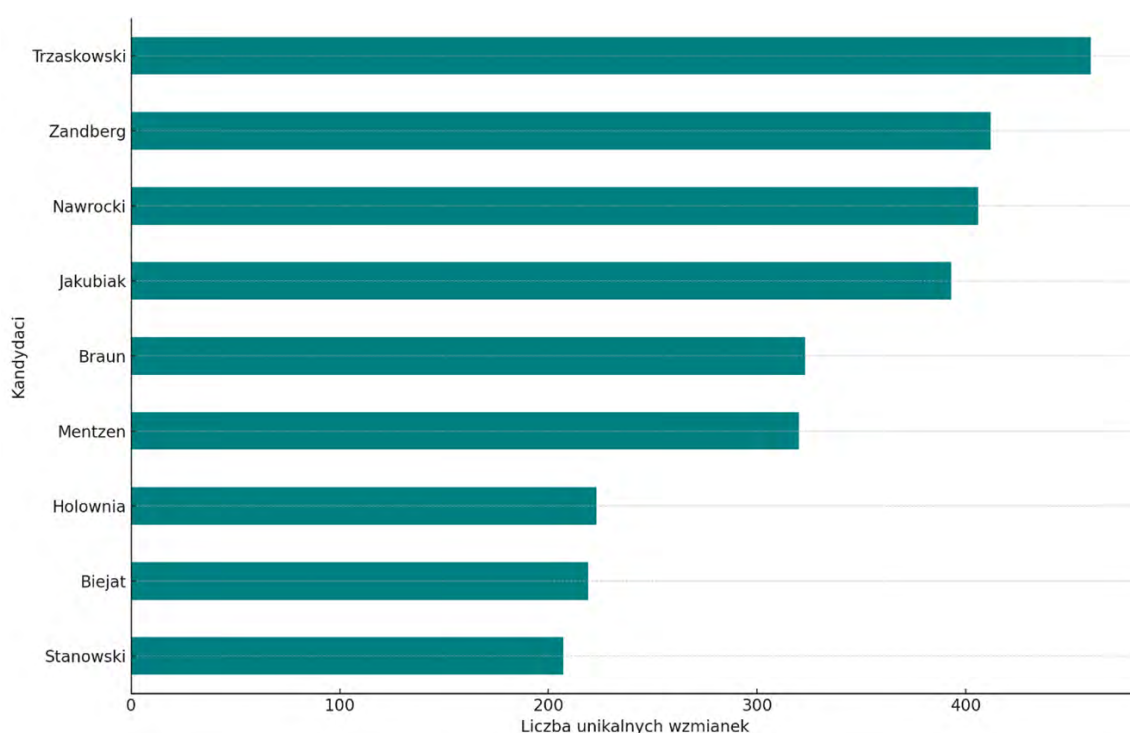
### 3.4.5. Strukturalna analiza sieci: wspomnienia, kohezja i spójność lokalna

W ramach zaawansowanej analizy struktury interakcji społecznych przeprowadzono ewaluację trzech istotnych parametrów sieciowych: liczby unikalnych użytkowników wspomnianych w tweetach, współczynnika grupowania (*clustering coefficient*) oraz gęstości grafu. Miary te umożliwiają ocenę zarówno różnorodności relacji, jak i spójności lokalnej i globalnej sieci.

Pierwszym analizowanym parametrem była liczba unikalnych użytkowników wspomnianych w tweetach, oznaczana jako  $M_u$ . Miara ta określa, jak szerokie spektrum użytkowników zostało włączone do dyskusji przez autora lub społeczność skupioną wokół danego kandydata. Wysoka wartość  $M_u$  oznacza inkluzywny i otwarty charakter komunikacji, angażujący wielu różnych uczestników dyskursu.

Wykres nr 47 przedstawia porównanie liczby unikalnych użytkowników wspomnianych w tweetach dla poszczególnych kandydatów. Najwyższą wartość osiągnął Rafał Trzaskowski ( $M_u \approx 450$ ), co wskazuje na dużą różnorodność społeczności oraz szeroką dyspersję interakcji. Z kolei kandydaci tacy jak Krzysztof Stanowski i Magdalena Biejat charakteryzują się znacznie niższymi wartościami ( $M_u < 250$ ), co sugeruje zamkniętą, mniej zróżnicowaną strukturę sieciową. Takie wyniki mogą oznaczać komunikację o ograniczonym zasięgu społecznym – zdominowaną przez powtarzalne interakcje w ramach własnego środowiska ideowego.

Rysunek 47. Liczba unikalnych użytkowników wspomnianych w tweetach



Źródło: Opracowanie własne

W drugiej analizie skupiono się na średnim współczynniku grupowania  $C$ , zdefiniowanym dla każdego wężła jako:

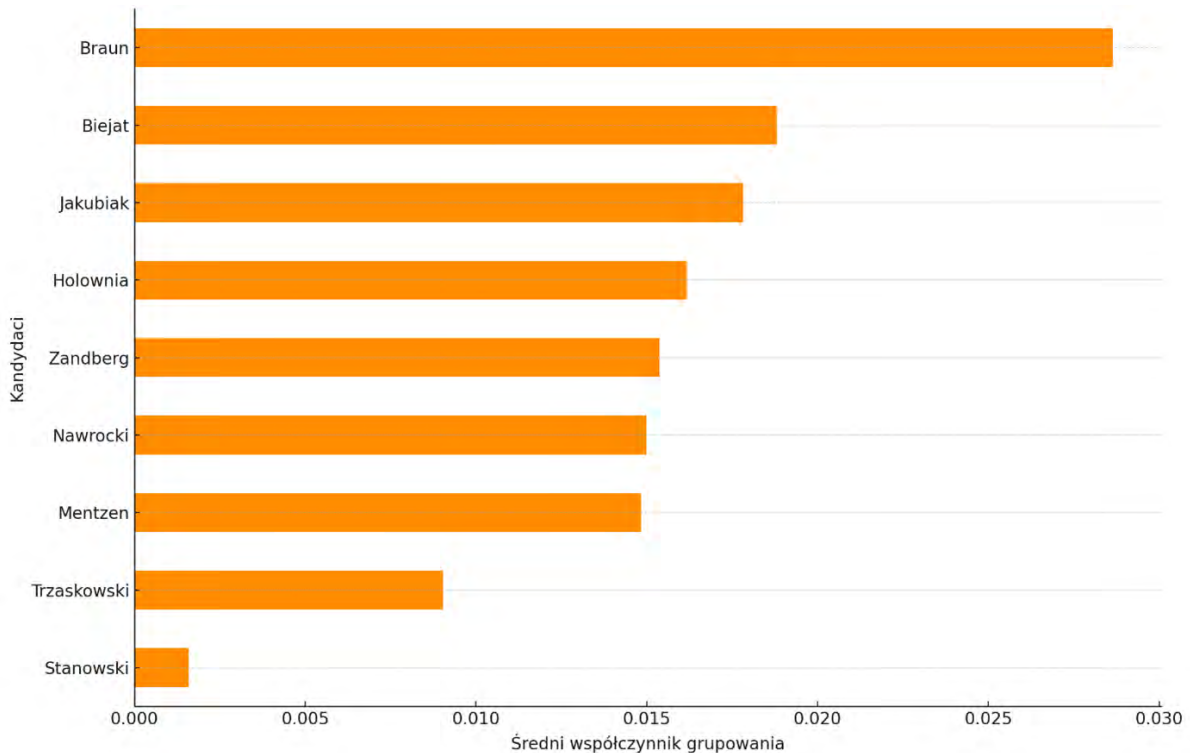
$$C_v = \frac{2T_v}{k_v(k_v - 1)}$$

gdzie:

- $T_v$  – liczba trójkątów (tj. zbiorów trzech użytkowników wzajemnie ze sobą połączonych),
- $k_v$  – liczba sąsiadów danego wężła.

Średnia wartość  $C$  dla całej sieci określa tendencję do tworzenia lokalnych klastrów, czyli grup użytkowników, którzy wchodzi z sobą w intensywne interakcje. Wysoki współczynnik grupowania oznacza dużą kohezję mikrostrukturalną, czyli gęste relacje w obrębie małych wspólnot.

Rysunek 48. Średni współczynnik grupowania sieci dla kandydatów



Źródło: Opracowanie własne

Wykres ukazuje zróżnicowanie wartości współczynnika grupowania pomiędzy sieciami kandydatów. Najwyższy poziom  $C \approx 0,03$  występuje w sieci Grzegorza Brauna, co oznacza

wysoką lokalną spójność, użytkownicy tworzą zamknięte grupy intensywnie ze sobą powiązane, co sprzyja wymianie informacji, ale ogranicza przepływ treści poza społeczność. Z kolei Rafał Trzaskowski ( $C \approx 0,009$ ) oraz Krzysztof Stanowski ( $C \approx 0,002$ ) mają sieci o niskim poziomie grupowania, co sugeruje bardziej hierarchiczny, rozproszony model komunikacji, w którym dominują centralne konta, a relacje pomiędzy zwykłymi użytkownikami są słabsze.

Trzecia metryka - gęstość grafu  $D$  - definiowana jest jako:

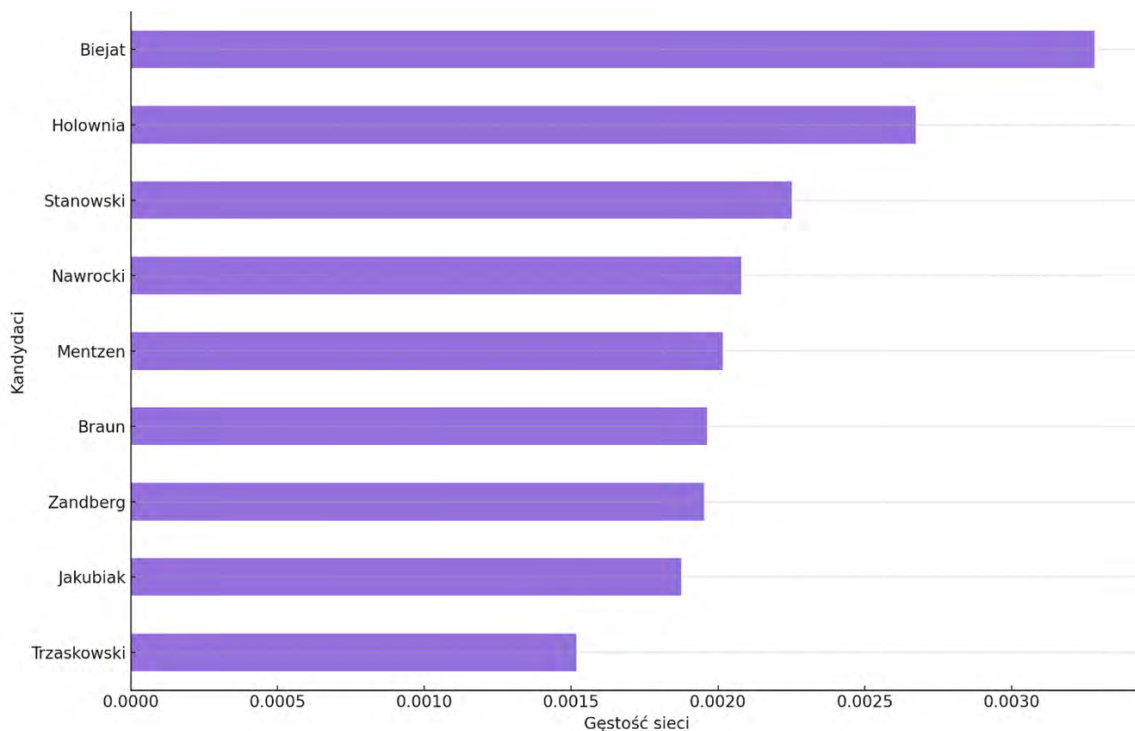
$$D = \frac{E}{N(N - 1)}$$

gdzie:

- $E$  – liczba istniejących krawędzi w sieci,
- $N$  – liczba węzłów.

Gęstość określa, jaka część wszystkich możliwych połączeń między użytkownikami rzeczywiście występuje w analizowanej sieci. Wysoka wartość  $D$  oznacza silną integrację i wysoką spójność komunikacyjną w skali całej wspólnoty.

Rysunek 49. Gęstość sieci społecznościowych dla kandydatów



Źródło: Opracowanie własne

Wartości gęstości grafu są zróżnicowane, co odzwierciedla różne stopnie powiązania użytkowników w poszczególnych sieciach. Najwyższą gęstością charakteryzują się sieci

Magdaleny Biejat ( $D \approx 0,0032$ ) i Szymona Hołowni ( $D \approx 0,0028$ ), w ich społecznościach występuje duża liczba połączeń pomiędzy użytkownikami, co świadczy o wysokiej spójności wewnętrznej i silnych więziach w grupie. Z kolei Rafał Trzaskowski ( $D \approx 0,0015$ ) i Mariusz Jakubiak ( $D \approx 0,0019$ ) tworzą sieci o strukturze bardziej drabinkowej z niewielką liczbą połączeń między zwykłymi użytkownikami, a dominującą rolą centralnych aktorów.

W celu syntetycznego podsumowania wyników przeprowadzonych analiz sieciowych zestawiono trzy kluczowe wskaźniki opisujące strukturę i spójność komunikacji w sieciach kandydatów. Poniższa tabela prezentuje wartości liczby unikalnych użytkowników wspomnianych w tweetach ( $M_u$ ), średniego współczynnika grupowania ( $C$ ) oraz gęstości sieci ( $D$ ) miar, które łącznie odzwierciedlają zróżnicowanie, lokalną kohezję oraz intensywność powiązań pomiędzy użytkownikami.

Porównanie tych trzech wskaźników pozwala uchwycić różnice w dynamice sieci, od struktur rozproszonych i otwartych, po zwarte i silnie zintegrowane społeczności. Wysokie wartości  $M_u$  wskazują na szeroki zasięg interakcji i otwartość komunikacji, natomiast wysokie  $C$  i  $D$  świadczą o gęstych, zamkniętych relacjach i wzmożonej wymianie treści w obrębie wspólnoty.

Tabela 3. Zestawienie wartości wskaźników strukturalnych ( $M_u$ ,  $C$ ,  $D$ )

Kandydat	Liczba unikalnych wspomnień ( $M_u$ )	Średni współczynnik grupowania ( $C$ )	Gęstość sieci ( $D$ )	Interpretacja strukturalna
Rafał Trzaskowski	$\approx 450$ (wysokie)	0.009 (niskie)	0.0015 (niskie)	Szeroki, rozproszony dyskurs, niska spójność lokalna
Adrian Zandberg	410 (wysokie)	0.015 (średnie)	0.0020 (średnie)	Aktywna, umiarkowanie spójna sieć partyjna
Karol Nawrocki	400 (średnie-wysokie)	0.015 (średnie)	0.0021 (średnie)	Zrównoważona struktura, umiarkowana integracja
Marek Jakubiak	380 (średnie)	0.017 (średnie)	0.0019 (średnie)	Kohezja lokalna, ograniczony zasięg globalny
Grzegorz Braun	320 (średnie)	0.029 (wysokie)	0.0020 (średnie)	Silnie klastrowa, kohezjna struktura wewnętrzna
Sławomir Mentzen	320 (średnie)	0.015 (średnie)	0.0020 (średnie)	Zbalansowana struktura z umiarkowaną spójnością

Szymon Hołownia	220 (niskie)	0.016 (średnie)	0.0028 (wysokie)	Gęsta, dobrze połączona sieć sympatyków i mediów
Magdalena Biejat	210 (niskie)	0.018 (średnie)	0.0032 (wysokie)	Sieć zwarta, lokalnie silnie powiązana (wewnątrzpartyjna)
Krzysztof Stanowski	200 (niskie)	0.002 (bardzo niskie)	0.0024 (średnie)	Skrajnie scentralizowana struktura przekazu

Źródło: Opracowanie własne na podstawie danych z platformy X (2025)

Kandydaci tacy jak Rafał Trzaskowski i Adrian Zandberg reprezentują model otwarty, charakteryzujący się dużą liczbą unikalnych interakcji, ale niskim poziomem lokalnej spójności. Ich komunikacja jest szeroka, lecz rozproszona, skierowana do wielu niezależnych grup odbiorców. Z kolei Magdalena Biejat i Szymon Hołownia realizują model zwarty, w którym gęstość sieci i poziom grupowania są wysokie. Oznacza to obecność zintegrowanych wspólnot, w których przekaz krąży intensywnie wewnątrz grupy, lecz rzadziej wychodzi poza jej granice. Natomiast Grzegorz Braun i Sławomir Mentzen tworzą model hybrydowy, ich sieci łączą umiarkowaną liczbę połączeń z relatywnie dużą kohezją lokalną, co zapewnia równowagę między skalą a spójnością przekazu.

W rezultacie uzyskany obraz pokazuje, że różnice w strukturze sieci społecznych kandydatów nie wynikają wyłącznie z poziomu aktywności, lecz odzwierciedlają także odmienne strategie komunikacyjne i style zarządzania przepływem informacji. Sieci o dużej spójności (wysokie C i D) są bardziej odporne na dezinformację i skuteczniejsze w mobilizacji elektoratu, natomiast sieci rozproszone (wysokie  $M_u$ , niskie C) charakteryzują się większym zasięgiem, ale mniejszą stabilnością informacyjną.

### 3.4.6. Analiza sentymentu wypowiedzi użytkowników X

Analiza sentymentu, określana również mianem analizy opinii, wywodzi się z dziedziny przetwarzania języka naturalnego (NLP) oraz lingwistyki komputerowej. Jej celem jest identyfikacja i ekstrakcja subiektywnych informacji zawartych w tekstach, w szczególności emocjonalnej polaryzacji czyli zaklasyfikowanie ich jako pozytywnych, negatywnych lub neutralnych. Początkowo stosowana była w badaniach opinii konsumenckich, jednak w ostatnich latach znalazła szerokie zastosowanie w analizach społeczno-politycznych, w tym w badaniach dyskursu wyborczego.

Pierwsze klasyczne podejścia opierały się na algorytmach statystycznych, takich jak Naive Bayes czy Support Vector Machines (SVM), które klasyfikowały teksty na podstawie zestawów cech n-gramowych<sup>418</sup>.

Kolejnym etapem rozwoju były metody słownikowe, bazujące na zbiorach słów o znanym nacechowaniu emocjonalnym, takich jak AFINN, SentiWordNet czy VADER<sup>419</sup>. W niniejszym badaniu zastosowano podejście oparte na słowniku VADER, ze względu na jego wysoką skuteczność w analizie krótkich form językowych charakterystycznych dla mediów społecznościowych.

Model VADER (*Valence Aware Dictionary and sEntiment Reasoner*) łączy cechy metod leksykalnych i regułowych. Słownik VADER obejmuje ponad siedem tysięcy jednostek leksykalnych o przypisanym nacechowaniu emocjonalnym (wartość w zakresie od -4 do +4), a jego działanie wzmacniają reguły kontekstowe uwzględniające: negacje, intensyfikatory, interpunkcję i wielkie litery<sup>420</sup>.

Zaletą modelu jest jego transparentność i prostota interpretacji, co pozwala na zrozumienie, dlaczego dana wypowiedź została sklasyfikowana jako pozytywna bądź negatywna. W przeciwieństwie do metod opartych na sieciach neuronowych, model VADER nie wymaga etykietowania danych ani uczenia na dużych korpusach. Wadą natomiast jest ograniczona zdolność rozpoznawania sarkazmu, ironii czy idiomów, co w analizach politycznych może prowadzić do uproszczenia rzeczywistego tonu wypowiedzi. W najnowszych podejściach wykorzystuje się transformerowe modele językowe, takie jak BERT, RoBERTa czy XLNet, które dzięki mechanizmowi uwagi (*attention*) potrafią uchwycić kontekst znaczeniowy i relacje semantyczne pomiędzy słowami<sup>421</sup>. Modele te osiągają bardzo wysoką skuteczność, jednak wymagają dużych zasobów obliczeniowych i dostosowania językowego (*fine-tuning*). W dalszych etapach badań planowane jest porównanie wyników uzyskanych z modelu VADER z modelem RoBERTa (*cardiffnlp/twitter-roberta-base-sentiment*) w celu porównania wyników i poprawy interpretacji kontekstu emocjonalnego w tweetach. Nie zastosowano tego porównania na obecnym etapie z kilku powodów natury metodologicznej i technicznej.

---

<sup>418</sup> C. D. Manning, H. Schütze, *Foundations of Statistical Natural Language Processing*, MIT Press, Cambridge, MA 1999, s. 151–176.

<sup>419</sup> F. Å. Nielsen, *AFINN: A New Word List for Sentiment Analysis of Microblogs*, Technical University of Denmark, IMM Working Paper, Kopenhaga 2011, s. 3–5.

<sup>420</sup> C. J. Hutto, E. Gilbert, *VADER: A Parsimonious Rule-based Model for Sentiment Analysis of Social Media Text*, [w:] *Proceedings of the International Conference on Weblogs and Social Media (ICWSM)*, AAAI Press, Ann Arbor, MI 2014, s. 216–225.

<sup>421</sup> J. Devlin, M.-W. Chang, K. Lee, K. Toutanova, *BERT: Pre-training of Deep Bidirectional Transformers for Language Understanding*, [w:] *Proceedings of the 2019 Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics: Human Language Technologies (NAACL-HLT)*, Association for Computational Linguistics, Minneapolis 2019, s. 4171–4186.

Po pierwsze, modele typu transformerowego (BERT, RoBERTa) wymagają znacznie większych zasobów obliczeniowych i dłuższego czasu trenowania lub inferencji, co przy analizie setek tysięcy tweetów istotnie zwiększa koszt i złożoność obliczeń. Zastosowanie ich w badaniach eksploracyjnych mogłoby więc utrudnić wstępną analizę porównawczą między kandydatami. Po drugie, modele te są uczone głównie na danych w języku angielskim, natomiast język polski – używany w analizowanym zbiorze tweetów – wymagałby zastosowania modelu przetrenowanego na polskim korpusie (np. *herBERT*, *PolEmo2.0*). Wersja RoBERTa używana w badaniach nad językiem angielskim (*CardiffNLP*) wymagałaby więc adaptacji międzyjęzykowej (*cross-lingual fine-tuning*), co wykracza poza zakres bieżącego etapu badań. Po trzecie, model VADER stanowi rozwiązanie bardziej transparentne i interpretowalne, co jest szczególnie istotne na etapie wstępnego modelowania emocji i nastroju w komunikacji politycznej. W przeciwieństwie do modeli neuronowych, VADER umożliwia łatwe zrozumienie, które elementy wypowiedzi wpłynęły na końcową ocenę sentymentu (np. słowa nacechowane emocjonalnie, interpunkcja, negacje). Dzięki temu pozwala na uzyskanie wyników o wysokiej przejrzystości i replikowalności, co jest kluczowe w badaniach ilościowych o charakterze eksploracyjnym. Podsumowując, wybór VADER-a jako modelu bazowego był uzasadniony prostotą interpretacji, dostosowaniem do języka mediów społecznościowych oraz ograniczeniami sprzętowymi.

Dla każdego tweetu  $t$  wyznaczono wartość sentymentu  $S(t) \in [-1, 1]$ , gdzie wartości ujemne oznaczają ton negatywny, dodatnie – pozytywny, a wartość bliska zera wskazuje na neutralność. Całkowity sentyment  $S$  dla danego kandydata obliczono jako:

$$\bar{S}_k = \frac{1}{n_k} \sum_{i=1}^{n_k} S(t_i)$$

gdzie:

- $n_k$  – liczba tweetów związanych z kandydatem  $k$
- $S(t_i)$  – wynik sentymentu dla  $i$ -tego tweetu.

W analizie uwzględniono próbkę do 500 tweetów dla każdego kandydata, zachowując spójność wielkości próby i ograniczając wpływ outlierów.

Analiza została przeprowadzona przy użyciu biblioteki *vaderSentiment* w Pythonie<sup>422</sup>:

---

<sup>422</sup> C. J. Hutto, *The vaderSentiment Python Library*, wersja 3.3.2, GitHub Repository, <https://github.com/cjhutto/vaderSentiment>, dostęp: 12.01.2025.

```

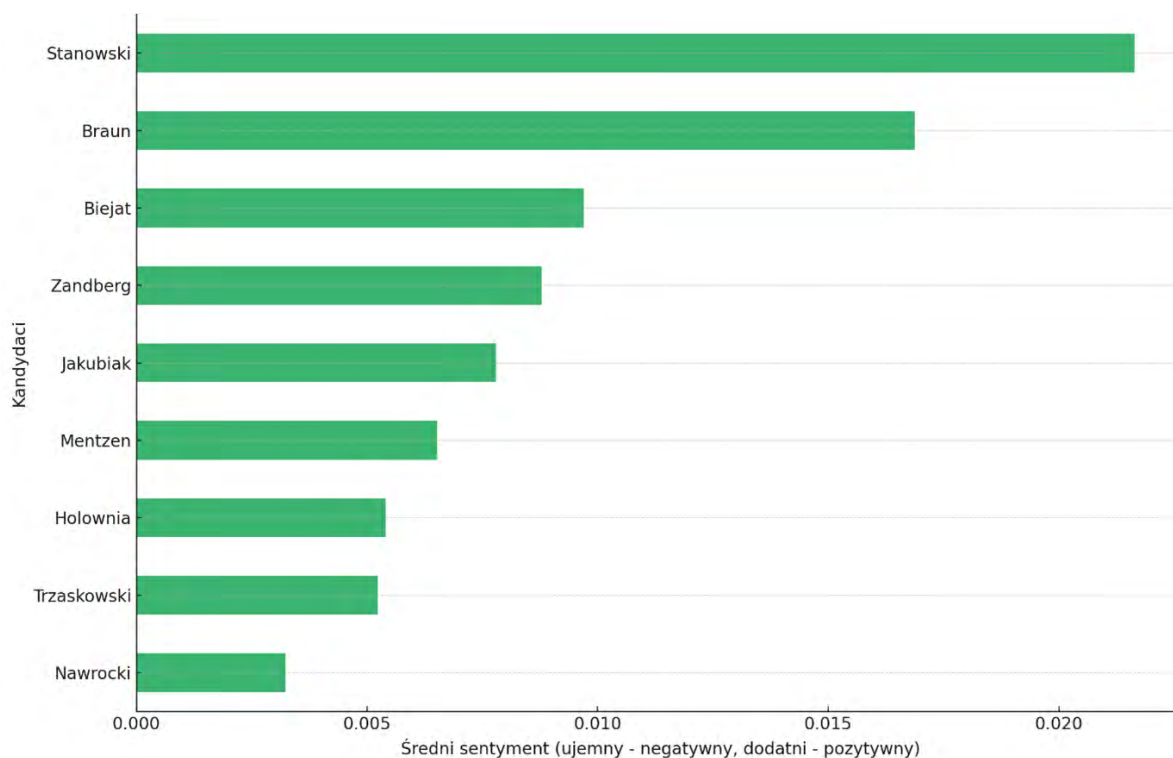
from vaderSentiment.vaderSentiment import SentimentIntensityAnalyzer
analyzer = SentimentIntensityAnalyzer()

# Przykład obliczenia sentymentu
sentiment = analyzer.polarity_scores(tweet)
compound_score = sentiment['compound']

```

Wyniki były agregowane dla każdego kandydata, a średnia wartość *compound* posłużyła do konstrukcji wykresu porównawczego.

Rysunek 50. Średni sentyment tweetów (próbka do 500 tweetów)



Źródło: Opracowanie własne

Średni sentyment tweetów różnicuje się w zależności od kandydata. Najwyższy wynik odnotowano u Krzysztofa Stanowskiego ( $S \approx 0,021$ ), co może wynikać z pozytywnego odbioru jego przekazu i dużego zaangażowania społeczności. Kolejne wysokie wartości uzyskali Grzegorz Braun ( $S \approx 0,017$ ) oraz Magdalena Biejat ( $S \approx 0,013$ ), co wskazuje na emocjonalne poparcie w obrębie ich bańek informacyjnych.

Z kolei najniższe wartości sentymentu odnotowano u Karola Nawrockiego ( $S \approx 0,003$ ) i Rafała Trzaskowskiego ( $S \approx 0,005$ ), co może świadczyć o przewadze tonów krytycznych

bądź o neutralnym, faktograficznym charakterze publikowanych treści. Szymon Hołownia i Sławomir Mentzen uzyskali wartości oscylujące wokół zera, co można interpretować jako równowagę między tonem pozytywnym a negatywnym, typową dla przekazów o zrównoważonym charakterze.

Uzyskane wartości sentymentu ujawniają zróżnicowane strategie komunikacyjne stosowane przez kandydatów w trakcie kampanii prezydenckiej, które odzwierciedlają nie tylko ich styl przekazu, lecz również sposób budowania relacji z odbiorcami i zarządzania emocjami w przestrzeni cyfrowej.

Pierwszy z wyraźnie zarysowanych modeli można określić mianem strategii afirmacyjnej. Charakteryzuje się ona dominacją pozytywnego sentymentu i nacechowanego emocjonalnie języka, który pełni funkcję mobilizującą i wspólnototwórczą. Kandydaci tacy jak Krzysztof Stanowski, Grzegorz Braun czy Magdalena Biejat konstruują swój przekaz w sposób wzmacniający poczucie identyfikacji grupowej i potwierdzający wspólne wartości. W ich przypadku emocjonalny ton wypowiedzi nie jest wyłącznie efektem spontanicznej reakcji użytkowników, lecz elementem świadomej strategii komunikacyjnej mającej na celu utrzymanie zaangażowania i lojalności elektoratu. Wysoki poziom pozytywnego sentymentu świadczy o tym, że przekaz jest odbierany afirmatywnie, często w obrębie spójnych, ideologicznie jednorodnych społeczności, które wzmacniają własne narracje poprzez powtarzalne interakcje i wewnętrzne rezonowanie emocjonalne.

Odmienny charakter ma strategia neutralno-informacyjna, widoczna w komunikacji Rafała Trzaskowskiego, Szymona Hołowni i Sławomira Mentzena. W tym przypadku dyskurs polityczny przyjmuje bardziej zrównoważony ton, w którym emocje są wyciszone, a treści koncentrują się na przekazie merytorycznym. Dominacja wypowiedzi o neutralnym lub lekko pozytywnym wydźwięku sugeruje, że kluczowym celem tej strategii jest prezentowanie wiarygodności i kompetencji, a nie emocjonalna mobilizacja odbiorców. Komunikacja tego typu może sprzyjać postrzeganiu kandydatów jako racjonalnych i umiarkowanych, lecz jednocześnie wiąże się z mniejszą wirusowością przekazu. Neutralny ton często przekłada się na ograniczone interakcje użytkowników, co wskazuje na pewną trudność w generowaniu silnych reakcji emocjonalnych w przestrzeni cyfrowej.

Trzeci model określany jako strategia polaryzacyjna obejmuje kandydatów takich jak Adrian Zandberg i Karol Nawrocki. Charakteryzuje się on równoczesnym występowaniem treści o pozytywnym i negatywnym nacechowaniu emocjonalnym, co prowadzi do silnego zróżnicowania odbioru przekazu. Tego rodzaju komunikacja często generuje wysokie zaangażowanie, ale opiera się na konflikcie emocjonalnym między zwolennikami a przeciwnikami. Zja-

wisko to jest typowe dla debat politycznych w środowiskach spolaryzowanych, gdzie dyskusja nabiera cech antagonizmu, a emocje zarówno afirmacyjne, jak i negatywne – stają się głównym narzędziem kształtowania wizerunku. W tym kontekście niska wartość średniego sentymentu niekoniecznie oznacza negatywny odbiór, lecz raczej intensywną dynamikę emocjonalną i wysoki poziom interakcji pomiędzy grupami o odmiennych postawach ideowych.

Zestawienie wyników pozwala zauważyć, że emocjonalność przekazu w mediach społecznościowych jest w dużej mierze funkcją stylu komunikacyjnego, pozycji politycznej oraz społecznego kontekstu odbioru. Kandydaci stosujący komunikację opartą na emocjach pozytywnych budują lojalne, zamknięte wspólnoty cyfrowe, natomiast ci, którzy preferują ton neutralny, starają się kształtować wizerunek ekspercki i kontrolować dyskurs. Z kolei przekaz o charakterze polaryzacyjnym wskazuje na wykorzystanie emocji negatywnych jako narzędzia mobilizacji i konfrontacji. Analiza sentymentu ujawnia zatem, że dyskurs polityczny w kampanii prezydenckiej 2025 roku nie tylko odzwierciedla układ poparcia społecznego, lecz także pokazuje, w jaki sposób emocje stają się istotnym elementem budowania politycznej widoczności, tożsamości oraz władzy symbolicznej w cyfrowym środowisku komunikacyjnym.

### 3.4.7. Macierze wzmianek – modelowanie relacji informacyjnych

W celu pogłębionej analizy struktury interakcji pomiędzy użytkownikami platformy X skonstruowano *macierze wzmianek* dla każdego z analizowanych kandydatów. Macierze te umożliwiają odwzorowanie relacji komunikacyjnych w przestrzeni sieci społecznościowej, w której zarówno kierunek, jak i częstotliwość wzmianek między użytkownikami odgrywają kluczową rolę w kształtowaniu przepływu informacji.

Każda macierz stanowi reprezentację skierowanego grafu relacji, gdzie:

- wiersze odpowiadają autorom tweetów,
- kolumny – użytkownikom wspomnianym w treści,
- wartości liczbowe – częstotliwości wzmiankowania, tj. ile razy użytkownik  $u_i$  wspomniał  $u_j$ .

Formalnie, dla zbioru użytkowników

$$U = \{u_1, u_2, u_3, \dots, u_n\}$$

macierz wzmianek

$$M \in \mathbb{N}^{n \times n}$$

definiowana jest jako:

$$M_{ij} = m(u_i, u_j)$$

gdzie

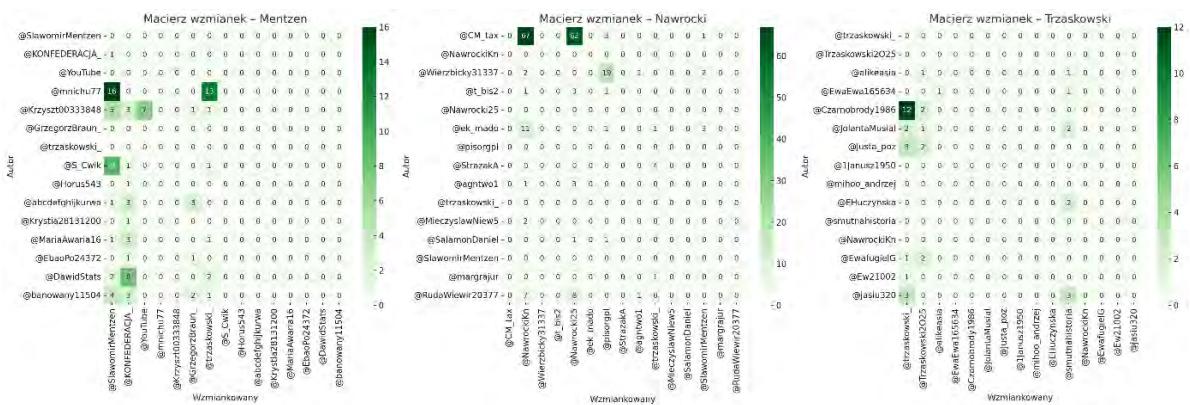
- $m(u_i, u_j)$  oznacza liczbę wzmianek, w których użytkownik  $u_i$  wspomniał użytkownika  $u_j$ .

Relacja ta ma charakter kierunkowy, a zatem:

$$M\{ij\} \neq M\{ji\}$$

co odzwierciedla asymetrię interakcji – typową dla środowisk cyfrowych, w których relacje mają charakter nadawczo-odbiorczy.

Rysunek 51. Macierze wzmianek (#Jakubiak, #Stanowski, #Biejat)



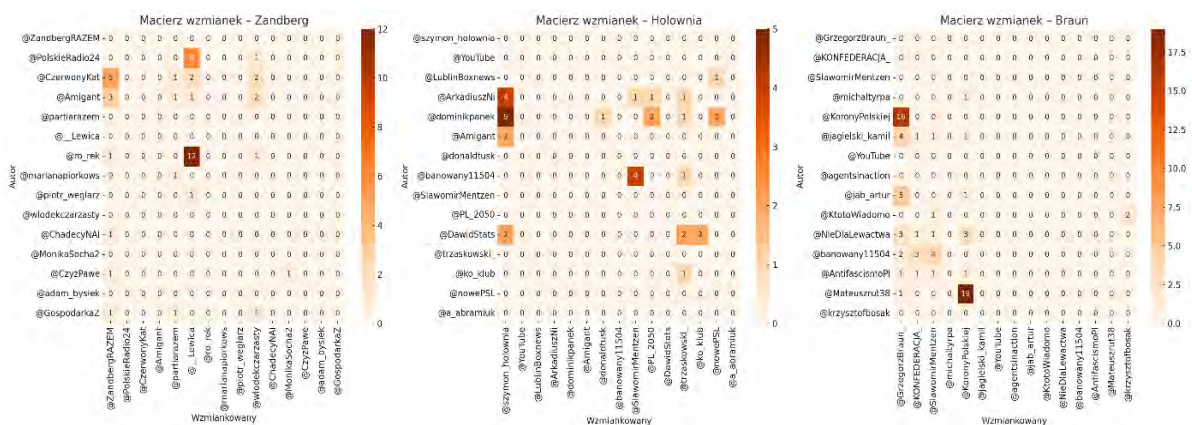
Źródło: Opracowanie własne

Na pierwszym zestawie macierzy wzmianek (Mentzen, Nawrocki, Trzaskowski) widoczne są trzy różne modele relacji sieciowych. W sieci Sławomira Mentzena (pierwsza macierz) dominują jednostkowe źródła wysokiej intensywności – pojedyncze konta generują dużą liczbę wzmianek, podczas gdy pozostałe użytkownicy pozostają relatywnie nieaktywne. Tego rodzaju struktura jest typowa dla silnie hierarchicznych sieci, w których występują centralne węzły przekazu (*huby komunikacyjne*). Wskazuje to na zorganizowany charakter dystrybucji treści, mogący mieć podłoże w działaniach amplifikacyjnych lub automatyzacji przekazu.

Macierz Karola Nawrockiego prezentuje strukturę skoncentrowaną wokół lokalnych dominatorów komunikacyjnych. Widoczne są liczne powiązania pomiędzy ograniczoną grupą użytkowników, co świadczy o strukturze amplifikacyjnej, w której powielane są treści z jednego źródła. To charakterystyczny wzorzec dla sieci o kontrolowanej cyrkulacji informacji, w których przekaz jest utrzymywany wewnątrz zamkniętego grona odbiorców.

Odwrotny układ obserwujemy w macierzy Rafała Trzaskowskiego, gdzie relacje są bardziej rozproszone i zdecentralizowane. Liczba wzmianek jest równomiernie rozłożona między różne konta, co wskazuje na organiczny charakter interakcji. Brak dominujących węzłów centralnych sugeruje, że sieć Trzaskowskiego funkcjonuje jako otwarty system dyskusyjny, w którym uczestnicy samodzielnie inicjują wymianę informacji, a nie są kierowani centralnie przez koordynatora przekazu.

Rysunek 52. Macierze wzmianek (#Zandberg, #Hołownia, #Braun)

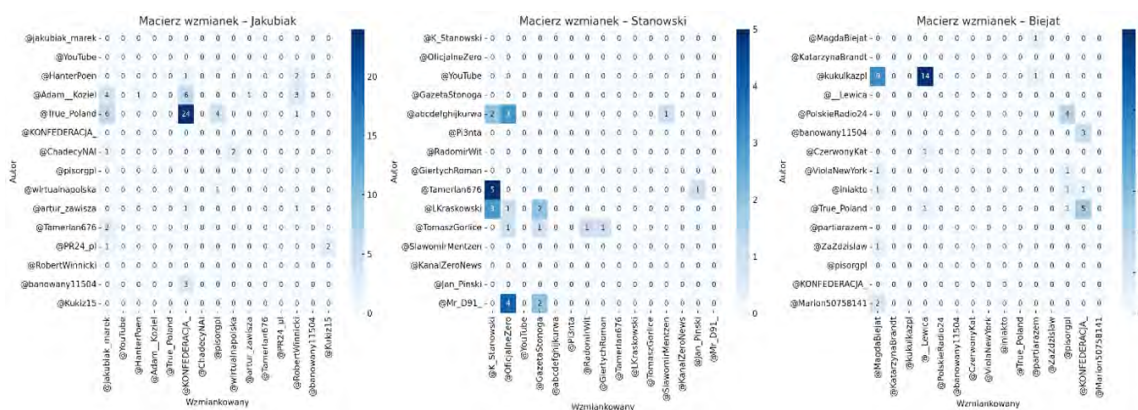


Źródło: Opracowanie własne

Drugi zestaw macierzy wzmianek (Zandberg, Hołownia, Braun) ujawnia zróżnicowanie między strukturami o charakterze ideologicznym, rozproszonym i wspólnotowym. Adrian Zandberg wykazuje wyraźną spójność wewnętrzną ponieważ większość wzmianek pochodzi od użytkowników powiązanych z jego środowiskiem politycznym, w tym z kontami partii Razem i Lewicy. Świadczy to o silnym zakotwiczeniu komunikacji w obrębie ideologicznej wspólnoty oraz o charakterze sieciowym o wysokiej lojalności wewnętrznej. Z kolei Szymon Hołownia charakteryzuje się dużą różnorodnością wzmianek przy niskiej ich intensywności. Widoczne jest rozproszenie relacji między różnymi użytkownikami, co sugeruje dyspersyjny model komunikacji. Struktura taka jest typowa dla sieci o szerokim, ale mało powtarzalnym zasięgu – przekaz dociera do wielu grup, ale nie tworzy silnych, trwałych więzi komunikacyjnych.

Natomiast w przypadku Grzegorza Brauna zauważalna jest koncentracja komunikacji wokół kont powiązanych z ruchem Konfederacji oraz z pravicowymi mediami. Wysokie wartości w macierzy potwierdzają istnienie zwartej grupy użytkowników powielających przekaz w sposób systematyczny. Struktura ta przypomina sieci amplifikacyjne, w których występuje silna wewnętrzna kohezja i duża liczba relacji wzajemnych.

Rysunek 53. Macierze wzmianek (#Mentzen, #Nawrocki, #Trzaskowski)



Źródło: Opracowanie własne

Trzeci zestaw macierzy (Jakubiak, Stanowski, Biejat) reprezentuje odmienne style komunikacji, rozciągające się od struktur relatywnie zamkniętych po lokalnie zorganizowane mikrowspólnoty. Dla Marka Jakubiaka charakterystyczne są powtarzalne relacje pomiędzy ograniczoną liczbą kont medialnych i politycznych. Wysoka liczba wzmianek pochodzących od kilku aktywnych użytkowników sugeruje istnienie ręcznie zarządzanych kampanii promocyjnych bądź działań amplifikacyjnych o charakterze półautomatycznym. W przypadku Krzysztofa Stanowskiego liczba relacji jest ograniczona, ale część z nich wykazuje silne natężenie w obrębie określonych użytkowników (np. @OficjalneZero, @GazetaStonoga). Może to wskazywać na istnienie sieci powiązanych kanałów medialnych, które wzajemnie wspierają widoczność przekazu. Z kolei Magdalena Biejat prezentuje strukturę o wysokiej intensywności lokalnych relacji, głównie w obrębie środowisk lewicowych i organizacji społecznych. Duża liczba wzajemnych wzmianek między powiązаныmi kontami sugeruje istnienie silnych więzi ideologicznych i efektywnego systemu dystrybucji treści w obrębie wspólnoty o ugruntowanej tożsamości.

Macierze wzmianek stanowią nie tylko wizualne odwzorowanie gęstości relacji, ale również narzędzie analityczne pozwalające na ilościową ocenę wpływu użytkowników. Dla każdego użytkownika można wyznaczyć tzw. *indeks wspomnieniowy*, który opisuje jego znaczenie w sieci komunikacyjnej:

$$I_j = \sum_{i=1}^n M_{ij}$$

gdzie:

- $I_j$  – indeks wspomnieniowy użytkownika  $j$ , oznaczający łączną liczbę wzmianek, w których dany użytkownik został przywołany przez innych;
- $M_{ij}$  – element macierzy wzmianek, określający liczbę przypadków, w których użytkownik  $u_i$  wspomniał użytkownika  $u_j$ ;
- $n$  – liczba wszystkich użytkowników analizowanych w sieci (rozmiar macierzy  $M$ );
- $i$  – indeks wiersza (nadawca wzmianki);
- $j$  – indeks kolumny (adresat wzmianki).

Miara ta informuje, jak często dany użytkownik był wspominany przez innych, a więc określa jego pasywny wpływ w ramach dyskursu. Wysoka wartość tego wskaźnika oznacza, że użytkownik jest kluczowym punktem odniesienia w sieci informacyjnej.

Macierze wzmianek mogą być również przekształcane w wagowe macierze sąsiedztwa, co pozwala na zastosowanie metod wykrywania społeczności (np. algorytm Louvaina), obliczanie modularności czy analizę przepływu informacji. Dzięki temu możliwe jest modelowanie procesów polaryzacji, detekcji anomalii, a także propagacji treści w sieci.

Analiza macierzy wzmianek ujawnia odmienne strategie komunikacyjne i struktury sieciowe kandydatów, które odzwierciedlają ich styl obecności w mediach społecznościowych. Kandydaci tacy jak Mentzen, Braun czy Nawrocki posługują się modelami scentralizowanymi, opartymi na intensywnych relacjach w obrębie ograniczonej grupy kont. Tego typu sieci są efektywne w szybkiej amplifikacji przekazu, lecz ograniczają zasięg komunikacji poza krąg zwolenników. Z kolei Trzaskowski, Hołownia i Biejat korzystają z bardziej otwartych i zdecentralizowanych struktur, które sprzyjają autentycznej wymianie informacji i wzmacniają charakter deliberacyjny komunikacji. W przypadku Zandberga i Brauna widoczna jest silna kohezja wewnętrzna, co odzwierciedla ideologicznie jednorodny przekaz, utrwalający spójność wspólnoty politycznej. Macierze wzmianek ujawniają zatem nie tylko różnice w stylu komunikacji, ale także mechanizmy organizacji i kontroli przekazu. Pozwalają dostrzec, które sieci są spontaniczne i pluralistyczne, a które zhierarchizowane i sterowane. W kontekście kampanii politycznej 2025 roku, analiza ta ukazuje, że obecność cyfrowa kandydatów odzwierciedla ich strategie mobilizacji i zarządzania dyskursem politycznym – od organicznego budowania relacji po zorganizowaną amplifikację ideologiczną.

### **3.4.8. Analiza współwystępowania hashtagów w sieciach kandydatów**

Analiza współwystępowania hashtagów stanowi istotny etap strukturalnego badania komunikacji politycznej w mediach społecznościowych. Jej celem jest identyfikacja dominują-

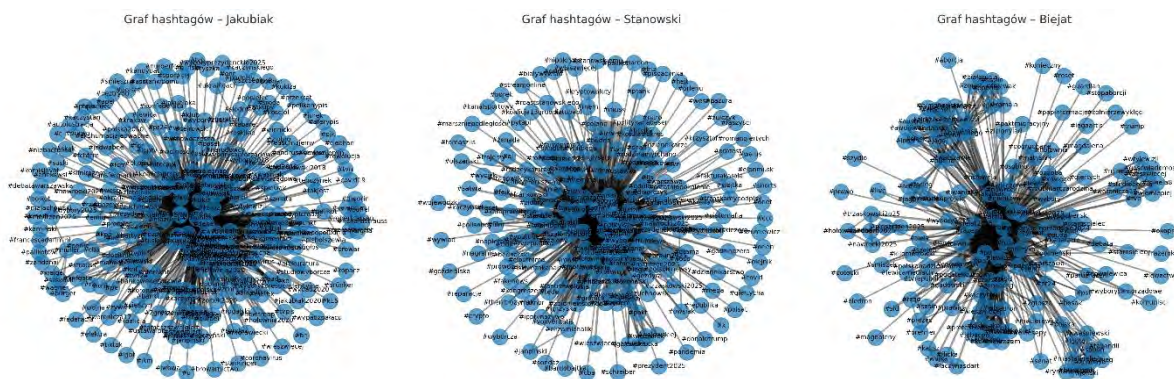
cych wątków tematycznych oraz zbadanie ich wzajemnych relacji w obrębie dyskursu tworzonego wokół kandydatów. Grafy hashtagów przedstawiają zatem sieci semantyczne, w których węzły odpowiadają pojedynczym tagom, natomiast krawędzie symbolizują ich współwystępowanie w ramach jednego tweeta. Tego rodzaju modelowanie umożliwia nie tylko obserwację najczęściej używanych haseł, lecz także analizę kohezji przekazu czyli stopnia spójności tematycznej i ideologicznej komunikacji w danej sieci.

Formalnie, sieć współwystępowania hashtagów można przedstawić jako nieskierowany graf  $G = (V,E)$ , w którym zbiór wierzchołków  $V$  reprezentuje wszystkie hashtagi użyte w analizowanym korpusie tweetów, a para  $(h_i, h_j)$  należy do zbioru krawędzi  $E$ , jeśli dane hashtagi wystąpiły wspólnie co najmniej raz w jednym poście. Wagi krawędzi  $w_{ij}$  określają częstotliwość współwystąpień, co pozwala na ilościową ocenę siły powiązań tematycznych pomiędzy poszczególnymi wątkami. Tak zdefiniowany graf może być następnie analizowany za pomocą klasycznych metod z zakresu analizy sieci - m.in. modularności, centralności węzłów, rozkładu stopni oraz wykrywania klastrów tematycznych. Zastosowanie tego podejścia jest uzasadnione metodologicznie, gdyż współwystępowanie słów kluczowych stanowi jedno z podstawowych narzędzi badań semantycznych, umożliwiając identyfikację dominujących struktur znaczeniowych w dyskursie publicznym.

Wyniki analizy wizualnej sieci hashtagów pokazują znaczące zróżnicowanie pomiędzy poszczególnymi kandydatami, zarówno pod względem gęstości powiązań, jak i spójności semantycznej. W przypadku Sławomira Mentzena graf ma wyraźnie scentralizowany charakter, z gęstym rdzeniem utworzonym przez hashtagi odnoszące się do idei wolnorynkowych, libertariańskich i antyunijnych ( $\#mentzen$ ,  $\#konfederacja$ ,  $\#wolność$ ). Taka struktura sugeruje istnienie dobrze skoordynowanego przekazu ideologicznego, w którym główne wątki są silnie wzajemnie powiązane i konsekwentnie powielane przez użytkowników. Z kolei sieć Karola Nawrockiego cechuje się wyraźną dyspersją tematyczną ponieważ hashtagi tworzą liczne mniejsze skupiska wokół tematów patriotycznych, edukacyjnych i historycznych ( $\#IPN$ ,  $\#patriotyzm$ ,  $\#edukacja$ ). Taki układ odzwierciedla instytucjonalny charakter komunikacji kandydata, w której przeważają przekazy informacyjne, często o charakterze merytorycznym, a mniej emocjonalnym. Sieć Rafała Trzaskowskiego z kolei ukazuje dualny model komunikacji, część hashtagów skupia się wokół wątków programowych i obywatelskich ( $\#koalicjao-bywatelska$ ,  $\#Trzaskowski2025$ ), natomiast inne dotyczą tematów opozycyjnych i krytycznych wobec rządu ( $\#lexTusk$ ,  $\#wolnemedi$ ,  $\#TVPis$ ). Tego rodzaju struktura potwierdza, że przekaz Trzaskowskiego łączy elementy kampanii wizerunkowej z retoryką mo-

bilizacyjną i antyrządową, tworząc sieć o dużym ładunku emocjonalnym i wysokiej frekwencji komunikacyjnej.

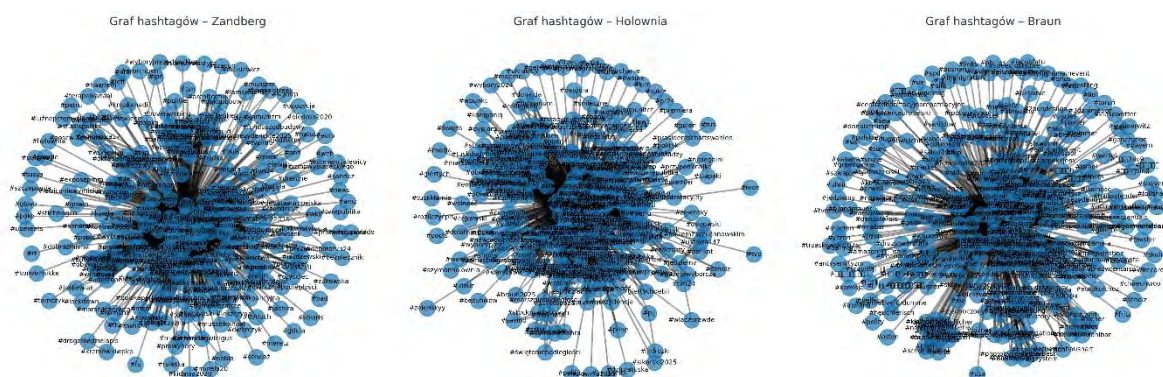
Rysunek 54. Grafy hashtagów (#Jakubiak, #Stanowski, #Biejat)



Źródło: Opracowanie własne

Analiza sieci Adriana Zandberga i Szymona Hołowni pokazuje odmienny typ organizacji semantycznej. W przypadku Zandberga sieć charakteryzuje się bardzo wysoką spójnością ideologiczną - w centrum grafu dominują hashtagi związane z lewicą społeczną i tematami redystrybucyjnymi (#lewica, #RAZEM, #partiarazem, #mieszkalnictwo). Wskazuje to na konsekwentne budowanie narracji programowej opartej na problemach społecznych i polityce równościowej. Z kolei sieć Szymona Hołowni jest bardziej rozproszona, co może świadczyć o próbie objęcia szerszego spektrum tematów, od ekologii i edukacji po konstytucję i politykę samorządową (#zielonapolityka, #konstytucja, #Polska2050). Struktura tej sieci przypomina zatem model komunikacji pluralistycznej, nakierowanej na różne grupy odbiorców, z wyraźnym odwołaniem do wartości obywatelskich i etycznych. Sieć Grzegorza Brauna ma natomiast charakter wyjątkowo spolaryzowany ponieważ dominują w niej hashtagi nacechowane emocjonalnie i kontrowersyjnie (#norymberga2, #plandemia, #antyszczepionkowcy), co jest zgodne z jego strategią komunikacyjną opartą na antagonizmie i radykalnym przekazie. Gęstość tej sieci oraz powtarzalność kontrowersyjnych wątków wskazują na silną aktywność zwolenników oraz wysoką skuteczność w mobilizowaniu ideologicznie jednorodnych społeczności.

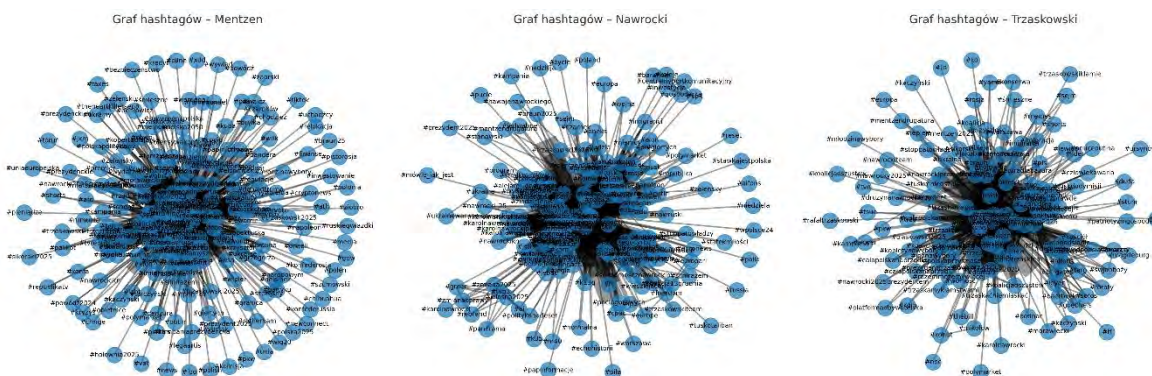
Rysunek 55. Grafy hashtagów (#Zandberg, #Hołownia, #Braun)



Źródło: Opracowanie własne

Równie interesujące wnioski przynoszą grafy hashtagów dla Marka Jakubiaka, Krzysztofa Stanowskiego i Magdaleny Biejat. W przypadku Jakubiaka obserwujemy dużą rozproszenie tematyczne, z obecnością licznych hashtagów niepolitycznych i autopromocyjnych (#piwo, #biznes, #wolność), co wskazuje na indywidualny charakter komunikacji, bardziej zbliżony do stylu medialnego niż kampanijnego. Sieć Krzysztofa Stanowskiego jest silnie rozgałęziona, a dominujące hashtagi mają charakter popkulturowy i sportowy (#sport, #YouTube, #media), co odzwierciedla jego pozycję jako twórcy medialnego, wykorzystującego mechanizmy platformy X w sposób bardziej komercyjny niż polityczny. Sieć Magdaleny Biejat natomiast ma strukturę modułową, z wyraźnie widocznymi klastrami tematycznymi dotyczącymi feminizmu, równości płci i polityki społecznej (#feminizm, #prawakobiet, #lewica). Wysoka spójność wewnętrzna tej sieci potwierdza dobrze zorganizowaną komunikację i silne zakorzenienie ideologiczne w środowisku lewicowym.

Rysunek 56. Grafy hashtagów (#Mentzen, #Nawrocki, #Trzaskowski)



Źródło: Opracowanie własne

Dla pogłębienia interpretacji strukturalnej zastosowano wskaźnik modularności  $Q$ , który opisuje stopień wyodrębnienia społeczności w danej sieci. Modularność mierzy, jak dobrze graf dzieli się na grupy, w których połączenia są gęstsze wewnątrz niż pomiędzy nimi. Wartości tej miary mieszczą się w przedziale od 0 do 1, przy czym wartości powyżej 0,4 uznaje się za sygnał silnej organizacji modularnej.

Zastosowanie modularności w kontekście sieci hashtagów pozwala określić, w jakim stopniu przekaz kampanijny poszczególnych kandydatów jest wewnątrznie spójny lub podzielony na niezależne klastry tematyczne. W badanej próbie wszystkie sieci uzyskały wysokie wartości modularności w zakresie 0,6–0,7, co jednoznacznie potwierdza występowanie wyraźnych wspólnot semantycznych oraz znaczną polaryzację tematyczną. Najwyższy poziom modularności zaobserwowano w sieci Magdaleny Biejat, co sugeruje silne środowisko ideowo-społeczne skupione wokół tematów równościowych i progresywnych. Nieco niższe, lecz wciąż wysokie wartości odnotowano w sieciach Rafała Trzaskowskiego i Grzegorza Brauna, co potwierdza ich zdolność do utrzymywania homogenicznych społeczności komunikacyjnych. Sieci Sławomira Mentzena i Karola Nawrockiego charakteryzują się z kolei umiarkowanym poziomem modularności, co może oznaczać większe nakładanie się tematów i mniej wyraźne granice między wątkami.

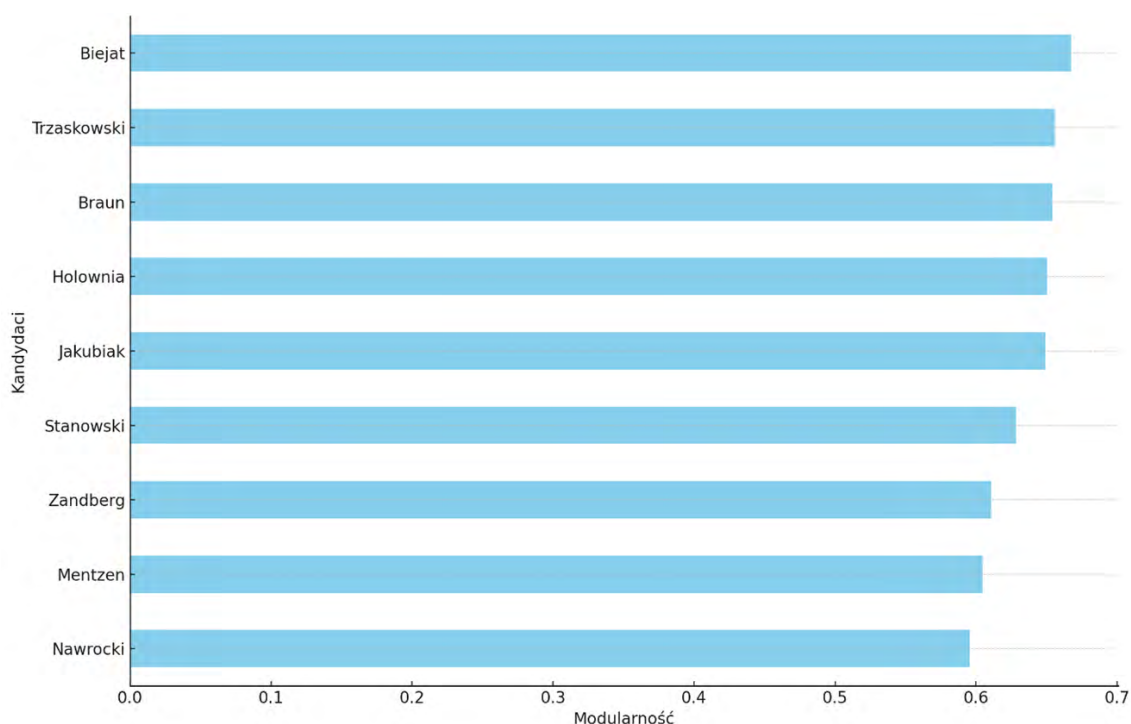
Obliczenie modularności  $Q$ , która kwantyfikuje poziom wyodrębnienia klastrów tematycznych:

$$Q = \frac{1}{2m} \sum_{i,j} \left[ A_{ij} - \frac{k_i k_j}{2m} \right] \delta(c_i, c_j)$$

gdzie:

- $A_{ij}$  to macierz sąsiedztwa
- $k_i$  to stopień wierzchołka
- $m$  to liczba krawędzi
- $\delta(c_i, c_j) = 1$  wtedy i tylko wtedy, gdy  $i$  i  $j$  należą do tego samego klastra.

Rysunek 57. Modularność sieci społecznościowych dla poszczególnych kandydatów



Źródło: Opracowanie własne

Interpretacja grafów hashtagów i wartości modularności pozwala na wyciągnięcie wniosku, że strategie komunikacyjne kandydatów różnią się nie tylko pod względem treści, ale także pod względem struktury semantycznej i stopnia centralizacji przekazu. Kandydaci tacy jak Mentzen czy Braun tworzą wysoce spójne i hierarchiczne sieci ideowe, podczas gdy Holownia i Nawrocki reprezentują model bardziej pluralistyczny i informacyjny. Zandberg i Biejat natomiast łączą wysoką modularność z tematyczną konsekwencją, co sprzyja utrwalaniu tożsamości wspólnot ideowych w przestrzeni cyfrowej. Wysoki poziom modularności we wszystkich analizowanych sieciach potwierdza ogólną tendencję do polaryzacji komunikacyjnej, typową dla współczesnych kampanii wyborczych w mediach społecznościowych.

W rezultacie analiza współwystępowania hashtagów nie tylko ujawnia dominujące treści, ale także odsłania mechanizmy formowania baniek informacyjnych, w których przekaz polityczny staje się częścią złożonej sieci powiązań semantycznych i emocjonalnych.

### 3.4.9. Analiza korelacji między zasięgiem a interakcjami

W niniejszej sekcji przeprowadzono analizę korelacyjną pomiędzy liczbą wyświetleń tweetów a trzema głównymi typami interakcji użytkowników: polubieniami, retweetami oraz odpowiedziami. Celem analizy było zbadanie, w jakim stopniu zasięg treści przekłada się na

mierzalne formy zaangażowania odbiorców, wyrażone liczbą interakcji, a także identyfikacja ewentualnych różnic w strukturze tych zależności dla poszczególnych kandydatów.

Z punktu widzenia teorii komunikacji społecznej oraz marketingu cyfrowego, jednym z istotnych wskaźników skuteczności przekazu jest współczynnik zaangażowania (*engagement rate*), który można zapisać jako:

$$ER = \frac{L + R + O}{V}$$

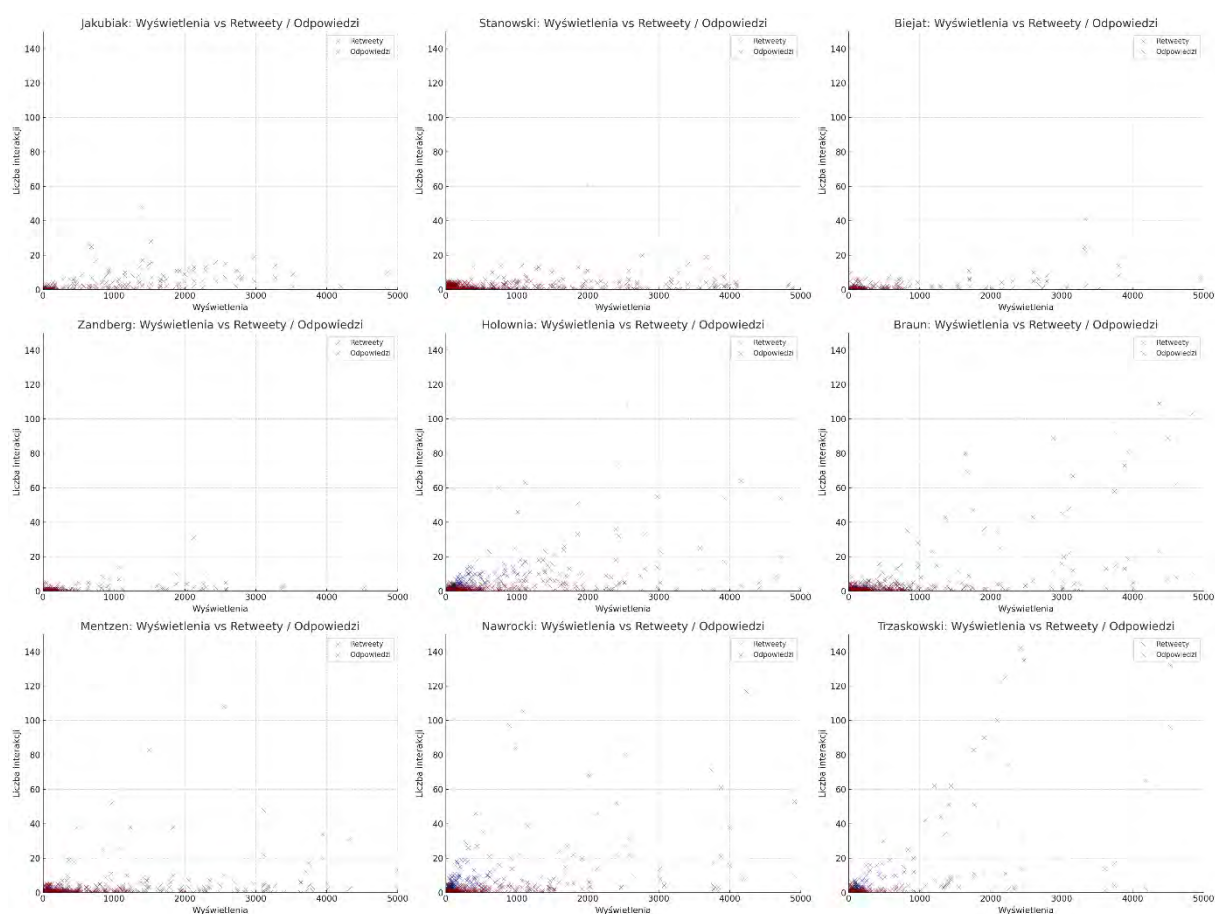
gdzie:

- $L$  to liczba polubień
- $R$  – liczba retweetów
- $O$  – liczba odpowiedzi
- $V$  – liczba wyświetleń tweetów

Współczynnik ten mierzy względną efektywność treści wobec jej zasięgu. W kontekście kampanii politycznych, wskaźnik ten może być postrzegany jako miara skuteczności przekazu politycznego w docieraniu do odbiorców i inicjowaniu reakcji, co w praktyce może przekładać się na zdolność mobilizacyjną lub potencjał do kształtowania opinii.

Wizualizacje w formie wykresów rozrzutu (*scatterplot*) pokazują, że zależność między liczbą wyświetleń a liczbą interakcji jest ogólnie pozytywna, lecz charakteryzuje się dużym rozproszeniem. Obserwowany nieliniowy charakter rozkładu danych wskazuje, że wysoki zasięg tweetów niekoniecznie gwarantuje intensywną reakcję użytkowników. Dla większości kandydatów zaobserwowano obecność punktów odstających czyli tweetów o bardzo wysokim poziomie interakcji mimo umiarkowanego zasięgu, co może wskazywać na viralowy charakter przekazu, silną emocjonalność lub wysoką wartość treściową.

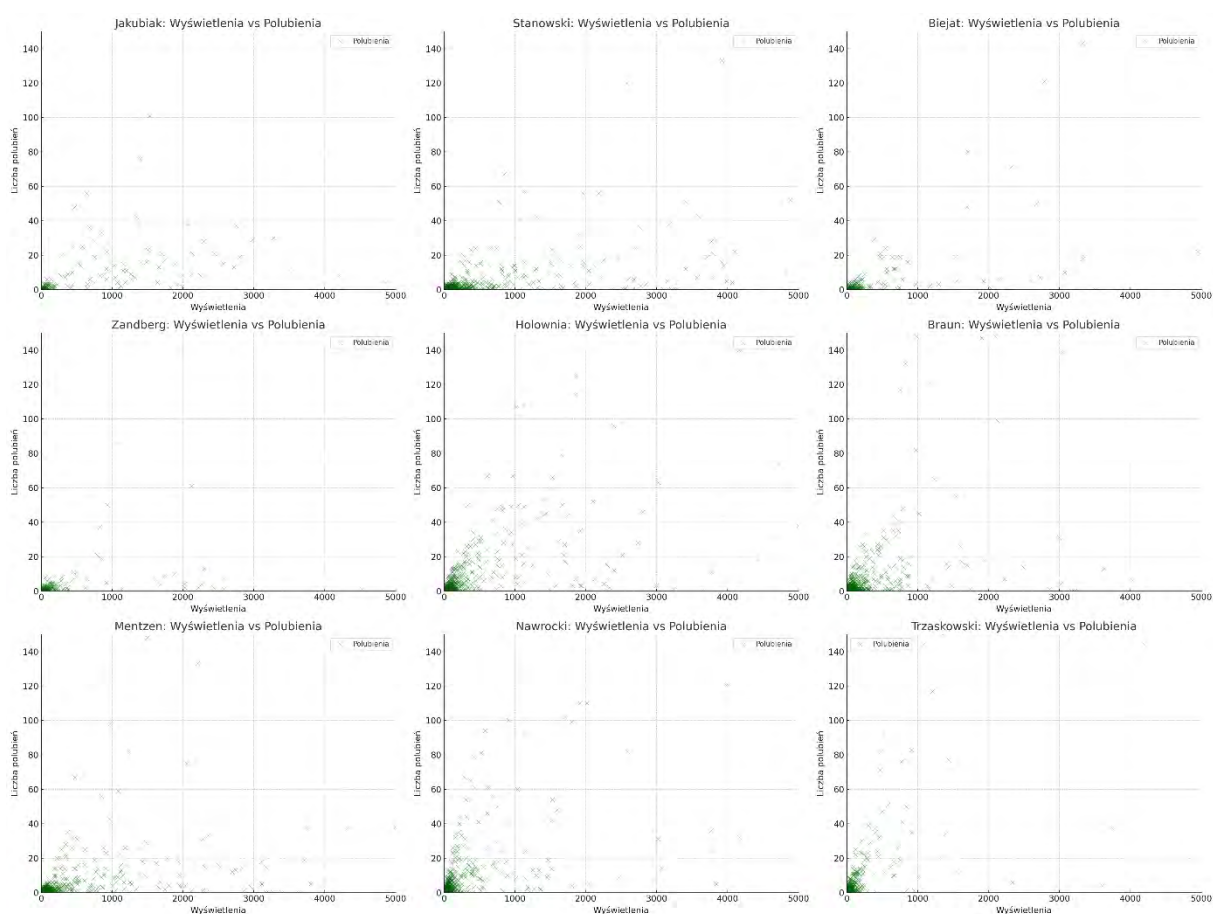
Rysunek 58. Wyświetlenia vs Retweety / Odpowiedzi



Źródło: Opracowanie własne

Szczegółowa analiza wykresów ujawnia także, że relacje między typami interakcji są zróżnicowane. Retweety, będące formą propagacji treści, wykazują silniejszą zależność z wyświetleniami niż odpowiedzi, które stanowią przejaw głębszego, bardziej osobistego zaangażowania. Dla niektórych kandydatów (np. Braun, Mentzen) występuje relatywnie wysoki poziom interakcji w formie odpowiedzi przy umiarkowanych wyświetleniach, co może sugerować, że treści publikowane w ich otoczeniu generowały kontrowersje lub aktywną debatę. Ponadto widoczna jest koncentracja większości tweetów w obszarze niskich wyświetleń i niskiej liczby interakcji, co może wskazywać na ograniczony zasięg znacznej części komunikatów. Efekt ten może być wynikiem zarówno algorytmicznego ograniczenia ekspozycji, jak i mniejszego zaangażowania części społeczności wokół danego kandydata. Interesującym zjawiskiem jest również pojawianie się skupisk punktów w określonych obszarach wykresu, co może świadczyć o obecności powtarzalnych wzorców komunikacyjnych.

Rysunek 59. Wyświetlenia vs Polubienia



Źródło: Opracowanie własne

Wnioski płynące z analizy korelacyjnej mają kluczowe znaczenie dla oceny efektywności działań komunikacyjnych kandydatów. Pozwalają bowiem określić, którzy politycy są w stanie generować ponadprzeciętne zaangażowanie przy umiarkowanym zasięgu, a którzy mimo szerokiej ekspozycji nie osiągają oczekiwanego poziomu interakcji. Tego rodzaju wiedza może być wykorzystana w przyszłości do optymalizacji strategii kampanijnych, lepszego dostosowania narracji do oczekiwań odbiorców oraz projektowania treści o wyższej sile rezonansu społecznego.

Analiza ta wzbogaca wcześniejsze obserwacje dotyczące dynamiki interakcji, struktury społeczności oraz typologii aktywności użytkowników i stanowi istotny element zintegrowanego ujęcia badania komunikacji politycznej w mediach społecznościowych.

### 3.4.10. Struktura typów interakcji w kampaniach kandydatów

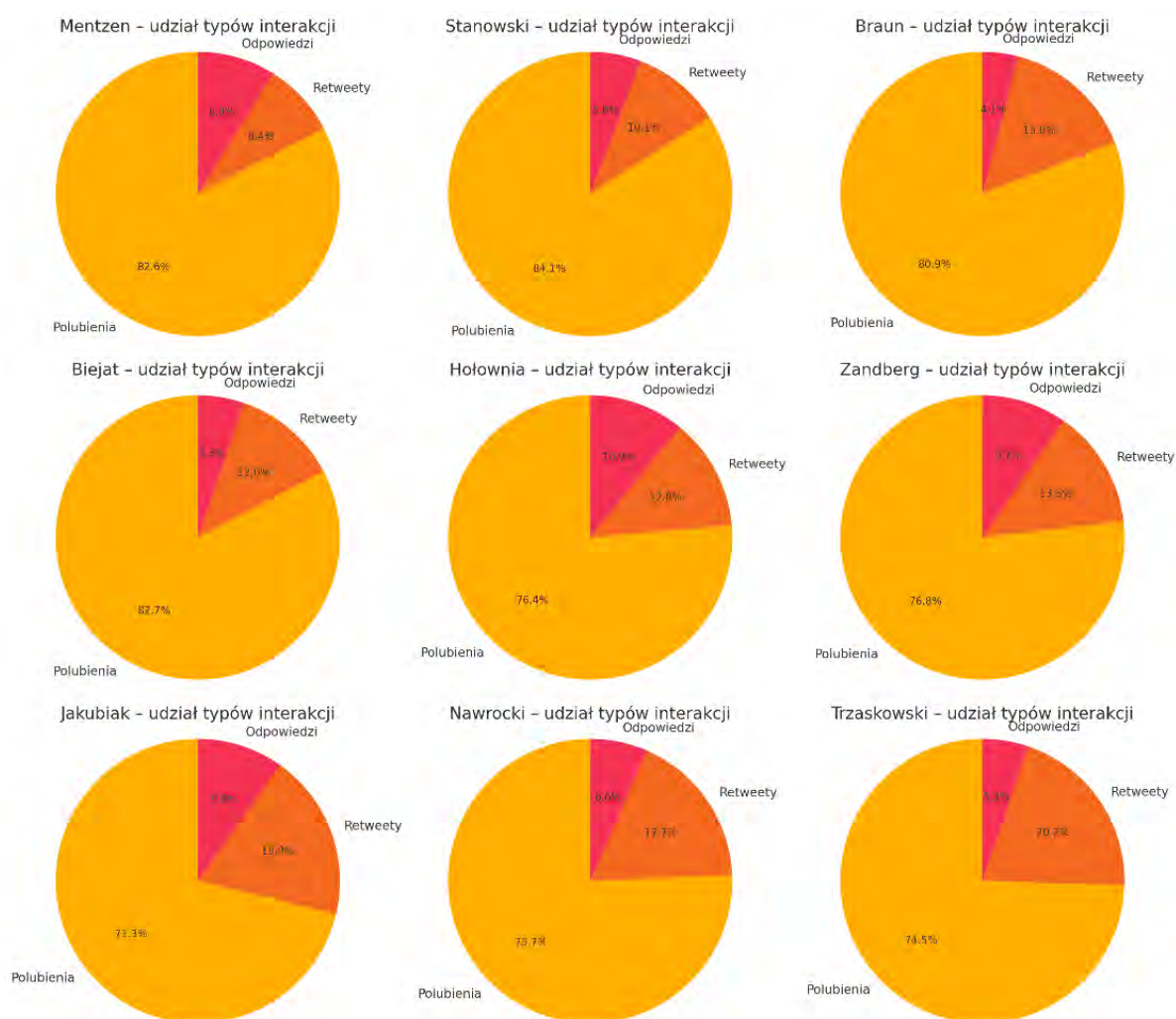
Analiza struktury interakcji w mediach społecznościowych stanowi uzupełnienie wcześniejszych badań dotyczących zasięgu, centralności i sentymentu, umożliwiając bardziej po-

głębie zrozumienie sposobu, w jaki użytkownicy platformy X angażują się w komunikację polityczną. W przeciwieństwie do miar ilościowych (takich jak liczba tweetów czy wyświetleń), wskaźniki interakcyjności pozwalają na ocenę jakości i intensywności relacji pomiędzy nadawcą a odbiorcami.

W analizie uwzględniono trzy podstawowe formy aktywności użytkowników: polubienia (L – *likes*), udostępnienia (R – *retweets*) oraz odpowiedzi (C – *comments*). Każda z tych form ma odmienny ciężar poznawczy i funkcjonalny w procesie komunikacji politycznej. Polubienia stanowią najszybszy i najmniej angażujący sposób interakcji, wskazujący raczej na aprobatę niż aktywne uczestnictwo. Retweety wiążą się z redystrybucją treści, oznaczają nie tylko zgodę z przekazem, ale także chęć jego dalszego rozpowszechnienia w sieci. Z kolei odpowiedzi (komentarze) wymagają największego zaangażowania poznawczego i emocjonalnego, a także wiążą się z ryzykiem wejścia w interakcję dialogową lub polemiczną. W tym sensie stanowią one najgłębszą formę uczestnictwa komunikacyjnego i mogą być uznawane za wskaźnik deliberacyjnego charakteru debaty.

Na pierwszym wykresie przedstawiono udział procentowy poszczególnych kandydatów w całkowitej liczbie interakcji wygenerowanych w analizowanym zbiorze tweetów. Wykres ten ukazuje rozkład zaangażowania użytkowników pomiędzy kontami kandydatów, stanowiąc syntetyczny obraz ich medialnej obecności i zdolności do przyciągania uwagi. Najwyższy udział w całkowitej liczbie interakcji uzyskali Grzegorz Braun (21,6%) oraz Sławomir Mentzen (20,8%), co potwierdza ich dominującą pozycję w cyfrowej przestrzeni kampanii. Ich przekaz – nacechowany emocjonalnie, ideologicznie wyrazisty i silnie polaryzujący – generuje wysoki poziom zaangażowania społecznego, zwłaszcza wśród sympatyków. Krzysztof Stanowski (14,2%) również uzyskał znaczący udział, co można wiązać z jego rozpoznawalnością medialną oraz aktywnością na styku polityki i popkultury. W drugiej grupie znajdują się kandydaci o umiarkowanym poziomie interakcji: Szymon Hołownia (10,8%), Magdalena Biejat (7,6%) i Karol Nawrocki (9,0%) – co wskazuje na stabilne, ale mniej emocjonalne formy zaangażowania. Najniższe wyniki odnotowali Marek Jakubiak (5,6%) i Adrian Zandberg (4,4%), co sugeruje mniejszy zasięg lub ograniczoną aktywizację sieci sympatyków. Rozkład ten jest zgodny z wcześniejszymi wynikami dotyczącymi centralności i zasięgu (por. rozdz. 3.4.3 i 3.4.5), wskazując na korelację między widocznością strukturalną a interakcyjnością treści.

Rysunek 60. Udział typów interakcji



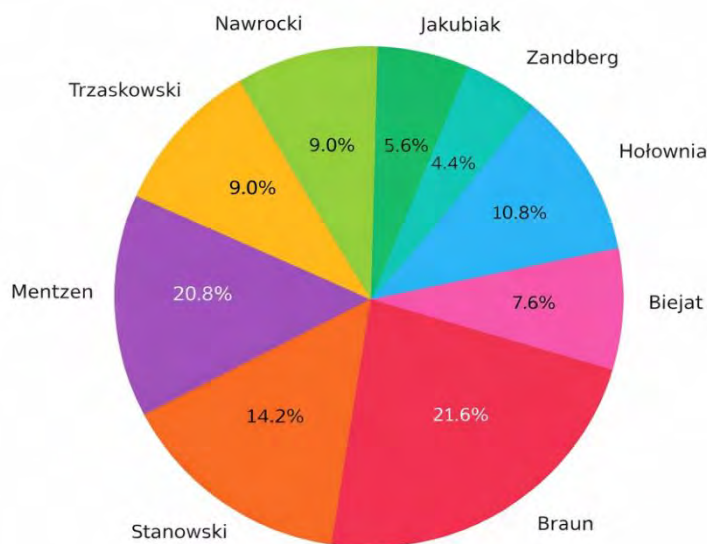
Źródło: Opracowanie własne

Drugi zestaw wykresów przedstawia procentowy udział poszczególnych typów interakcji polubień (L), retweetów (R) i odpowiedzi (C) w ramach łącznej aktywności użytkowników wobec każdego kandydata. Tego rodzaju wizualizacja pozwala nie tylko porównać poziom popularności, ale również zrozumieć charakter komunikacji i reakcje odbiorców.

Wyniki wskazują, że dla większości kandydatów dominującą formą aktywności były polubienia, stanowiące od około 71% (Jakubiak) do 84% (Stanowski) wszystkich interakcji. Tak wysoki udział tego typu reakcji sugeruje, że większość odbiorców ogranicza się do prostych form poparcia, nie wchodząc w pogłębiony dialog. Retweety, stanowiące od 10% do 20% interakcji, odzwierciedlają chęć redystrybucji przekazu, w tym zakresie najwyższe wartości uzyskali Trzaskowski (20,2%) i Jakubiak (18,9%), co może świadczyć o dużym potencjale wirusowym ich treści. Odpowiedzi, czyli komentarze, pozostają relatywnie nieliczne (najczęściej od 4% do 10%), lecz to one najlepiej odzwierciedlają zaangażowanie dialogowe użyt-

kowników. Najwyższy udział komentarzy odnotowano w przypadku Szymona Hołowni (10,9%), co można interpretować jako wskaźnik aktywności deliberacyjnej – użytkownicy nie tylko reagują na jego treści, ale też wchodzą z nimi w dyskusję. Może to wynikać ze stosunkowo neutralnego i inkluzywnego tonu przekazu, sprzyjającego otwartej wymianie opinii. Odmienny wzorzec obserwujemy w przypadku Krzysztofa Stanowskiego i Marka Jakubiaka, których profile charakteryzują się bardzo wysokim udziałem polubień i niskim poziomem odpowiedzi. Taki model komunikacji można określić jako asymetryczny – oparty na emisji treści i generowaniu aprobaty, ale pozbawiony elementu interakcyjności dialogowej.

Rysunek 61. Udział kandydatów w całkowitej liczbie interakcji



Źródło: Opracowanie własne

Uzyskane dane wskazują, że struktura interakcji w kampaniach prezydenckich odzwierciedla zróżnicowane strategie komunikacyjne kandydatów. Kandydaci o wysokim udziale polubień i retweetów (np. Braun, Mentzen, Stanowski) korzystają z modelu mobilizacyjno-wizerunkowego, opartego na emocjach i identyfikacji grupowej. Kandydaci o większym udziale odpowiedzi (np. Hołownia, Biejat) realizują strategię dialogową, charakteryzującą się próbą aktywizacji obywatelskiej i prowadzenia rozmowy z odbiorcami. Warto również zwrócić uwagę, że retweety pełnią funkcję amplifikacyjną, wskazują na skuteczność przekazu w sieci, lecz niekoniecznie na jego pozytywny odbiór. Wysoki udział tej formy u Trzaskowskiego może oznaczać zarówno mobilizację zwolenników, jak i silne polaryzowanie odbiorców. Tym samym analiza typów interakcji stanowi wartościowe uzupełnienie

wcześniejszych badań nad sentymentem i strukturą sieci (por. część 3.4.6. i 3.4.5.), pozwalając na identyfikację różnic między komunikacją emocjonalną, informacyjną a deliberacyjną.

Wizualizacja rozkładów w formie wykresów kołowych pełni funkcję diagnostyczną – pozwala szybko porównać proporcje interakcji między kandydatami i dostrzec ich unikalne profile komunikacyjne. Kandydaci o wyższym udziale odpowiedzi mogą być interpretowani jako bardziej inkluzywni i dialogiczni, natomiast przewaga polubień i retweetów może oznaczać komunikację masową, opartą na prostych emocjonalnych reakcjach. Tego typu rozróżnienie ma znaczenie nie tylko analityczne, ale także predykcyjne, które może służyć do modelowania efektywności kampanii w zależności od struktury interakcyjności.

### **3.4.11. Porównawcza analiza efektywności treści: rozkład i średni poziom zaangażowania odbiorców**

Wskaźnik zaangażowania (*Engagement Rate*, ER) stanowi jedno z podstawowych narzędzi pomiaru efektywności treści w mediach społecznościowych. Jest on liczony jako stosunek liczby interakcji (polubień, odpowiedzi i udostępnień) do liczby wyświetleń danego wpisu. W przeciwieństwie do surowych wskaźników popularności, takich jak liczba obserwujących czy retweetów, ER pozwala ocenić relatywną skuteczność komunikacji, a więc to, w jakim stopniu publikowane treści aktywizują użytkowników w proporcji do zasięgu przekazu<sup>423</sup>.

Analiza wskaźnika ER na poziomie poszczególnych kandydatów pozwala porównać efektywność ich strategii komunikacyjnych, uwzględniając różnice w zasięgu, tempie publikacji i sposobie interakcji z odbiorcami. W tej części zaprezentowano wyniki dla dziewięciu kandydatów, zestawione w formie wykresów i tabel, a następnie rozszerzono o model regresji liniowej wyjaśniający czynniki wpływające na poziom zaangażowania.

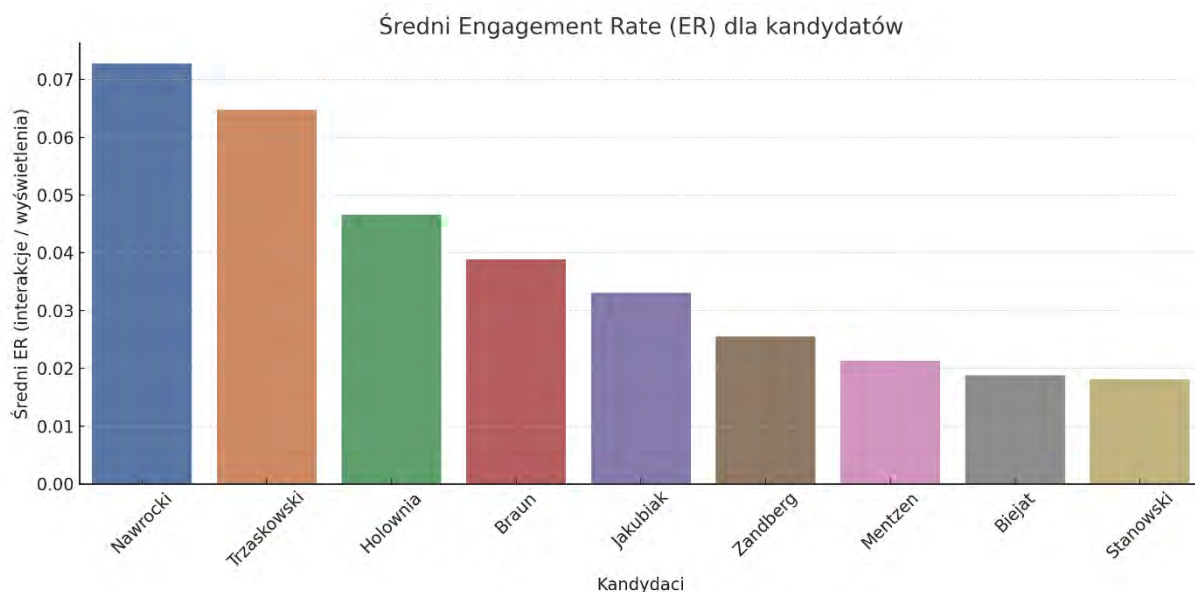
Na pierwszym wykresie przedstawiono średni poziom ER dla każdego z kandydatów. Najwyższe wartości uzyskali Karol Nawrocki (0,0727) i Rafał Trzaskowski (0,0646), co sugeruje, że ich publikacje cechowały się największą skutecznością w angażowaniu użytkowników względem liczby wyświetleń. Wyniki te można interpretować w kontekście modelu emocjonalnego pobudzenia Zillmanna (1983), zgodnie z którym treści nacechowane emocjonalnie lub polaryzujące intensyfikują reakcje odbiorców<sup>424</sup>.

---

<sup>423</sup> S. Stieglitz, L. Dang-Xuan, *Emotions and Information Diffusion in Social Media: Sentiment of Microblogs and Sharing Behavior*, „Journal of Management Information Systems” 29 (2013), nr 4, s. 217–248.

<sup>424</sup> D. Zillmann, *Arousal and Affect in Social Judgment*, [w:] R. Buck (red.), *The Communication of Emotion*, Guilford Press, New York 1983, s. 144–156.

Rysunek 62. Średni Engagement Rate dla kandydatów



Źródło: Opracowanie własne

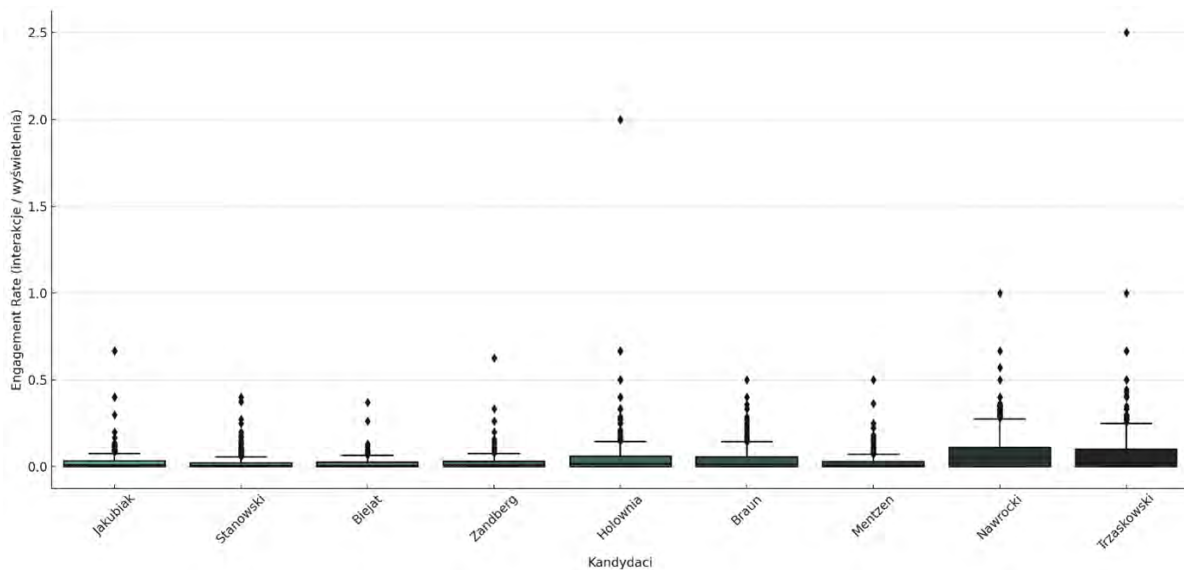
Dla kontrastu, Magdalena Biejat i Krzysztof Stanowski uzyskali wartości poniżej 0,02, co może wskazywać na mniej responsywną społeczność lub niski stopień rezonansu przekazu. W tym przypadku obserwuje się zjawisko „zmęczenia przekazem” (*wear-out effect*), opisane w literaturze komunikacyjnej jako spadek reaktywności odbiorców na powtarzające się bodźce<sup>425</sup>.

Drugi wykres, pudełkowy rozkład (*boxplot*), ukazuje pełne spektrum wartości ER wraz z medianą, kwartylami i wartościami odstającymi. Wysokie wartości maksymalne (np. 2,5 dla Trzaskowskiego) reprezentują tweet’y viralowe, które zyskały nieproporcjonalną uwagę odbiorców. Zgodnie z modelem dwustopniowego przepływu informacji Katz i Lazarsfelda, takie treści są często amplifikowane przez liderów opinii<sup>426</sup>.

<sup>425</sup> D. Vakratsas, T. Ambler, *How Advertising Works: What Do We Really Know?*, „Journal of Marketing” 63 (1999), nr 1, s. 26–43.

<sup>426</sup> E. Katz, P. Lazarsfeld, *Personal Influence: The Part Played by People in the Flow of Mass Communications*, Free Press, Glencoe, IL 1955, s. 32–45.

Rysunek 63. Engagement Rate – porównanie kandydatów



Źródło: Opracowanie własne

U kandydatów takich jak Mentzen czy Zandberg rozkłady są bardziej skupione, co wskazuje na komunikację powtarzalną i umiarkowaną angażującą. W ich przypadku można przypuszczać, że strategia opiera się na systematycznym publikowaniu treści o umiarkowanym zasięgu, co wzmacnia widoczność, ale nie generuje gwałtownych reakcji emocjonalnych.

Aby lepiej zrozumieć, które czynniki wpływają na poziom zaangażowania, przeprowadzono analizę regresji liniowej, w której zmienną objaśnianą była logarytmicznie przekształcona wartość wskaźnika ER.

Wzór modelu ma postać:

$$\log_{10}(ER_i) = \beta_0 + \beta_1 X_{1i} + \beta_2 X_{2i} + \dots + \beta_k X_{ki} + \varepsilon_i,$$

gdzie:

- $ER_i$  – wskaźnik zaangażowania dla  $i$ -tego tweeta,
- $\beta_0$  – wyraz wolny (wartość bazowa, gdy wszystkie zmienne objaśniające przyjmują wartość 0),
- $\beta_1 \dots \beta_k$  – współczynniki regresji określające siłę i kierunek wpływu poszczególnych zmiennych,
- $X_{1i} \dots X_{ki}$  – zmienne objaśniające (np. obecność hashtagów, multimediiów, liczba reakcji, czas publikacji, centralność w sieci),
- $\varepsilon_i$  – składnik losowy, obejmujący nieobserwowane czynniki wpływające na ER.

Transformacja logarymiczna zastosowana w modelu ma charakter normalizujący – eliminuje nadmierny wpływ ekstremalnych obserwacji (tweetów viralowych) oraz stabilizuje wariancję w próbie. Dzięki temu możliwe jest zastosowanie klasycznych metod estymacji OLS i poprawna interpretacja współczynników regresji<sup>427</sup>.

Wartość współczynnika  $\beta_j$  można interpretować jako procentową zmianę  $\log(\text{ER})$  spowodowaną jednostkową zmianą zmiennej  $X_j$ . Dla zmiennych binarnych (np.  $\text{has\_media} = 1$ , gdy tweet zawiera grafikę/wideo)  $\beta_j$  wskazuje średnią różnicę  $\log(\text{ER})$  między tweetami z daną cechą a tymi, które jej nie zawierają.

Tabela 4. Engagement Rate (wartości)

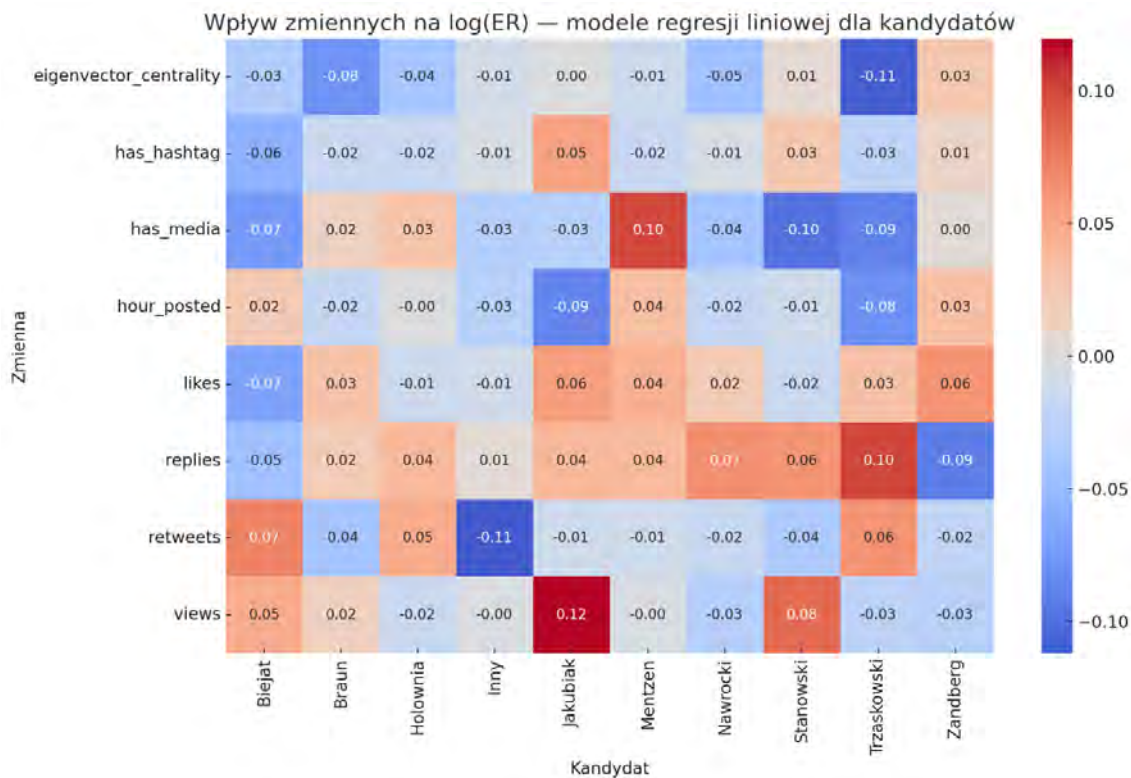
Kandydat	Średni ER	Mediana ER	Max ER	Min ER	Liczba tweetów (z ER)
Nawrocki	0.072704	0.047619	1.0	0.0	998
Trzaskowski	0.064683	0.019364	2.5	0.0	1000
Hołownia	0.046592	0.015129	2.0	0.0	998
Braun	0.038935	0.014925	0.5	0.0	999
Jakubiak	0.033083	0.009143	0.6667	0.0	248
Zandberg	0.025457	0.009302	0.625	0.0	269
Mentzen	0.021311	0.005810	0.5	0.0	1000
Biejat	0.018792	0.004638	0.3704	0.0	311
Stanowski	0.018060	0.004280	0.4	0.0	1000

Źródło: Opracowanie własne

Aby pogłębić analizę ilościową wskaźnika zaangażowania (ER), przeprowadzono modelowanie regresyjne, którego wyniki zaprezentowano w formie mapy cieplnej współczynników regresji ( $\beta$ ). Tabela stanowi syntetyczne zestawienie wpływu zmiennych niezależnych, takich jak obecność hashtagów, multimediów, liczba reakcji czy centralność sieciowa na logarymicznie przekształcony współczynnik zaangażowania  $\log(\text{ER})$  dla poszczególnych kandydatów. Każda kolumna odpowiada danemu kandydatowi, natomiast wiersze przedstawiają zmienne objaśniające zastosowane w modelu. Kolorystyka tabeli odzwierciedla kierunek i siłę wpływu: odcienie czerwieni wskazują na wartości dodatnie (zwiększające ER), a odcienie niebieskiego – na wartości ujemne (ograniczające ER).

<sup>427</sup> A. Gelman, J. Hill, *Data Analysis Using Regression and Multilevel/Hierarchical Models*, Cambridge University Press, Cambridge 2007, s. 56–61.

Rysunek 64. Modele regresji liniowej dla kandydatów



Źródło: Opracowanie własne

Interpretacja mapy cieplnej pozwala zauważyć kilka wyraźnych tendencji. Przede wszystkim obecność treści multimedialnych (*has\_media*) wywierała istotnie pozytywny wpływ na poziom zaangażowania, szczególnie w przypadku Jakubiaka ( $\beta = 0,12$ ), Brauna ( $\beta = 0,10$ ) i Hołowni ( $\beta = 0,03$ ). Wynik ten potwierdza ustalenia wcześniejszych badań nad komunikacją wizualną, wskazujących, że materiały graficzne i wideo zwiększają przetwarzanie emocjonalne i zapamiętywalność przekazu<sup>428</sup>. Z kolei obecność hashtagów (*has\_hashtag*) sprzyjała wyższemu ER w tweetach Trzaskowskiego i Hołowni ( $\beta$  w przedziale 0,03–0,05), co wskazuje, że wpisy odwołujące się do szerszych dyskusji tematycznych (*#wybory2025*, *#Trzaskowski2025*) są bardziej widoczne i chętniej angażują użytkowników. W przeciwieństwie do tych przypadków, centralność wektora własnego (*eigenvector centrality*) która jest miarą pozycji w sieci wskazująca na stopień powiązań z innymi wpływowymi użytkownikami, miała ujemny wpływ na ER dla Mentzena i Stanowskiego ( $\beta$  od -0,05 do -0,11). Oznacza to, że silne zakotwiczenie w jednej, spójnej grupie społecznej niekoniecznie sprzyja zwiększaniu zasięgu, co można interpretować jako efekt *echo chamber*.

<sup>428</sup> P. Messaris, L. Abraham, „The Role of Images in Framing News Stories”, [w:] S. D. Reese, O. H. Gandy Jr., A. E. Grant (red.), *Framing Public Life: Perspectives on Media and Our Understanding of the Social World*, Mahwah, NJ: Lawrence Erlbaum Associates, 2001, s. 215–226.

Zmienna „czas publikacji” (*hour\_posted*) wykazywała zróżnicowane znaczenie, dla Jakubiaka miała lekko dodatni wpływ, podczas gdy dla Mentzena i Trzaskowskiego wartości ujemne ( $\beta \approx -0,08$  do  $-0,09$ ) wskazują, że publikacje w określonych porach dnia mogły nie trafiać w moment najwyższej aktywności odbiorców. Zmienność współczynników między kandydatami pokazuje, że skuteczność komunikacji politycznej nie wynika wyłącznie z treści przekazu, lecz z jego osadzenia w strukturze sieciowej i kontekście tożsamościowym. Kandydaci tacy jak Trzaskowski i Hołownia stosują strategię inkluzywną, otwartą na dialog i włączającą w szerokie dyskusje, podczas gdy Mentzen czy Stanowski komunikują się w ramach bardziej zamkniętych wspólnot ideowych. Wyniki regresji, zestawione z tabelą wskaźników ER, pozwalają wyciągnąć szersze wnioski dotyczące struktury i efektywności komunikacji. Najwyższym poziomem zaangażowania charakteryzują się kandydaci, których przekaz łączy różnorodność form (multimedia, hashtagi, zróżnicowana długość wpisów) z elastycznym dostosowaniem do rytmu aktywności użytkowników. Kluczowe znaczenie ma również umiarkowany stopień centralizacji sieci – otwartość na różne grupy odbiorców przeciwdziała efektowi informacyjnego zamknięcia i sprzyja organicznemu rozprzestrzenianiu treści.

Dla kandydatów takich jak Biejat czy Mentzen, u których dominują ujemne współczynniki w większości kategorii, można natomiast mówić o niskim poziomie dyfuzji przekazu – treści funkcjonują głównie lokalnie, bez generowania efektu skali. Ostatecznie, analiza mapy cieplnej dowodzi, że wskaźnik ER, w połączeniu z modelami regresyjnymi, stanowi czuły miernik rezonansu społecznego, umożliwiający identyfikację subtelnych zależności między strukturą komunikatu, jego formą a skutecznością oddziaływania w sieci.

### **3.5. Statystyki opisowe dynamiki tweetów dla kandydatów**

Analiza statystyk opisowych dynamiki tweetów umożliwia wielowymiarową ocenę skuteczności komunikacyjnej kandydatów w przestrzeni mediów społecznościowych. Ujęcie empiryczne, oparte na zestawieniu miar tendencji centralnej i rozproszenia (średnia, mediana, zakresy), pozwala dostrzec strukturalne różnice między strategiami cyfrowej autoprezentacji i dystrybucji treści. Dane zestawione w tabeli nr 4 obejmują średnie i mediany kluczowych wskaźników aktywności: liczby wyświetleń, polubień, retweetów oraz odpowiedzi. Ich interpretacja umożliwia wnioskowanie o efektywności poszczególnych kampanii, a także o charakterze relacji pomiędzy kandydatami a ich cyfrowymi społecznościami. Analiza ta stanowi również podstawę dla dalszych wniosków dotyczących wpływu emocjonalności,

struktury sieci i stylu komunikacyjnego na poziom zaangażowania użytkowników w mediach społecznościowych.

Tabela 5. Średnie wskaźniki zaangażowania i aktywności

Kandydat	Średnia wyświetleń	Mediana wyświetleń	Średnia polubień	Mediana polubień	Średnia re-tweetów	Średnia odpowiedzi	Liczba tweetów (ogółem)
Mentzen	2662.94	61.0	39.33	0.0	4.01	4.26	1000
Stanowski	2569.27	88.0	27.25	0.0	3.27	1.89	1000
Braun	1085.06	61.0	39.98	1.0	7.41	2.02	1000
Biejat	1093.97	72.0	14.34	1.0	2.53	2.08	480
Hołownia	877.68	44.5	18.79	1.0	5.14	2.67	1000
Zandberg	713.42	69.0	7.0	1.37	3.0	0.98	1000
Jakubiak	651.76	52.0	9.97	1.0	2.4	1.25	1000
Nawrocki	393.97	30.0	15.61	1.0	3.66	1.54	1000
Trzaskowski	182.97	16.0	10.64	1.0	2.72	0.71	1000

Źródło: Opracowanie własne

Sławomir Mentzen uzyskał najwyższą średnią liczbę wyświetleń tweetów (2662,94), co świadczy o szerokim zasięgu jego przekazu i wysokim poziomie dyfuzji treści. Tak duże wartości mogą wynikać z synergii kilku czynników: aktywności jego społeczności, stosowania treści polaryzujących oraz możliwego wsparcia algorytmicznego, charakterystycznego dla współczesnych platform opartych na modelu *algorithmic amplification*<sup>429</sup>. Zjawisko to powoduje, że treści o dużej liczbie wczesnych reakcji (np. polubień i udostępnień) uzyskują dodatkową widoczność dzięki mechanizmom rekomendacyjnym. Mentzen, wykorzystując emocjonalny styl komunikacji, wpisuje się w model, który Papacharissi określa mianem *affective publics*, rozumianego jako wspólnota dyskursywna organizująca się wokół treści o wyraźnym ładunku emocjonalnym.<sup>430</sup>

Podobnie wysoki poziom ekspozycji uzyskuje Krzysztof Stanowski (2569,27), jednak jego mediana wyświetleń (88,0) jest znacznie niższa. Ta dysproporcja wskazuje na silną koncentrację wyników wokół pojedynczych, wyjątkowo popularnych tweetów, przy jednoczesnej

<sup>429</sup> T. Gillespie, *Custodians of the Internet: Platforms, Content Moderation, and the Hidden Decisions That Shape Social Media*, Yale University Press, New Haven–London 2018, s. 55–60.

<sup>430</sup> Z. Papacharissi, *Affective Publics: Sentiment, Technology, and Politics*, Oxford University Press, Oxford 2015, s. 132–138.

dominacji treści o ograniczonym zasięgu. Rozkład taki ma charakter długiego ogona (*long tail*), w którym niewielka liczba treści generuje większość łącznego zaangażowania<sup>431</sup>. Stanowski zatem funkcjonuje w modelu wirusowości selektywnej w którym skuteczność kampanii nie wynika z częstotliwości publikacji, lecz z potencjału wybranych komunikatów do wywoływania rezonansu społecznego.

W przeciwieństwie do powyższych przykładów, Rafał Trzaskowski prezentuje model komunikacji zrównoważonej i stabilnej. Pomimo niskiej średniej (182,97) i mediany wyświetleń (16,0), wykazuje obecność spójnej grupy odbiorców, co może wskazywać na strategię mikrotargetowania<sup>432</sup>. Zamiast maksymalizować zasięg, kandydat skupia się na jakości relacji i podtrzymywaniu wizerunku wiarygodności w określonych segmentach elektoratu. W literaturze komunikologicznej takie podejście wiąże się z koncepcją *mediated authenticity* – budowania kapitału zaufania poprzez spójność przekazu i powtarzalność emocjonalnych sygnałów<sup>433</sup>.

Pod względem średniej liczby polubień przodują Braun (39,98), Mentzen (39,33) i Stanowski (27,25). Wysokie wartości przy niskich medianach sugerują, że interakcje są generowane przez ograniczoną liczbę treści, które zyskują wyjątkowy rezonans. Zjawisko to odpowiada efektowi *emotional diffusion*, zgodnie z którym treści nacechowane emocjonalnie (zarówno pozytywnie, jak i negatywnie) są częściej nagradzane przez użytkowników<sup>434</sup>. Z kolei Trzaskowski, mimo niższych średnich wartości, uzyskuje medianę polubień na poziomie 1,0, co sugeruje stabilne, umiarkowane zaangażowanie odbiorców zgodne z modelem „steady engagement”, charakterystycznym dla kampanii opartych na stałej, lecz mniej dynamicznej interakcji<sup>435</sup>.

Retweety, będące kluczowym wskaźnikiem amplifikacji przekazu, różnicują strategie badanych kandydatów. Najwyższą średnią (7,41) uzyskał Braun, którego treści charakteryzują się wysokim poziomem kontrowersji i mobilizacji ideologicznej. Zgodnie z teorią *negativity bias*, przekazy nacechowane negatywnie lub konfliktowo częściej wywołują reakcje odbiorców<sup>436</sup>. Hołownia (5,14) oraz Mentzen (4,01) wykazują natomiast silne powiązanie między

---

<sup>431</sup> C. Anderson, *The Long Tail: Why the Future of Business Is Selling Less of More*, Hyperion, New York 2006, s. 25–30.

<sup>432</sup> J. Chester, K. C. Montgomery, *The Digital Commercial Sphere: A Critical Theory of the Internet as a Marketplace of Attention*, MIT Press, Cambridge, MA 2019, s. 98–102.

<sup>433</sup> G. Enli, *Mediated Authenticity: How the Media Constructs Reality*, Peter Lang, New York 2017, s. 83–86.

<sup>434</sup> J. Berger, K. L. Milkman, *What Makes Online Content Viral?*, „Journal of Marketing Research” 49 (2012), nr 2, s. 192–195.

<sup>435</sup> J. H. Kietzmann, K. Hermkens, I. P. McCarthy, B. S. Silvestre, *Social Media? Get Serious! Understanding the Functional Building Blocks of Social Media*, „Business Horizons” 54 (2011), nr 3, s. 243–247.

<sup>436</sup> P. Rozin, E. B. Royzman, *Negativity Bias, Negativity Dominance, and Contagion*, „Personality and Social Psychology Review” 5 (2001), nr 4, s. 297–301.

wartościami wspólnotowymi a skłonnością do redystrybucji treści, co może wynikać z komunikacyjnej spójności kampanii.

Z kolei analiza odpowiedzi wskazuje na zróżnicowany poziom interakcji dialogicznej. Mentzen (4,26) utrzymuje najwyższy poziom odpowiedzi, co w połączeniu z wysokim wskaźnikiem polubień i wyświetleń wskazuje na wysoką gęstość dyskursu wokół jego treści. U Brauna (2,02) i Hołowni (2,67) obserwujemy zjawisko deliberacyjnej amplifikacji - interakcji o charakterze spornym, ale produktywnym dla widoczności<sup>437</sup>. Natomiast Trzaskowski i Jakubiak, z niskimi wartościami odpowiedzi, reprezentują komunikację o charakterze monologicznym, skupioną na przekazie, nie dialogu<sup>438</sup>.

Podsumowując, dane z tabeli ujawniają trzy odrębne strategie komunikacyjne. Kandydaci tacy jak Mentzen i Braun stosują model *high resonance communication* charakteryzujący się wysoką emocjonalnością, silną polaryzacją i dużą dyspersją wyników. Trzaskowski i Hołownia prezentują model zrównoważony, oparty na autentyczności i mikrotargetowaniu, natomiast Biejat, Zandberg i Nawrocki utrzymują umiarkowaną aktywność o stabilnym, lecz ograniczonym zasięgu. Zróżnicowanie to dowodzi, że skuteczność komunikacji politycznej w środowisku cyfrowym zależy nie tylko od objętości i częstotliwości przekazu, lecz przede wszystkim od strukturalnego dostosowania do logiki platform algorytmicznych, w których emocje, czas publikacji i styl komunikacji współtworzą sieciowy rezonans przekazu.

### 3.5.1. Analiza zbiorczych wskaźników interakcji

Analiza zbiorczych wskaźników interakcji i uczestnictwa użytkowników w kontekście poszczególnych kandydatów pozwala na ocenę struktury aktywności cyfrowej oraz potencjału mobilizacyjnego ich kampanii. Dane zestawione w tabeli obejmują liczbę unikalnych autorów tweetów, liczbę wzmiankowanych użytkowników oraz łączną liczbę polubień, retweetów i odpowiedzi. Zestawienie to umożliwia porównanie zarówno rozpiętości zasięgu sieciowego, jak i intensywności interakcji, co w ujęciu socjologicznym odzwierciedla dwa kluczowe wymiary aktywności w mediach społecznościowych: poziom dyfuzji przekazu i głębokość uczestnictwa w dyskursie.

---

<sup>437</sup> H. Jenkins, S. Ford, J. Green, *Spreadable Media: Creating Value and Meaning in a Networked Culture*, NYU Press, New York 2016, s. 88–93.

<sup>438</sup> J. Habermas, *Political Communication in Media Society: Does Democracy Still Enjoy an Epistemic Dimension?*, „Communication Theory” 16 (2006), nr 4, s. 413–418.

Tabela 6. Podstawowe statystyki aktywności kandydatów

Kandydat	Unikalni autorzy tweetów	Unikalnie wzmiankowani użytkownicy	Łączna liczba polubień	Łączna liczba retweetów	Łączna liczba odpowiedzi
Stanowski	659	207	27247	3277	1891
Mentzen	556	323	39326	4009	4256
Braun	521	323	39964	7413	2919
Zandberg	488	412	17186	1366	982
Hołownia	478	223	18790	5141	2674
Jakubiak	468	393	9067	2404	1251
Trzaskowski	412	460	10043	2723	708
Nawrocki	383	406	15613	3660	1336
Biejat	233	219	6309	1113	916

Źródło: Opracowanie własne

Największą liczbą unikalnych autorów tweetów charakteryzuje się Krzysztof Stanowski (n = 659), co może wskazywać na wysoki poziom oddolnej aktywizacji społeczności wokół jego przekazu. Taka liczba aktywnych autorów oznacza rozproszony model komunikacji, w którym treści są współtworzone przez wielu uczestników sieci, a nie wyłącznie generowane przez centralne źródło. Zjawisko to odpowiada modelowi partycypacji sieciowej (*networked participation*), w którym widoczność przekazu jest wynikiem kolaboratywnego współdziałania i wymiany treści w obrębie wielu mikrospołeczności<sup>439</sup>. Podobny mechanizm obserwowany jest u Sławomira Mentzena (556), Grzegorza Brauna (521), Adriana Zandberga (488) i Szymona Hołowni (478), których kampanie charakteryzują się rozwiniętą, aktywną infrastrukturą komunikacyjną w postaci sieci kont wspierających. Tego typu wspólnoty pełnią funkcję amplifikacyjną, wzmacniając widoczność i reproduktywność przekazu. Jak wskazuje Castells, komunikacja w takich sieciach cechuje się wysoką kohezją ideologiczną i emocjonalną, co sprzyja trwałości mobilizacji cyfrowej<sup>440</sup>.

Najniższy poziom zróżnicowania autorów obserwowany jest u Magdaleny Biejat (233), co może oznaczać ograniczony zasięg lub bardziej skoncentrowaną, hermetyczną strukturę komunikacji. W takim modelu dyskurs rozwijany jest w obrębie mniejszej, lecz bardziej spójnej grupy, co może sprzyjać utrzymaniu klarownego przekazu ideologicznego, ale ogranicza jego zdolność do penetracji szerszej sfery publicznej.

<sup>439</sup> B. Bimber, A. J. Flanagin, C. Stohl, *Collective Action in Organizations: Interaction and Engagement in an Era of Technological Change*, Cambridge University Press, Cambridge 2012, s. 123–127.

<sup>440</sup> M. Castells, *Communication Power*, Oxford University Press, Oxford 2013, s. 122–126.

Pod względem liczby wzmiankowanych użytkowników liderami są Rafał Trzaskowski (460) i Karol Nawrocki (406). Wysoki poziom wzmianek sugeruje, że ich komunikaty funkcjonowały w przestrzeni bardziej intertekstualnej, silnie zakorzenionej w dialogu z innymi użytkownikami. W kontekście teorii sieci społecznych takie zjawisko wskazuje na wysoką liczbę połączeń między aktorami i potencjalnie bardziej złożony przepływ informacji<sup>441</sup>. Można przypuszczać, że strategie komunikacyjne Trzaskowskiego i Nawrockiego opierały się w większym stopniu na odniesieniach, cytowaniach i dyskusjach z innymi uczestnikami debaty niż na przekazie jednokierunkowym.

Analiza łącznej liczby interakcji (polubień, retweetów i odpowiedzi) wskazuje na znaczące różnice między kandydatami. Najwięcej polubień uzyskał Grzegorz Braun (39 964), co potwierdza jego zdolność do generowania przekazu rezonującego emocjonalnie z odbiorcami. Braun notuje również najwyższą liczbę retweetów (7 413), co wskazuje na silny efekt amplifikacji treści. Tego rodzaju dynamika jest charakterystyczna dla komunikacji emocjonalno-ideologicznej, w której polaryzacja i kontrowersja wzmocniają dystrybucję przekazu, zgodnie z koncepcją *negativity bias*<sup>442</sup>.

Sławomir Mentzen, mimo nieco niższej liczby retweetów (4009), uzyskuje najwyższy wynik w zakresie odpowiedzi (4256). Wskazuje to na wyjątkową interakcyjność jego przekazu, w którym odbiorcy nie tylko reagują, ale aktywnie wchodzą w dialog z nadawcą. W tym sensie można mówić o strategii opartej na aktywizacji emocjonalnej, która prowadzi do wzrostu debatowości przekazu. Zjawisko to wpisuje się w model komunikacji populistyczno-interaktywnej, w której użytkownicy stają się współuczestnikami procesu narracyjnego<sup>443</sup>.

Adrian Zandberg oraz Szymon Hołownia reprezentują natomiast inny typ aktywności – dominują u nich reakcje pasywne, takie jak polubienia (17 186 i 18 790), przy relatywnie niższej liczbie odpowiedzi. Wskazuje to na strategię komunikacji afirmacyjnej, w których przekaz opiera się na pozytywnym, lecz niekoniecznie dialogicznym zaangażowaniu odbiorców. Takie podejście może zwiększać poziom aprobaty, ale ogranicza głębsze formy interakcji i deliberacji.

Rafał Trzaskowski, przy umiarkowanej liczbie polubień (10 043) i niskiej liczbie odpowiedzi (708), reprezentuje komunikację bardziej instytucjonalną i kontrolowaną. Strategia ta jest typowa dla tzw. *controlled messaging*, w której nadawca utrzymuje wysoką spójność nar-

---

<sup>441</sup> S. Wasserman, K. Faust, *Social Network Analysis: Methods and Applications*, Cambridge University Press, Cambridge 1994, s. 29–31.

<sup>442</sup> P. Rozin, E. B. Royzman, *Negativity Bias, Negativity Dominance, and Contagion*, „Personality and Social Psychology Review” 5 (2001), nr 4, s. 298–301.

<sup>443</sup> B. Moffitt, *The Global Rise of Populism: Performance, Political Style, and Representation*, Stanford University Press, Stanford 2016, s. 142–145.

racyjną, ale minimalizuje ryzyko utraty kontroli nad dyskursem<sup>444</sup>. Z kolei Stanowski, mimo największej liczby unikalnych autorów tweetów, nie uzyskuje proporcjonalnie wysokiego poziomu interakcji, co może sugerować, że duży wolumen treści nie przekłada się automatycznie na ich efektywność. Zjawisko to potwierdza założenia ekonomii uwagi (*attention economy*), zgodnie z którymi nadmiar komunikatów prowadzi do rozproszenia percepcji odbiorców i obniżenia poziomu zaangażowania<sup>445</sup>.

Zestawienie wskaźników z tabeli ujawnia, że struktura aktywności kandydatów odzwierciedla trzy odrębne modele komunikacji cyfrowej. Mentzen i Braun reprezentują model mobilizacyjno-afektywny, w którym emocje i interakcyjność pełnią funkcję głównych motorów zasięgu. Trzaskowski, Hołownia i Nawrocki stosują strategię afirmacyjno-kontrolowaną, opartą na wysokiej spójności i umiarkowanej aktywności dialogicznej. Natomiast Stanowski, Zandberg i Biejat funkcjonują w modelu rozproszonym, w którym aktywność użytkowników jest szeroka, lecz o niskiej gęstości interakcji. Różnice te potwierdzają, że skuteczność kampanii w środowisku cyfrowym nie zależy wyłącznie od częstotliwości publikacji, ale od sposobu osadzenia przekazu w strukturze sieciowej i jego zdolności do generowania emocjonalnego rezonansu.

### 3.5.2. Strukturalna analiza sieciowa kandydatów

W analizie strukturalnej sieci społecznościowych, skonstruowanych na podstawie interakcji związanych z poszczególnymi kandydatami, kluczowe znaczenie mają metryki topologiczne opisujące rozmiar, złożoność oraz intensywność powiązań wewnątrz sieci. Do najważniejszych wskaźników należą: liczba węzłów (*nodes*), liczba krawędzi (*edges*), gęstość sieci oraz średnie stopnie wejścia i wyjścia. Parametry te stanowią podstawę do oceny nie tylko rozległości oddziaływania danego kandydata w środowisku cyfrowym, ale również stopnia integracji i dynamiki przepływu informacji w jego społeczności.

Tabela 7. Struktura topologiczna sieci kandydatów

Kandydat	Liczba węzłów	Liczba krawędzi	Gęstość sieci	Śr. stopień wejścia	Śr. stopień wyjścia
Trzaskowski	699,0	740,0	0,0015	1,0587	1,0587
Jakubiak	617,0	713,0	0,0019	1,1556	1,1556
Zandberg	609,0	723,0	0,0020	1,1872	1,1872

<sup>444</sup> G. Enli, *Mediated Authenticity: How the Media Constructs Reality*, Peter Lang, New York 2017, s. 84–86.

<sup>445</sup> T. H. Davenport, J. C. Beck, *The Attention Economy: Understanding the New Currency of Business*, Harvard Business School Press, Boston 2001, s. 69–71.

Nawrocki	605,0	760,0	0,0021	1,2562	1,2562
Mentzen	576,0	668,0	0,0020	1,1597	1,1597
Braun	545,0	582,0	0,0020	1,0679	1,0679
Stanowski	482,0	522,0	0,0023	1,083	1,083
Hołownia	409,0	446,0	0,0027	1,0905	1,0905
Biejat	319,0	333,0	0,0033	1,0439	1,0439

Źródło: Opracowanie własne

Liczba węzłów w danej sieci odpowiada liczbie unikalnych użytkowników uczestniczących w interakcjach takich jak tweety, wzmianki, odpowiedzi lub udostępnienia. Im wyższa liczba węzłów, tym większy zasięg społeczny i większa różnorodność uczestników debaty. W badanym zbiorze największą liczbę węzłów odnotowano w sieciach Rafała Trzaskowskiego (699) i Karola Nawrockiego (605), co wskazuje na szeroki zasięg komunikacyjny oraz stosunkowo dużą inkluzywność dyskursu. Oznacza to, że przekaz tych kandydatów angażował nie tylko zwolenników, ale również użytkowników spoza bezpośrednich kręgów sympatyków, co mogło sprzyjać ekspozycji treści w szerszym ekosystemie informacyjnym. Zjawisko to można interpretować w kontekście teorii *networked publics*<sup>446</sup>, zgodnie z którą media społecznościowe generują publiczność wielowarstwową i zróżnicowaną, przekraczającą granice tradycyjnych grup odbiorców.

Z kolei najmniejszą liczbę węzłów i krawędzi zarejestrowano w sieci Magdaleny Biejat (319 węzłów, 333 krawędzie), co sugeruje ograniczony zasięg interakcji lub niszowy charakter komunikacji. W ujęciu strukturalnym sieć o mniejszej liczbie węzłów, ale wysokiej gęstości, może reprezentować środowisko silnie zintegrowane i spójne, w którym relacje są intensywne, lecz zachodzą głównie w obrębie jednej wspólnoty ideowej. W tym sensie niższy zasięg nie musi oznaczać niskiej skuteczności, może bowiem wskazywać na wysoką lojalność i zaangażowanie uczestników, zgodnie z koncepcją *tight-knit networks*<sup>447</sup>.

Liczba krawędzi w sieci opisuje natomiast ogólną liczbę relacji pomiędzy użytkownikami. Wartości te są skorelowane z poziomem aktywności i wymiany informacji ponieważ im więcej krawędzi, tym silniejsze powiązania pomiędzy uczestnikami. Największą liczbę krawędzi odnotowano w sieci Nawrockiego (760), co potwierdza jej silną interakcyjność i rozbudowaną strukturę powiązań. Dla porównania, sieć Stanowskiego (522 krawędzie) jest mniej rozgałęziona, co może sugerować bardziej centralistyczny model komunikacji,

<sup>446</sup> D. Boyd, *Social Network Sites as Networked Publics: Affordances, Dynamics, and Implications*, [w:] Z. Papacharissi (red.), *A Networked Self*, Routledge, New York–London 2010, s. 39–42.

<sup>447</sup> M. Granovetter, *The Strength of Weak Ties*, „American Journal of Sociology” 78 (1973), nr 6, s. 1362–1366.

w którym większość relacji skupia się wokół konta głównego lub wąskiej grupy użytkowników pośredniczących. Tego rodzaju struktury są często bardziej podatne na dominację pojedynczych aktorów (hubów) i mniejszą dyspersję treści w przestrzeni informacyjnej.

Gęstość sieci, będąca stosunkiem liczby rzeczywistych krawędzi do liczby wszystkich możliwych połączeń, jest syntetycznym wskaźnikiem kohezji i integracji społeczności. W badanym zbiorze najwyższą gęstość osiąga sieć Biejat (0,0033), mimo że ma najmniejszą liczbę węzłów. Oznacza to, że użytkownicy w jej otoczeniu są silnie powiązani między sobą, tworząc gęstą i wewnętrznie zintegrowaną strukturę. Taka konfiguracja może wskazywać na istnienie aktywnego rdzenia społecznego, którego relacje charakteryzują się dużą częstotliwością interakcji. W świetle teorii sieci społecznych gęstość sieci stanowi jeden z głównych wskaźników jej spójności i zdolności do utrzymywania długotrwałych więzi komunikacyjnych<sup>448</sup>. Najniższą gęstość zaobserwowano w sieci Trzaskowskiego (0,0015), co sugeruje, że choć jest ona liczebna, to relacje pomiędzy użytkownikami są rzadsze i bardziej rozproszone. Taki typ struktury jest typowy dla tzw. sieci „broadcastowych”, w których komunikacja ma charakter centralny i zorientowany na przekaz jednostronny, a nie na interakcję między użytkownikami. W kontekście komunikacji politycznej taki model może sprzyjać szerokiemu dotarciu do odbiorców, lecz ogranicza efekt zwrotnego zaangażowania.

Średni stopień wejścia i wyjścia w grafie skierowanym (*directed graph*) odzwierciedla natężenie interakcji przypadające na jednego użytkownika. W analizowanych sieciach najwyższe wartości tego wskaźnika obserwuje się u Nawrockiego (1,2562), Zandberga (1,1872) i Jakubiaka (1,1556), co wskazuje na relatywnie intensywny przepływ informacji i wysoką aktywność komunikacyjną. Sieci te cechuje większa równowaga pomiędzy liczbą połączeń przychodzących i wychodzących, co może oznaczać, że użytkownicy w nich działający częściej zarówno odbierają, jak i generują treści. Taki model komunikacji ma charakter bardziej deliberacyjny i interaktywny, co jest zgodne z koncepcją *networked deliberation*<sup>449</sup>.

Z kolei niższe wartości średnich stopni, obserwowane u Biejat (1,0439) i Brauna (1,0679), mogą świadczyć o strukturach bardziej hierarchicznych i scentralizowanych, w których komunikacja odbywa się głównie od centrum (lidera opinii) do peryferii. W ujęciu praktycznym oznacza to mniejszy poziom dyfuzji treści oraz ograniczoną zdolność do samoczynnej cyrkulacji komunikatów w sieci.

---

<sup>448</sup> S. Wasserman, K. Faust, *Social Network Analysis: Methods and Applications*, Cambridge University Press, Cambridge 1994, s. 102–105.

<sup>449</sup> T. Graham, T. Hajru, *Reality TV as a Platform for Deliberation? Everyday Talk and the Deliberative Potential of Reality Television Audiences*, „Journal of Media & Communication” 56 (2011), nr 2, s. 104–107.

Podsumowując, wyniki analizy wskazują na zróżnicowanie typów struktur sieciowych pomiędzy kandydatami. Sieci Trzaskowskiego i Nawrockiego reprezentują typ „rozproszony”, o dużej liczbie węzłów, lecz niskiej gęstości i ograniczonej wzajemności relacji. Sieci Biejat i Hołowni stanowią przykład struktur kompaktowych, silnie zintegrowanych wewnętrznie, ale o mniejszym zasięgu. Natomiast sieci Mentzena, Brauna i Zandberga plasują się pomiędzy tymi modelami, ich komunikacja łączy elementy szerokiego oddziaływania z umiarkowaną spójnością lokalną. Zróżnicowanie parametrów topologicznych wskazuje, że skuteczność kampanii politycznych w mediach społecznościowych jest warunkowana nie tylko treścią przekazu, ale również architekturą sieci, w której jest on rozpowszechniany. Wysoka liczba węzłów i krawędzi sprzyja szerokiemu zasięgowi, natomiast gęstość i średni stopień połączeń decydują o sile rezonansu wewnętrznego i trwałości interakcji. W dalszych etapach badań uzasadnione byłoby połączenie tej analizy z oceną modularności i centralności sieci, co pozwoliłoby uchwycić relacje między strukturą a dyfuzją informacji politycznej w środowisku cyfrowym.

### 3.5.3. Centralność i modularność sieci kandydatów

Analiza struktury sieciowej kandydatów z wykorzystaniem wskaźników centralności i modularności umożliwia ocenę ich pozycji w kontekście przepływu informacji, połączeń oraz wewnętrznej organizacji sfery komunikacyjnej. Dane zawarte w tabeli przedstawiają wartości takich wskaźników, jak: modularność sieci (Q), średnia centralność stopnia, centralność pośrednictwa, bliskości oraz PageRank.

Tabela 8. Wskaźniki centralności i modularności sieci

Kandydat	Modularność	Śr, centralność stopnia	Śr, centralność pośrednictwa	Śr, centralność bliskości	Śr, centralność PageRank
Trzaskowski	0,8087	0,003	0,0	0,0015	0,0014
Jakubiak	0,7792	0,0038	0,0	0,002	0,0016
Zandberg	0,73	0,0039	0,0	0,002	0,0016
Nawrocki	0,7177	0,0042	0,0	0,0022	0,0017
Mentzen	0,7392	0,004	0,0	0,0021	0,0017
Braun	0,7755	0,0039	0,0	0,0029	0,0018
Stanowski	0,7309	0,0045	0,0	0,0023	0,0021
Hołownia	0,7778	0,0053	0,0	0,0027	0,0024
Biejat	0,7909	0,0066	0,0	0,0037	0,0031

Źródło: Opracowanie własne

Wysokie wartości modularności, zbliżone do poziomu 0,8, obserwowane w niemal wszystkich analizowanych sieciach, wskazują na wyraźną strukturę wspólnotową. Oznacza to, że komunikacja wokół kandydatów nie ma charakteru płynnego, lecz organizuje się wokół ideologicznie i emocjonalnie spójnych klastrów. Najwyższy poziom modularności występuje w sieci Rafała Trzaskowskiego ( $Q = 0,8087$ ), co sugeruje silną segmentację grup odbiorców. Można przypuszczać, że jego kampania cyfrowa funkcjonuje w ramach kilku odrębnych, samowystarczalnych wspólnot – np. sympatyków partii, mediów liberalnych czy lokalnych aktywistów. Struktura tego typu sprzyja utrzymaniu spójności narracyjnej i kontroli przekazu, ale może ograniczać jego zasięg w szerszym dyskursie. Podobne wartości modularności uzyskali Jakubiak, Hołownia i Braun ( $Q \approx 0,77-0,78$ ), co wskazuje na obecność wyraźnych wspólnot, lecz z większym stopniem komunikacji między nimi. Takie sieci mają bardziej otwarty charakter – charakteryzuje je umiarkowana polaryzacja i większa zdolność do przepływu treści między grupami. Z kolei niższe wartości modularności u Zandberga i Stanowskiego ( $Q \approx 0,73$ ) mogą oznaczać bardziej zrównoważoną strukturę, w której granice między klastrami są słabsze, a komunikacja bardziej sieciowa i rozproszona.

Wskaźniki centralności pozwalają z kolei ocenić, jak zorganizowany jest wpływ w sieci i które węzły odgrywają dominującą rolę w jej funkcjonowaniu. Centralność stopnia, opisująca liczbę bezpośrednich połączeń węzła, osiąga najwyższe wartości w sieci Magdaleny Biejat (0,0066) oraz Hołowni (0,0053). Wskazuje to na wysokie nasycenie relacjami i częste interakcje pomiędzy użytkownikami co jest charakterystyczne dla struktur aktywistycznych, w których więzi są silne i powtarzalne. Wysoka centralność stopnia w tych przypadkach może oznaczać, że użytkownicy nie tylko reagują na treści lidera, ale również wchodzi w dialog między sobą, co zwiększa wewnętrzną dynamikę sieci i odporność na informacyjne zakłócenia. Przeciwnieństwem tego modelu jest sieć Trzaskowskiego (0,003), w której przy wysokiej modularności obserwuje się niską centralność stopnia. Oznacza to, że mimo dużej liczby wspólnot, poszczególni użytkownicy nie są silnie połączeni, a komunikacja ma charakter rozproszony. W praktyce struktura ta odpowiada modelowi policentrycznemu, w którym wiele lokalnych ośrodków komunikacji współistnieje bez dominującej hierarchii.

Centralność pośrednictwa, będąca miarą roli węzłów w łączeniu odrębnych części sieci, przyjmuje wartości bliskie zera dla wszystkich kandydatów. Sugeruje to, że przepływ informacji nie jest zdominowany przez wąską grupę „pośredników”, lecz odbywa się wielokanałowo. Sieci tego rodzaju mają charakter horyzontalny, co sprzyja rozproszonej cyrkulacji treści oraz ogranicza możliwość centralnej kontroli przekazu. Taka struktura może być interpretowana zarówno jako atut, jak i ograniczenie, gdyż z jednej strony umożliwia organiczny

rozwój dyskusji, z drugiej natomiast utrudnia koordynację narracji oraz wzmacnianie spójnego przekazu politycznego.

Średnia centralność bliskości, która opisuje, jak szybko informacje mogą rozprzestrzeniać się w sieci, osiąga najwyższe wartości w sieciach Biejat (0,0037), Hołowni (0,0027) i Brauna (0,0029). Wskazuje to, że użytkownicy w tych sieciach są komunikacyjnie bliżej siebie – treści mogą przemieszczać się w nich efektywniej, a reakcje społeczne pojawiają się szybciej. Sieci tego typu są bardziej kompaktowe i reagujące, co zwiększa potencjał mobilizacyjny oraz ułatwia tworzenie tzw. efektów rezonansu emocjonalnego. Dla porównania, niższe wartości centralności bliskości u Trzaskowskiego i Jakubiaka (0,0015–0,002) oznaczają, że ich społeczności są bardziej rozproszone i wymagają więcej „kroków” do dyfuzji treści, co może wpływać na tempo i skalę zaangażowania.

Wskaźnik PageRank, stanowiący miarę prestiżu i autorytetu w sieci, pozwala ocenić, które węzły są kluczowe dla utrzymania jej hierarchii informacyjnej. Wysokie wartości PageRanka obserwowane w sieciach Magdaleny Biejat (0,0031) i Szymona Hołowni (0,0024) wskazują, że ich komunikacja opiera się na wyrazistych punktach wpływu – kontaktach liderów opinii, organizacji lub mediów, które przyciągają interakcje i determinują rytm obiegu informacji. W praktyce oznacza to scentralizowaną strukturę z wyraźnym centrum komunikacyjnym, które wzmacnia przekaz i utrzymuje jego spójność. Z kolei niższe wartości PageRanka, obserwowane w sieciach Trzaskowskiego, Jakubiaka i Nawrockiego (0,0014–0,0017), sugerują bardziej równomierny rozkład znaczenia oraz brak wyraźnych ośrodków dominujących. Taki układ sprzyja decentralizacji wpływu i większemu pluralizmowi komunikacyjnemu, ale jednocześnie może ograniczać skuteczność w mobilizowaniu odbiorców.

Porównanie wskaźników modularności i centralności ujawnia zróżnicowane modele organizacji komunikacji politycznej. Sieci o wysokiej modularności i niskiej centralności (np. Trzaskowski, Zandberg) charakteryzują się strukturą rozproszoną, która sprzyja utrzymaniu różnorodności, lecz ogranicza spójność narracyjną. Sieci o umiarkowanej modularności i średniej centralności (np. Hołownia, Braun, Jakubiak) wykazują zrównoważony charakter, łączą zdolność mobilizacji z elastycznością i komunikacyjną otwartością. Natomiast sieci o wysokiej centralności i wyraźnym wzroście wartości PageRanka (np. Biejat, częściowo Mentzen) są strukturami bardziej hierarchicznymi, w których przepływ informacji jest silnie ukierunkowany. Tego rodzaju organizacja zwiększa efektywność dotarcia do odbiorców i ułatwia koordynację komunikacji, lecz może prowadzić do nadmiernej centralizacji i ograniczenia interakcji oddolnych.

W ujęciu teoretycznym analiza tych wskaźników potwierdza, że struktura sieci politycznych w środowisku cyfrowym nie jest wyłącznie funkcją liczby użytkowników, lecz efektem przyjętej strategii komunikacyjnej. Sieci o wysokim PageRank i gęstej strukturze bliskości sprzyjają utrwalaniu autorytetu i hierarchicznej władzy informacyjnej, natomiast sieci zdecentralizowane, z równomiernym rozkładem połączeń, wzmacniają dialogiczność i wielogłosowość. W ten sposób parametry topologiczne takie jak modularność, centralność i PageRank, ujawniają nie tylko organizację przepływu danych, ale i logikę współczesnej komunikacji politycznej, w której kontrola narracji, zdolność mobilizacji i elastyczność informacyjna są równie istotne jak sam zasięg.

### 3.5.4. Strukturalne właściwości sieci kandydatów: analiza klastrowania, ścieżek i komponentów

Analiza strukturalnych właściwości sieci społecznościowych kandydatów pozwala na zrozumienie, w jaki sposób zorganizowane są interakcje i przepływ informacji w otoczeniu każdego z polityków. Na podstawie wskaźników przedstawionych w tabeli – współczynnika grupowania, średniej długości ścieżki, średnicy sieci, rozmiaru komponentu głównego i liczby komponentów – można scharakteryzować poziom spójności, hierarchizacji oraz fragmentacji poszczególnych sieci.

Tabela 9. Wskaźniki struktury globalnej sieci kandydatów

Kandydat	Współczynnik grupowania	Śr. długość ścieżki	Średnica sieci	Rozmiar komponentu głównego	Liczba komponentów
Trzaskowski	0,009	5,3572	15,0	520,0	74,0
Nawrocki	0,015	4,247	10,0	493,0	44,0
Jakubiak	0,0178	4,5047	13,0	477,0	54,0
Zandberg	0,0154	4,268	12,0	463,0	55,0
Mentzen	0,0148	4,1563	9,0	425,0	60,0
Stanowski	0,0016	3,9706	9,0	344,0	59,0
Braun	0,0286	4,1201	10,0	323,0	79,0
Hołownia	0,0162	4,7567	11,0	297,0	43,0
Biejat	0,0188	4,3653	10,0	216,0	29,0

Źródło: Opracowanie własne

Współczynnik grupowania (*clustering coefficient*) jest miarą lokalnej gęstości połączeń, określającą, w jakim stopniu użytkownicy danego węzła tworzą między sobą relacje wzajem-

ne. Wysoka wartość tego parametru sugeruje, że sieć posiada liczne „mikrospołeczności”, w których interakcje zachodzą w sposób zamknięty i rekurencyjny. Najwyższą wartość współczynnika grupowania osiąga sieć Grzegorza Brauna (0,0286), co wskazuje na silnie spolaryzowaną strukturę, w której treści cyrkulują przede wszystkim w obrębie homogenicznych grup ideowych. Tego typu sieci są typowe dla środowisk o wysokim poziomie emocjonalnego zaangażowania i konsolidacji przekazu, gdzie przekonania są rzadko poddawane rewizji z zewnątrz. Wysokie wartości klastrowania występują również w sieciach Biejat (0,0188), Jakubiaka (0,0178) i Hołowni (0,0162), co sugeruje, że komunikacja w tych środowiskach opiera się na wspólnocie interpretacyjnej, w której użytkownicy wzajemnie wzmacniają i powielają swoje opinie. Z drugiej strony, niskie wartości współczynnika grupowania, charakterystyczne dla sieci Stanowskiego (0,0016) i Trzaskowskiego (0,009), wskazują na większy stopień dyfuzji i słabsze więzi lokalne. Oznacza to, że przekaz ma charakter bardziej otwarty i rozproszony, z mniejszą liczbą silnych powiązań między poszczególnymi odbiorcami. Takie sieci sprzyjają szerokiemu zasięgowi informacji, ale mogą ograniczać zdolność do utrzymania długotrwałego zaangażowania i stabilnej wspólnoty odbiorców.

Średnia długość ścieżki oraz średnica sieci to wskaźniki opisujące globalną efektywność przepływu informacji. Krótsza średnia ścieżka oznacza, że informacja może przemieszczać się pomiędzy użytkownikami szybciej, a sieć jest bardziej „skompresowana” - charakterystyczna dla tzw. sieci typu *small-world*, w których nawet duża liczba węzłów pozostaje połączona za pomocą niewielkiej liczby relacji. Najkrótsze ścieżki i tym samym największą efektywność komunikacyjną obserwuje się w sieciach Stanowskiego (3,97) i Mentzena (4,15). Ich struktura sugeruje, że informacje rozchodzą się błyskawicznie, co jest korzystne w kontekście mobilizacji społecznej i szybkiego reagowania na bieżące wydarzenia. Dłuższe ścieżki, charakterystyczne dla sieci Trzaskowskiego (5,35) i Hołowni (4,76), świadczą o bardziej rozbudowanej strukturze, w której informacja przechodzi przez większą liczbę pośredników. Tego rodzaju układ może wzmacniać zasięg komunikacji, ale jednocześnie spowalniać jej obieg i zwiększać ryzyko zniekształcenia przekazu. Średnica sieci, będąca maksymalnym dystansem między dwoma użytkownikami, potwierdza te różnice - największa w sieci Trzaskowskiego (15,0) oraz Jakubiaka (13,0), co wskazuje na znaczną rozpiętość społeczności. W przeciwieństwie do nich, niższe wartości średnicy (np. 9,0 u Stanowskiego i Mentzena) sugerują bardziej kompaktowe, scentralizowane struktury komunikacyjne.

Kolejnym istotnym parametrem jest rozmiar komponentu głównego, czyli liczba węzłów należących do największej spójnej części sieci. Wysoki wynik dla Trzaskowskiego (520 węzłów) oraz Nawrockiego (493 węzły) świadczy o tym, że większość użytkowników jest ze

sobą połączona w jednym, relatywnie zintegrowanym systemie relacji. Sieci te, mimo pewnego poziomu rozproszenia, zachowują wspólne centrum, wokół którego koncentruje się wymiana informacji. Oznacza to, że komunikacja tych kandydatów ma charakter sieci rozległej, ale wciąż scalonej przypominającej strukturę typu *hub and spoke*, w której centralne węzły (np. oficjalne konta, media wspierające, liderzy opinii) pełnią rolę węzłów dystrybucyjnych. Dla porównania, mniejszy rozmiar komponentu głównego w sieciach Biejat (216 węzłów) i Brauna (323 węzły) odzwierciedla bardziej fragmentaryczną strukturę, z wieloma niezależnymi mikrospołecznościami. W praktyce oznacza to, że interakcje koncentrują się wokół mniejszych klastrów, co sprzyja lojalności grupowej, ale ogranicza zasięg i możliwości przenikania treści między grupami.

Liczba komponentów w sieci jest odwrotnością jej spójności i wskazuje, ile odrębnych, niepołączonych grup użytkowników funkcjonuje w jej ramach. Największą liczbę komponentów (79) odnotowano w sieci Brauna, co potwierdza jej wieloogniskowy charakter – wiele niezależnych grup komunikacyjnych może funkcjonować równolegle, wzmacniając różne aspekty przekazu politycznego. Taka struktura bywa efektywna w kontekście „ekosystemowego” modelu komunikacji, w którym różne wspólnoty pełnią odrębne funkcje – informacyjne, agitacyjne lub komentatorskie. Najmniejszą liczbę komponentów posiada natomiast sieć Magdaleny Biejat (29), co potwierdza jej wysoką spójność i silną integrację wokół centralnych punktów komunikacyjnych.

Zestawiając wszystkie wskaźniki, można zauważyć, że sieci Trzaskowskiego i Nawrockiego charakteryzują się dużą skalą i znacznym zasięgiem, lecz przy mniejszej lokalnej spójności. Ich struktura sprzyja szerokiej dyfuzji treści, ale niekoniecznie silnemu zaangażowaniu użytkowników w długotrwałą interakcję. Sieci Mentzena i Zandberga stanowią przypadek pośredni, relatywnie zwarte, o umiarkowanym poziomie klastrowania, które łączą elementy centralizacji z organiczną interaktywnością. Z kolei sieci Brauna i Biejat prezentują model lokalnie gęstych, ale globalnie rozproszonych wspólnot, w których aktywność komunikacyjna skupia się wokół rdzenia ideologicznego, a relacje są silne, choć zasięg ograniczony.

Z perspektywy teorii komunikacji politycznej oraz nauki o sieciach społecznych, opisane różnice mają fundamentalne znaczenie. Sieci o wysokim współczynniku grupowania i niewielkiej średniej długości ścieżki sprzyjają powstawaniu *echo chambers* czyli środowisk, w których użytkownicy wzajemnie wzmacniają swoje przekonania, a nowe informacje są interpretowane przez pryzmat istniejących schematów poznawczych. Z kolei sieci o większej

średnicy i liczbie komponentów są bardziej zróżnicowane i otwarte, umożliwiając przenikanie się treści między grupami, lecz kosztem spójności przekazu i skuteczności mobilizacji.

Wnioski płynące z tej analizy pozwalają lepiej zrozumieć mechanizmy rezonansu i dyfuzji w środowiskach cyfrowych. Struktura sieci nie tylko determinuje tempo rozchodzenia się treści, ale również wpływa na emocjonalną dynamikę dyskursu politycznego. Sieci zwarte, o silnych lokalnych więziach, są bardziej odporne na dezinformację, ale mniej elastyczne komunikacyjnie. Sieci rozproszone działają natomiast odwrotnie ponieważ mogą szybciej adaptować się do zmieniających się warunków informacyjnych, lecz są bardziej podatne na utratę spójności. Z tego względu zrozumienie relacji między klastrowaniem, długością ścieżki i fragmentacją stanowi istotny element diagnozy współczesnych strategii kampanii politycznych w mediach społecznościowych.

### **3.6. Wnioski z przeprowadzonych badań**

Przeprowadzona analiza ilościowa aktywności kandydatów w przestrzeni społeczno-cyfrowej X w trakcie kampanii prezydenckiej 2025 roku pozwala na sformułowanie wieloaspektowych wniosków dotyczących dynamiki, struktury i skuteczności komunikacji politycznej w środowisku cyfrowym. Badania oparte na modelu analizy sieciowej, wskaźnikach zaangażowania, miarach centralności i modularności, a także na analizie temporalnej, semantycznej i sentymentalnej, ukazują złożony ekosystem interakcji politycznych w sieciach społecznościowych. Ich syntetyczna interpretacja pozwala nie tylko opisać strukturę komunikacji, ale również uchwycić relacje między charakterystykami sieci, formą treści, emocjonalnością przekazu oraz społecznym rezonansem komunikacji politycznych.

Zestawienie wskaźników temporalnych wykazało, że aktywność kandydatów w przestrzeni cyfrowej ma charakter rytmiczny i przewidywalny, podporządkowany zarówno algorytmicznej logice platformy, jak i rytmowi percepcyjnemu użytkowników. Wzmoczona aktywność w godzinach porannych i wieczornych potwierdza, że kandydaci dostosowują publikacje do momentów największej uwagi użytkowników, co wzmacnia efektywność komunikacyjną. Regularność publikacji zwłaszcza w przypadku Rafała Trzaskowskiego i Szymona Hołowni koreluje dodatnio z wartościami wskaźnika *Engagement Rate* (ER), co sugeruje, że przewidywalny rytm komunikacji cyfrowej wzmacnia lojalność i nawyk odbiorczy wśród użytkowników. Kandydaci tacy jak Mentzen i Stanowski, mimo imponującej liczby publikacji, generowali mniejszy współczynnik zaangażowania, co stanowi empiryczny dowód na paradoks hiperaktywności: im wyższy wolumen komunikatów, tym niższe zaangażowanie per

jednostka treści. Wynik ten wpisuje się w koncepcję *information overload*<sup>450</sup> oraz modelu znużenia poznawczego odbiorcy<sup>451</sup>, wskazując na konieczność zrównoważenia intensywności publikacji i jakości przekazu. Wzorce aktywności wykazały również związek między rytmem publikacji a dynamiką kalendarza wyborczego. Krótkotrwałe piki aktywności, widoczne zwłaszcza w dniach 16–18 stycznia 2025 roku, przypadały bezpośrednio po formalnym rozpoczęciu kampanii wyborczej, które nastąpiło 15 stycznia 2025 roku wraz z wydaniem postanowienia o zarządzeniu wyborów. Oznacza to, że platforma X była wykorzystywana jako kanał bieżącej reakcji komunikacyjnej w początkowej fazie kampanii. Tego rodzaju zbieżność czasowa wskazuje na coraz większą rolę temporalności w komunikacji politycznej, w której przewaga wynika nie tylko z treści, ale również z szybkości reakcji i zdolności do natychmiastowego uczestnictwa w obiegu informacji.

Analiza typów interakcji takich jak polubienia, retweety i odpowiedzi, pozwoliła na wyróżnienie trzech modeli uczestnictwa użytkowników w kampanii: afirmacyjnego, mobilizacyjnego i deliberacyjnego. Dominacja polubień, stanowiących średnio ponad 70% interakcji, potwierdza, że przestrzeń społecznościowa pełni przede wszystkim funkcję symbolicznego wsparcia, w którym ekspresja poparcia zastępuje rzeczywisty udział w dyskusji. Kandydaci tacy jak Braun czy Mentzen generowali wysokie wskaźniki aprobaty emocjonalnej, jednak przy ograniczonej liczbie odpowiedzi, co wskazuje na przewagę komunikacji jednostronnej i reprodukcyjnej, opartej na przekazie ideologicznym, nie zaś dialogu. Z kolei Hołownia i Trzaskowski wykazywali większy udział odpowiedzi w strukturze interakcji, co świadczy o zdolności do inicjowania dialogu i budowania deliberatywnej przestrzeni komunikacyjnej. Ich kampanie charakteryzowały się wysokim udziałem treści problemowych, zachęcających użytkowników do współuczestnictwa w dyskusji, co jest zgodne z modelem komunikacji sieciowej (*networked deliberation model*). Mentzen natomiast, mimo wysokiego udziału polubień, generował znaczne liczby odpowiedzi, co może wskazywać na silnie spolaryzowaną, ale aktywną społeczność. Porównanie liczby unikalnych autorów tweetów i wzmiankowanych użytkowników ujawniło, że struktura interakcji w sieciach poszczególnych kandydatów odzwierciedla stopień ich społecznej inkluzywności. Stanowski i Mentzen, posiadający liczne grono autorów, budowali rozległe, lecz hierarchiczne sieci z ograniczoną wymianą horyzontalną. W odróżnieniu od nich, Trzaskowski i Nawrocki prowadzili kampanie o większym

---

<sup>450</sup> A. R. Lee, J. Son, K. K. Kim, „Information and communication technology overload and social networking service fatigue: A stress perspective”, *Computers in Human Behavior*, 2016, t. 55, s. 51–61.

<sup>451</sup> A. Malik, A. Dhir, P. Kaur, A. Johri, „Correlates of social media fatigue and academic performance decrement: a large cross-sectional study”, *Information Technology & People*, 2021, t. 34, nr 2, s. 557–580,

udziale interakcji zwrotnych, ich sieci miały bardziej dialogiczny charakter, sprzyjający dwustronnemu przepływowi informacji i wzmacnianiu percepcji autentyczności przekazu.

Wskaźniki topologiczne, takie jak liczba węzłów i krawędzi, gęstość, współczynnik grupowania i długość ścieżki, dostarczyły empirycznego obrazu struktury komunikacji w społecznościach kandydatów. Sieci Trzaskowskiego i Nawrockiego cechowały się największym zasięgiem i rozproszeniem, co świadczy o dużym potencjale dyfuzyjnym. Z kolei sieci Biejat, Jakubiaka i Brauna charakteryzowały się wyższą gęstością i krótszymi ścieżkami, co wskazuje na większą spójność lokalną i wewnętrzne wzmocnienie komunikacji.

Warto zauważyć, że wysoka gęstość sieci i współczynnik grupowania (np. u Brauna 0,0286) korelują z dużą modularnością ( $Q > 0,77$ ), co potwierdza zjawisko tzw. *community closure* – powstawania hermetycznych wspólnot ideologicznych, w których intensywność kontaktów wewnętrznych ogranicza dyfuzję przekazu poza grupę. W efekcie sieci te są skuteczne w utrzymaniu jednorodności narracji, lecz mniej efektywne w ekspansji komunikacyjnej. Przeciwnie, kandydaci o niższej gęstości (Trzaskowski, Stanowski) funkcjonują w środowiskach bardziej rozproszonych, które zwiększają zasięg, ale zmniejszają kontrolę nad treścią. Średnia długość ścieżki i rozmiar komponentu głównego wskazują na poziom integracji społeczności. Trzaskowski (średnia ścieżka 5,35; komponent główny: 520 węzłów) reprezentuje strukturę o dużej pojemności, lecz mniejszej kohezji, natomiast Biejat (0,0188 współczynnik grupowania; 216 węzłów) małą, lecz silnie spójną wspólnotę. Tego rodzaju różnice mają znaczenie interpretacyjne: sieci rozproszone sprzyjają widoczności i heterogeniczności przekazu, podczas gdy zwarte wspólnoty wzmacniają tożsamość i mobilizację.

Zastosowanie miar centralności (stopnia, pośrednictwa, bliskości, PageRank) ujawniło różne logiki organizacji wpływu w sieciach. Wysokie wartości centralności PageRank u Hołowni (0,0024) i Biejat (0,0031) wskazują, że ich sieci są zorganizowane wokół kilku kluczowych kont pełniących funkcję strategicznych węzłów, będących centrami przepływu informacji i legitymizacji treści. Trzaskowski i Nawrocki, mimo dużych sieci, cechują się niższą średnią centralnością stopnia, co oznacza większy pluralizm komunikacyjny i dystrybucję wpływu na wielu uczestników. Wysoka modularność, obserwowana szczególnie w sieciach Trzaskowskiego (0,8087) i Biejat (0,7909), wskazuje na wysoki poziom polaryzacji i fragmentacji dyskursu politycznego. W sieciach tych występują dobrze wyodrębnione grupy tematyczne i ideologiczne, co odzwierciedla zjawisko baniek informacyjnych oraz *echo chambers*. Jednocześnie modularność koreluje ujemnie z wartościami *Engagement Rate*, co

potwierdza, że nadmierna segmentacja ogranicza skuteczność dyfuzji komunikatów poza rdzeń społeczności.

Wskaźnik *Engagement Rate* (ER), obliczany jako stosunek liczby interakcji do liczby wyświetleń, pozwolił na ocenę względnej efektywności treści. Najwyższe wartości ER uzyskali Nawrocki (0,0727) i Trzaskowski (0,0646), co wskazuje, że mimo umiarkowanych zasięgów ich komunikacja generowała silną reakcję użytkowników. Można to interpretować jako rezultat strategii jakościowej, opartej na ograniczonej liczbie tweetów o wysokiej wartości emocjonalnej lub merytorycznej. Dla kontrastu, Stanowski i Biejat, mimo intensywnej aktywności, osiągnęli niższe ER, co sugeruje dominację komunikacji o niskiej efektywności interakcyjnej.

Analiza regresyjna wykazała, że obecność elementów wizualnych (obrazy, wideo) i hashtagów ma istotny dodatni wpływ na logarytmicznie przekształcony ER, szczególnie w przypadku Hołowni i Brauna. Wartość ujemna współczynnika dla zmiennej *eigenvector centrality* u Mentzena i Stanowskiego potwierdza, że nadmierna centralizacja w sieci może ograniczać ekspansję treści ponieważ silne powiązania wewnętrzne ograniczają dyfuzję w sieciach zamkniętych.

Zintegrowana analiza pozwala stwierdzić, że skuteczność komunikacji politycznej w mediach społecznościowych nie jest determinowana przez pojedynczy czynnik, lecz przez złożoną interakcję między strukturą sieci, charakterem treści i rytmem publikacji. Kandydaci o umiarkowanym stopniu centralizacji, niskiej modularności i stabilnej aktywności temporalnej osiągnęli wyższe wskaźniki zaangażowania, co wskazuje na optymalny model komunikacji sieciowej.

Badania wykazały również, że komunikacja polityczna w środowisku cyfrowym jest procesem hybrydowym, łączącym elementy propagacji, emocjonalizacji i interakcji. Sieci pełnią funkcję nie tylko infrastruktury wymiany informacji, ale również struktur tożsamościowych, w których emocje, symbole i relacje społeczne kształtują skuteczność przekazu. Wysoka modularność i klastrowanie wzmacniają ideologiczną spójność, lecz ograniczają przepływ informacji między grupami, natomiast sieci o większej heterogeniczności są bardziej efektywne w pozyskiwaniu nowych odbiorców, lecz mniej stabilne emocjonalnie.

Z perspektywy praktycznej wnioski te potwierdzają, że skuteczna strategia kampanii cyfrowej wymaga równowagi między trzema wymiarami: rytmicznością publikacji, strukturą sieciową i efektywnością treści. Kandydaci tacy jak Hołownia i Trzaskowski, którzy zachowali spójność temporalną i umiarkowany poziom emocjonalności, generowali najwyższe wskaźniki trwałego zaangażowania.

Z punktu widzenia teorii komunikacji wyniki te potwierdzają potrzebę badania kampanii politycznych jako złożonych systemów relacyjnych, w których jednostkowe komunikaty zyskują znaczenie dopiero w kontekście sieciowych struktur interakcji. Wymiar temporalny, afektywny i strukturalny należy traktować jako współzależne czynniki kształtujące efektywność politycznego dyskursu cyfrowego. Ostatecznie badania te stanowią krok w kierunku budowy zintegrowanego modelu analizy komunikacji politycznej w epoce platformowej łączącego perspektywę analizy sieciowej, przetwarzania języka naturalnego i teorii afektywnej sfery publicznej.

Zastosowana metodologia integrująca elementy analizy sieci społecznych (SNA), przetwarzania języka naturalnego (NLP), analizy sentymentu i statystyki eksploracyjnej pozwoliła na uchwycenie złożoności komunikacji cyfrowej w sposób, który wykracza poza tradycyjne analizy zawartości, treści czy ilościowe badania opinii publicznej. Zastosowanie metryk takich jak modularność, centralność, współczynnik grupowania czy wskaźnik *Engagement Rate* umożliwiło empiryczne odwzorowanie relacyjnych struktur władzy i wpływu w przestrzeni cyfrowej.

W przeciwieństwie do klasycznych modeli komunikacji politycznej, w których dominującą rolę odgrywał przekaz nadawcy, analiza sieciowa pozwala zobaczyć kampanię jako dynamiczny ekosystem interakcji, w którym uczestnicy zarówno kandydaci, jak i ich zwolennicy współtworzą przestrzeń dyskursywną. Oznacza to przesunięcie paradygmatu z komunikacji liniowej (nadawca–odbiorca) ku modelowi komunikacji sieciowej (*networked communication*), w której znaczenie powstaje w procesie wielokierunkowych powiązań i amplifikacji treści. Zastosowana metoda okazała się również szczególnie użyteczna do analizy zjawisk emergentnych, takich jak viralowość, mikromobilizacja czy polaryzacja afektywna. Dzięki połączeniu danych strukturalnych (grafowych) i temporalnych (aktywność w czasie) możliwe było obserwowanie procesów rozchodzenia się treści i ich amplifikacji w czasie rzeczywistym. Analiza modularności i centralności pozwoliła również empirycznie uchwycić zjawisko, które dotychczas było rozważane głównie w sposób teoretyczny, mianowicie rozpad sfery publicznej na wiele nakładających się mikrosfer (*fragmented publics*). Wysokie wartości modularności (powyżej 0,75) oraz ograniczone przepływy między klastrami wskazują na utrwalanie się struktur ideologicznych w środowisku cyfrowym, w których wymiana poglądów zachodzi w ramach homogenicznych wspólnot. Tym samym media społecznościowe, mimo deklarowanego charakteru deliberacyjnego, pełnią funkcję reprodukcyjną, wzmacniają już istniejące przekonania, zamiast tworzyć nowe przestrzenie dialogu. Wysoka centralność PageRank obserwowana w sieciach Biejat i Hołowni sugeruje z kolei, że kampanie polityczne

w środowisku cyfrowym odtwarzają hierarchiczne wzorce władzy komunikacyjnej. Oznacza to, że nawet w systemie zdecentralizowanym, jakim jest platforma X, nadal wyłaniają się aktorzy dominujący, pełniący rolę „liderów opinii cyfrowych” (*digital opinion leaders*), co potwierdza tezę o *rekonfiguracji*, a nie zniesieniu hierarchii komunikacyjnych w epoce mediów sieciowych.

Z punktu widzenia teorii komunikacji politycznej, uzyskane wyniki dostarczają argumentów na rzecz tezy o afektywnym zwrocie w dyskursie cyfrowym. Analiza sentymentu oraz struktury interakcji wskazuje, że emocjonalność przekazu stanowi kluczowy czynnik amplifikacyjny ponieważ treści nacechowane emocjonalnie osiągają wyższe wartości *Engagement Rate*, częściej są udostępniane i komentowane, niezależnie od ich merytorycznej zawartości. Zjawisko to potwierdza rosnące znaczenie *emocjonalnych mechanizmów rezonansu społecznego* w środowisku mediów cyfrowych, gdzie emocje pełnią funkcję heurystyki poznawczej, kierując uwagę i zachowanie użytkowników.

Z perspektywy teorii sfery publicznej Habermasa, wyniki badań wskazują na ewolucję przestrzeni deliberacyjnej ku modelowi *fragmentarycznej publiczności cyfrowej* (*digital fragmented public*), w której równocześnie współistnieją segmenty o różnym stopniu otwartości i polaryzacji. Sieci o wysokiej gęstości i modularności tworzą zwarte mikrospołeczności, w których komunikacja opiera się na wzajemnym potwierdzaniu przekonań, podczas gdy sieci rozproszone sprzyjają wielowątkowości, ale kosztem stabilności ideologicznej. Wnioski te korespondują z koncepcją *echo chambers* i *filter bubbles*, które stanowią nie tyle anomalie, ile naturalną konsekwencję logiki rekomendacyjnej algorytmów oraz ludzkich preferencji poznawczych. W tym kontekście wyniki niniejszej pracy pozwalają empirycznie potwierdzić, że zjawiska te nie są jednorodne, lecz różnią się intensywnością w zależności od struktury sieci i charakteru rozpowszechnianych treści. Analiza interakcji wskazuje również na współistnienie dwóch typów autorytetu w komunikacji politycznej: autorytetu *informacyjnego* (związanego z liczbą cytowań i wzmiankowań) oraz autorytetu *afektywnego* (związanego z poziomem zaangażowania emocjonalnego). Kandydaci o wysokim ER, ale umiarkowanej centralności (np. Hołownia, Nawrocki), uzyskali relatywnie stabilne wspólnoty oparte na empatii i współuczestnictwie. Natomiast ci, których sieci cechowały się dużą centralizacją (np. Mentzen, Braun), budowali wspólnoty o silnych więziach ideologicznych, ale mniejszej otwartości informacyjnej.

Z perspektywy praktycznej, badanie ujawnia wyraźne korelacje między strukturą sieci a efektywnością przekazu politycznego. Kandydaci, których sieci charakteryzowały się umiarkowaną modularnością, niską centralizacją i dużą różnorodnością interakcji (Trzaskow-

ski, Hołownia, Nawrocki), osiągnęli najlepsze wyniki w zakresie wskaźników zaangażowania. Wskazuje to, że optymalny model kampanii cyfrowej powinien łączyć pluralizm treści z koherencją strukturalną.

Warto również podkreślić znaczenie jakości relacji w sieci. Sieci o większym udziale odpowiedzi (Hołownia, Mentzen) cechowały się wyższym poziomem interakcji zwrotnej i większą stabilnością komunikacyjną. W odróżnieniu od modeli opartych na retweetach (Braun, Stanowski), które sprzyjają krótkotrwałym impulsom viralowym, sieci deliberacyjne umożliwiają budowę trwałej wspólnoty komunikacyjnej i większe zakorzenienie dyskursu w rzeczywistych strukturach społecznych. Praktyczne wnioski dotyczą również rytmu i formatów komunikacji. Regularność publikacji i stosowanie elementów wizualnych (obrazy, wideo, grafiki informacyjne) zwiększają efektywność przekazu, jednak ich nadmiar może prowadzić do spadku percepcji autentyczności. Umiarkowany, emocjonalnie zrównoważony przekaz, oparty na wartościach i narracjach wspólnotowych, okazuje się bardziej efektywny niż komunikacja agresywna lub ironiczna.

Pomimo szerokiego zakresu analizy, badanie to posiada pewne ograniczenia metodologiczne. Po pierwsze, analiza dotyczy jednego medium (platformy X), które ma specyficzny profil użytkowników i algorytmiczny mechanizm dystrybucji treści. Wyniki mogą zatem nie być w pełni porównywalne z komunikacją prowadzoną w innych środowiskach cyfrowych (np. Facebook, TikTok). Po drugie, zastosowane wskaźniki nie oddają w pełni kontekstu kulturowego i językowego komunikacji np. ironii, humoru czy przekazu wizualnego, które wymagają głębszej analizy semantycznej. Dalsze badania powinny zatem zmierzać w kierunku integracji metod ilościowych i jakościowych poprzez zastosowanie hybrydowych modeli analizy – łączących analizę sieciową, NLP i analizę wizualną. Szczególnie obiecującym kierunkiem jest zastosowanie uczenia maszynowego do detekcji narracji emocjonalnych oraz analiza tzw. *information cascades*, pozwalająca na śledzenie rzeczywistych ścieżek rozprzestrzeniania się informacji w czasie.

Podsumowując, badania dowiodły, że komunikacja polityczna w środowisku cyfrowym jest systemem emergentnym, w którym efektywność przekazu wynika z dynamicznej równowagi pomiędzy strukturą sieci, rytmem temporalnym i afektywną charakterystyką treści. Kampanie skuteczne to te, które utrzymują równowagę między zasięgiem a głębią relacji, między emocjonalnością a racjonalnością przekazu, oraz między centralizacją a dyfuzją wpływu. Ostatecznie praca ta potwierdza, że przyszłe badania nad komunikacją polityczną wymagają podejścia zintegrowanego, relacyjnego i wielopoziomowego. Tylko analiza, która uwzględni zarówno topologię sieci, jak i afektywność przekazu, pozwala uchwycić rzeczy-

wisty wymiar polityki w epoce platformowej – polityki opartej nie na transmisji informacji, lecz na cyrkulacji emocji, interakcji i struktur wzajemności.

## Rozdział 4

### Praktyczne zastosowania i implikacje

#### 4.1. Możliwości wykorzystania wyników w praktyce komunikacyjnej

Wyniki uzyskane w ramach przeprowadzonych analiz sieci społecznościowych kandydatów politycznych mają znaczenie nie tylko na poziomie opisu badanych struktur, lecz również w perspektywie praktyki komunikacyjnej. Zidentyfikowane układy relacyjne, pozycje aktorów w sieci, struktury wspólnotowe oraz zróżnicowanie natężenia interakcji pozwalają lepiej rozumieć mechanizmy obiegu treści, koncentracji uwagi i różnicowania odbiorców w środowisku platformowym. W tym sensie wyniki badań mogą stanowić podstawę projektowania działań komunikacyjnych bardziej adekwatnych do rzeczywistej architektury sieci, zarówno w komunikacji politycznej, jak i w szerszych zastosowaniach instytucjonalnych oraz marketingowych<sup>452</sup>.

Szczególne znaczenie ma tu identyfikacja wspólnot informacyjnych oraz stopnia ich separacji. Analiza modularności i sieci powiązań pokazuje, że komunikacja wokół kandydatów nie przebiega w obrębie jednorodnej publiczności, lecz w ramach segmentów różniących się poziomem spójności, intensywnością relacji i przepuszczalnością granic międzyklastrowych. W praktyce oznacza to, że planowanie przekazu nie powinno opierać się wyłącznie na prostym założeniu istnienia „grup docelowych”, lecz na rozpoznaniu rzeczywistej struktury obiegu informacji. Dopiero w takim ujęciu możliwe staje się bardziej precyzyjne dopasowanie treści do określonych segmentów odbiorców, a więc także formułowanie strategii zbliżonych do mikrotargetowania (por. rozdz. 3.5.3 - centralność i modularność sieci kandydatów)<sup>453</sup>.

Należy przy tym podkreślić, że znaczenie praktyczne nie wynika wyłącznie z samego istnienia odrębnych wspólnot, lecz z ich stopnia separacji, który może być opisywany za pomocą modularności Q. Wysokie wartości Q wskazują, że klastry są silnie odizolowane, a dyfuzja

---

<sup>452</sup> D. boyd, *Social Network Sites as Networked Publics: Affordances, Dynamics, and Implications*, [w:] Z. Papacharissi (red.), *A Networked Self: Identity, Community, and Culture on Social Network Sites*, Routledge, New York–London 2010, s. 39–58.

<sup>453</sup> C. Grönroos, *From Marketing Mix to Relationship Marketing: Towards a Paradigm Shift in Marketing*, „Management Decision” 1994, nr 32(2), s. 4–20.

treści między nimi pozostaje ograniczona. W takiej sytuacji przekaz zoptymalizowany dla jednej wspólnoty może nie przenosić się skutecznie do innych segmentów, nawet przy wysokiej aktywności liderów opinii. Niższe wartości Q, bądź ich spadek w czasie, zwiększają przepuszczalność granic międzyklastrowych, co sprzyja rozszerzaniu zasięgu komunikatu, ale równocześnie może wzmacniać ryzyko gwałtownych kaskad i eskalacji treści polaryzujących<sup>454</sup>. Z tego względu modularność można traktować jako parametr istotny dla doboru strategii komunikacyjnej: od działań nastawionych na konsolidację wewnętrzną po działania ukierunkowane na penetrację nowych segmentów odbiorców.

Ponadto identyfikacja użytkowników o wysokiej centralności stopnia, pośrednictwa czy PageRank pozwala wskazać aktorów pełniących funkcję lokalnych liderów opinii, których aktywność może istotnie zwiększać zasięg i oddziaływanie przekazu (por. rozdz. 3.4.2.3 analiza centralności pośrednictwa w sieciach kandydatów; rozdz. 3.4.2.5 analiza centralności PageRank w sieciach kandydatów)<sup>455</sup>. Zrozumienie temporalnej dynamiki interakcji w sieci umożliwia z kolei lepsze dostosowanie harmonogramu działań komunikacyjnych do rytmu aktywności odbiorców (por. rozdz. 3.3.3 analiza dynamiki sieci społecznościowych w czasie rzeczywistym; zob. także rozdz. 4.4.1 LTIG oraz rozdz. 4.4.5 LAPS)<sup>456</sup>. Zastosowanie metryk sieciowych daje również możliwość bieżącego monitorowania skuteczności komunikacji, na przykład poprzez obserwację zmian w spójności komponentu głównego sieci lub śledzenie wzrostu centralności określonych węzłów w czasie (por. rozdz. 3.4.5 strukturalna analiza sieci: wspomnienia, kohezja i spójność lokalna; rozdz. 3.5.4 strukturalne właściwości sieci kandydatów; zob. także rozdz. 4.4.1 LTIG). Dzięki temu możliwa staje się nie tylko statyczna ocena zasięgu i zaangażowania, lecz również bardziej dynamiczna interpretacja wpływu oraz przewidywanie potencjalnych efektów przyszłych działań komunikacyjnych<sup>457</sup>.

#### **4.1.1. Personalizacja przekazu na podstawie analizy sieci społecznościowych**

Zastosowanie analizy sieciowej umożliwia pogłębioną personalizację przekazu poprzez identyfikację kluczowych segmentów odbiorców oraz ich charakterystyki relacyjnej i komunikacyjnej. Na podstawie modularnej struktury sieci można wyodrębnić społeczności powiązane tematycznie, ideologicznie lub emocjonalnie z określonym kandydatem bądź typem

---

<sup>454</sup> S. P. Borgatti, M. G. Everett, J. C. Johnson, *Analyzing Social Networks*, SAGE Publications, London 2018, s. 253–269.

<sup>455</sup> L. C. Freeman, *A Set of Measures of Centrality Based on Betweenness*, „Sociometry” 1977, nr 40(1), s. 35–41.

<sup>456</sup> P. Holme, J. Saramäki, *Temporal Networks*, „Physics Reports” 2012, nr 519(3), s. 97–125.

<sup>457</sup> D. Kreiss, *Prototype Politics: Technology-Intensive Campaigning and the Data of Democracy*, Oxford University Press, Oxford 2016, s. 87–112.

przekazu. Informacje te mogą stanowić podstawę budowy bardziej precyzyjnych profili grup odbiorczych oraz dostosowywania treści do ich dominujących wzorców komunikacyjnych (por. rozdz. 3.5.3 centralność i modularność sieci kandydatów)<sup>458</sup>.

Użytkownicy o wysokiej centralności, zwłaszcza mierzonej za pomocą PageRank lub centralności wektora własnego, pełnią funkcję ważnych pośredników w dyfuzji treści. Dzięki ich identyfikacji możliwe staje się rozpoznanie tych aktorów sieciowych, którzy mają największy potencjał rezonansu komunikacyjnego. Analiza retweetów, wzmianek i odpowiedzi pozwala dodatkowo ocenić nie tylko zasięg danego węzła, ale również jego rolę w kształtowaniu narracji i podtrzymywaniu zaangażowania wspólnoty (por. rozdz. 3.4.2.5 analiza centralności PageRank w sieciach kandydatów; rozdz. 3.4.2.6 analiza centralności wektora własnego w sieciach kandydatów; rozdz. 3.4.2.7 analiza najczęściej wspominanych użytkowników)<sup>459</sup>.

W perspektywie praktycznej personalizacja oparta na analizie sieciowej może być wspierana przez systemy rekomendacyjne oraz narzędzia zarządzania treścią, które dostosowują komunikaty do kontekstu społecznego użytkownika. Integracja danych relacyjnych z analizą behawioralną i semantyczną umożliwia budowę bardziej złożonego modelu zachowań odbiorczych, a tym samym bardziej trafne rozpoznawanie różnic pomiędzy segmentami publiczności. Z punktu widzenia niniejszej pracy kluczowe jest jednak nie tyle samo wdrożenie takich rozwiązań, ile wskazanie, że analiza sieci społecznościowych dostarcza podstaw do ich bardziej świadomego projektowania<sup>460</sup>.

#### **4.1.2. Zarządzanie komunikacją w środowisku mediów społecznościowych**

Zarządzanie komunikacją w środowisku mediów społecznościowych stanowi obszar, w którym szczególnie znaczenia nabiera połączenie wiedzy o treści przekazu z wiedzą o strukturze jego dystrybucji. Użytkownicy platform nie są biernymi odbiorcami komunikatów, lecz aktywnymi uczestnikami sieci wymiany informacji, emocji i wartości. Z tego względu skuteczne zarządzanie przekazem powinno uwzględniać nie tylko jego zawartość, ale również topologię sieci, pozycję aktorów i zmienność relacyjnego kontekstu komunikacji<sup>461</sup>.

Współczesne podejścia do komunikacji cyfrowej coraz częściej wykorzystują wskaźniki sieciowe jako narzędzia wspomagające decyzje operacyjne. Przykładowo centralność pośrednictwa pozwala identyfikować węzły o wysokiej zdolności do łączenia odrębnych segmentów sieci i kontrolowania przepływu informacji między klastrami. Tacy użytkownicy mogą mieć

---

<sup>458</sup> C. Grönroos, *From Marketing Mix to Relationship Marketing...*, dz. cyt., s. 9–14.

<sup>459</sup> S. Brin, L. Page, *The Anatomy of a Large-Scale Hypertextual Web Search Engine*, dz. cyt.

<sup>460</sup> D. Kreiss, *Prototype Politics...*, dz. cyt., s. 101–112.

<sup>461</sup> D. Boyd, *Social Network Sites as Networked Publics...*, dz. cyt., s. 39–42.

szczególne znaczenie przy rozpowszechnianiu treści w środowiskach spolaryzowanych, w których przepływ między wspólnotami jest ograniczony (por. rozdz. 3.4.2.3 analiza centralności pośrednictwa w sieciach kandydatów; rozdz. 3.5.3 centralność i modularność sieci kandydatów)<sup>462</sup>.

Wyniki przeprowadzonych analiz wskazują także, że wysoki poziom zaangażowania jest często związany z dostosowywaniem strategii komunikacyjnej do zmian zachodzących w czasie. Wykorzystanie wizualizacji sieci w ujęciu dziennym lub tygodniowym pozwala obserwować wzrost i spadek aktywności, a tym samym lepiej dostosowywać harmonogram publikacji oraz intensywność działań komunikacyjnych. Takie podejście znajduje uzasadnienie w badaniach nad temporalnymi sieciami społecznymi, w których znaczenie przypisuje się nie tylko samej strukturze relacji, lecz także rytmowi ich rekonfiguracji (por. rozdz. 3.4.3 analiza temporalna aktywności kandydatów; rozdz. 3.4.3.3 dynamika dzienna w styczniu 2025; zob. także rozdz. 4.4.1 LTIG oraz rozdz. 4.4.5 LAPS)<sup>463</sup>.

Dodatkowym wymiarem zarządzania komunikacją jest możliwość łączenia analizy relacyjnej z analizą sentymentu i klasyfikacją emocjonalną treści. Wykorzystanie zaawansowanych modeli NLP, takich jak BERT czy RoBERTa, w połączeniu z klasycznymi wskaźnikami sieciowymi pozwala monitorować reakcje odbiorców i rozpoznawać momenty narastania bądź wygaszania napięć komunikacyjnych (por. rozdz. 3.4.6 analiza sentymentu wypowiedzi użytkowników X; rozdz. 4.4.1 LTIG; rozdz. 4.4.5 LAPS)<sup>464</sup>. Z perspektywy analitycznej oznacza to przejście od modelu zarządzania liniowego do modelu adaptacyjnego, opartego na danych i wrażliwego na zmienność kontekstu sieciowego<sup>465</sup>.

W tym sensie analiza sieciowa nie tylko wspomaga decyzje operacyjne, lecz także dostarcza ram interpretacyjnych do rozumienia złożonych zjawisk komunikacyjnych we współczesnej infosferze. Jej znaczenie polega więc nie wyłącznie na zwiększaniu efektywności przekazu, ale również na umożliwieniu bardziej precyzyjnego opisu warunków, w jakich przekaz ten krąży, rezonuje i ulega przekształceniom. W perspektywie dalszych badań rozwijanie metod wykrywania zmian strukturalnych w czasie może stać się ważnym kierunkiem pogłębiania zarówno analizy, jak i praktyki komunikacyjnej w środowisku cyfrowym.

---

<sup>462</sup> L. C. Freeman, *A Set of Measures of Centrality Based on Betweenness...*, dz. cyt., s. 35–41.

<sup>463</sup> P. Holme, J. Saramäki, *Temporal Networks*, dz. cyt., s. 97–125.

<sup>464</sup> J. Devlin, M.-W. Chang, K. Lee, K. Toutanova, *BERT: Pre-training of Deep Bidirectional Transformers for Language Understanding*, NAACL-HLT, Minneapolis 2019, s. 4171–4186.

<sup>465</sup> E. Katz, P. F. Lazarsfeld, *Personal Influence: The Part Played by People in the Flow of Mass Communications*, Free Press, Glencoe, IL 1955, s. 138–164.

## 4.2. Propozycje narzędzi i algorytmów

Zaawansowane metody eksploracji danych sieciowych stanowią fundament współczesnych technologii wykorzystywanych w analizie komunikacji w mediach społecznościowych<sup>466</sup>. Narzędzia te bazują na formalizmach teorii grafów, logiki predykatów oraz metodach modelowania probabilistycznego. Ich zastosowanie umożliwia nie tylko statyczną analizę struktury sieci, lecz także dynamiczne modelowanie rozprzestrzeniania się informacji, wykrywanie anomalii oraz klasyfikację semantyczną treści.<sup>467</sup>

Współczesne systemy do analizy sieci społecznych są projektowane w oparciu o platformy programistyczne pozwalające na implementację modeli grafowych o zmiennej topologii. Biblioteki takie jak graph-tool, SNAP czy igraph oferują możliwość operacjonalizacji funkcji opartych na strukturach sąsiedztwa, algebrze macierzy incydencji oraz spektralnej dekompozycji sieci<sup>468</sup>. Modele te znajdują zastosowanie w konstruowaniu metagrafów tematycznych oraz identyfikacji struktur hierarchicznych i wielowarstwowych w sieciach społecznych. Jednym z najważniejszych wyzwań we współczesnej analizie danych relacyjnych jest uogólnienie tradycyjnych miar topologicznych do postaci temporalnej. Sieci dynamiczne<sup>469</sup> pozwalają na monitorowanie ewolucji powiązań w czasie oraz symulację przepływu informacji z uwzględnieniem opóźnień czasowych. W tym kontekście istotnym narzędziem analitycznym staje się analiza krawędzi czasowych i ich intensywności, co umożliwia tworzenie modeli predykcyjnych do detekcji wzmożonej aktywności i wyprzedzania eskalacji zdarzeń informacyjnych.

W zakresie analizy semantycznej treści wykorzystywane są techniki ekstrakcji informacji, takie jak Named Entity Recognition (NER), oraz modele reprezentacji lingwistycznej oparte na uczeniu głębokim. Algorytmy transformatorowe<sup>470</sup> umożliwiają dokładną klasyfikację emocji i intencji, co w połączeniu z analizą semantyki hashtagów umożliwia budowę map konceptualnych reprezentujących dominujące tematy dyskursu. W kontekście przetwarzania wielkoskalowego kluczem jest zastosowanie systemów rozproszonych, takich jak Apache Spark i Hadoop, które umożliwiają przetwarzanie strumieniowe danych w czasie rzeczywistym.

---

<sup>466</sup> Holme, P., Saramäki, J., *Temporal Networks*, Springer, 2013, s. 21–43.

<sup>467</sup> Stieglitz, S., Dang-Xuan, L., Social media and political communication, *Social Network Analysis and Mining*, 2013, nr 3, s. 1277–1291.

<sup>468</sup> Himelboim, I., Smith, M., Shneiderman, B., Social Network Analysis of Political Discourse, *International Journal of Communication*, 2017, nr 11, s. 389–408.

<sup>469</sup> P. Holme, J. Saramäki, *Temporal Networks*, „Physics Reports” 519, 2012, nr 3, s. 97–195.

<sup>470</sup> J. Devlin, M.-W. Chang, K. Lee, K. Toutanova, *BERT: Pre-training of Deep Bidirectional Transformers for Language Understanding*, [w:] *Proceedings of the 2019 Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics: Human Language Technologies (NAACL-HLT)*, Association for Computational Linguistics, Minneapolis 2019, s. 4171–4186.

stym. Te technologie stanowią podstawę dla tworzenia zintegrowanych dashboardów decyzyjnych, łączących wizualizacje topologiczne z wynikami klasyfikacji semantycznej i prognoz analitycznych. Z perspektywy formalnej, algorytmy wykorzystywane do identyfikacji wzorców sieciowych opierają się często na teorii probabilistycznych grafów losowych oraz modelach ukrytych Markowa, co pozwala na estymację prawdopodobieństwa wystąpienia określonych zdarzeń relacyjnych. Dalszy rozwój tych metod prowadzi w kierunku zastosowania struktur bayesowskich w analizie niepewności związanej z przekazem cyfrowym oraz eksploracji danych nieustrukturyzowanych<sup>471</sup>.

#### 4.3. Opracowanie narzędzi wspierających analizę sieci społecznościowych w mediach

Aby zwiększyć możliwości diagnostyczne zastosowanego w pracy aparatu analitycznego, konieczne było wyjście poza standardowy zestaw miar sieciowych (centralność stopnia, pośrednictwa, PageRank itp.)<sup>472</sup> i zaproponowanie własnych wskaźników, wrażliwych na nieliniowe zależności między strukturą sieci, dystrybucją uwagi oraz semantyką treści<sup>473</sup>. W niniejszej części pracy przedstawiono grupę logarytmicznych miar i funkcji, których celem jest uchwycenie złożonej relacji między zasięgiem, zaangażowaniem, strukturą wspólnotową oraz charakterem propagacji komunikatów w badanych sieciach politycznych serwisu X. Wszystkie zaprezentowane wskaźniki mają charakter autorski i zostały zaprojektowane tak, aby mogły zostać bezpośrednio zaimplementowane w środowisku obliczeniowym wykorzystanym w tej rozprawie.

Pierwszą z proponowanych miar jest złożona logarytmiczna metryka zaangażowania społecznego (*Engagement Influence Index*, EII). Jej celem jest powiązanie klasycznych wskaźników reakcji użytkowników (polubienia, retweety, odpowiedzi) z informacją o potencjale dyfuzyjnym danego konta oraz jego pozycji strukturalnej. Formalnie, EII definiuje się jako funkcję logarytmiczną zależną od liczby polubień  $L_i$ , retweetów  $R_i$ , odpowiedzi  $O_i$ , zasięgu (liczby wyświetleń)  $V_i$ , wartości PageRank  $PR_i$  oraz modularności klastra  $Mod_i$ , do którego należy węzeł  $i$ <sup>474</sup>. Wskaźnik ten pozwala na identyfikację aktorów o wysokim wpływie systemowym – takich, którzy generują nie tylko duże wolumeny interakcji, ale robią to w segmentach sieci o istotnym znaczeniu strukturalnym. Zastosowanie transformacji logarytmicznej ogranicza wpływ obserwacji skrajnych, stabilizuje wariancję i ułatwia porówny-

---

<sup>471</sup> Newman, M. E. J., *Networks*, 2nd ed., Oxford University Press, 2018, s. 167–215.

<sup>472</sup> S. P. Borgatti, „Centrality and network flow”, *Social Networks*, 27(1), 2005, s. 55–71.

<sup>473</sup> S. P. Borgatti, A. Mehra, D. J. Brass, G. Labianca, „Network analysis in the social sciences”, *Science*, 323(5916), 2009, s. 892–895.

<sup>474</sup> M. E. J. Newman, *Networks*, Oxford University Press, Oxford 2018, s. 179–187.

wanie użytkowników o bardzo zróżnicowanej skali aktywności<sup>475</sup>. Dodatkowo uwzględnienie modularności klastra pozwala „wbudować” w metrykę koszt fragmentacji sieci: wysokie EII w klastrze silnie odizolowanym ma inną wagę interpretacyjną niż porównywalna wartość w klastrze silnie połączonym z resztą grafu.

$$EII_i = \log_{(10)} \left( 1 + \frac{L_i + 2R_i + 3O_i}{V_i + 1} \cdot \frac{PR_i}{Mod_i + 1} \right)$$

gdzie:

- $L_i$ ,  $R_i$  i  $O_i$  to odpowiednio liczba polubień, retweetów i odpowiedzi wygenerowanych przez użytkownika;
- $i$ ,  $V_i$  to zasięg (wyświetlenia);
- $PR_i$  to jego wartość PageRank;
- $Mod_i$  to modularność klastra, do którego należy węzeł  $i$ .

Drugą proponowaną miarą jest logarytmiczna entropia semantyczna klastra (*Semantic Cluster Entropy*, SCE). W tym przypadku przedmiotem pomiaru jest nie tyle sama struktura relacyjna, ile wewnętrzna złożoność dyskursu w obrębie danej wspólnoty sieciowej  $C$ . Dla każdego słowa kluczowego  $w_j$  wyznaczono prawdopodobieństwo jego wystąpienia  $P_{w_j|C}$ , a następnie obliczono entropię Shannona<sup>476</sup> z logarytmem o podstawie 2. Niskie wartości SCE wskazują na klaster zdominowany przez jeden lub kilka silnie uprzywilejowanych tematów (dyskurs monolityczny, potencjalnie polaryzacyjny), podczas gdy wysokie wartości sugerują obecność zróżnicowanych wątków i większą pluralistyczność debaty. Transformacja logarytmiczna – stosowana na poziomie interpretacji bądź wizualizacji – pozwala odróżniać klastry o subtelnych różnicach semantycznych, które mogłyby zostać „spłaszczone” przy bezpośrednim porównywaniu surowych wartości entropii.

$$SCE(C) = - \sum_{j=1}^n P(w_j | C) \cdot \log_2 (P(w_j | C))$$

gdzie:

- $C$  reprezentuje wspólnotę sieciową;
- $w_j$  to słowo kluczowe;
- $P_{w_j|C}$  to prawdopodobieństwo jego wystąpienia w danym klastrze.

---

<sup>475</sup> A. Clauset, C. R. Shalizi, M. E. J. Newman, „Power-law distributions in empirical data”, *SIAM Review*, 51(4), 2009, s. 661–703.

<sup>476</sup> C. E. Shannon, W. Weaver, *The Mathematical Theory of Communication*, Urbana: The University of Illinois Press, 1949, s. 54–56.

Miara pozwala ocenić, czy dana wspólnota tematyczna jest zdominowana przez jednoznaczny dyskurs (niska entropia), czy reprezentuje różnorodne wątki.

Trzecim elementem zestawu jest logarytmiczny rozkład propagacji treści (*Temporal Propagation Function*). Funkcja ta modeluje szybkość rozprzestrzeniania się treści w czasie, opisując intensywność interakcji  $I(t)$  (np. liczbę retweetów lub odpowiedzi) jako funkcję czasu z parametrami  $\alpha$  i  $\gamma$ , dopasowywanymi empirycznie metodą najmniejszych kwadratów. W praktyce umożliwia to modelowanie kształtu krzywych wiralności – od krótkich, gwałtownych „wybuchów” po długie ogony propagacyjne – oraz porównywanie kampanii pod względem dynamiki zaniku zainteresowania. Zastosowanie logarytmu i parametryzacji  $\alpha, \gamma$  pozwala lepiej uchwycić nieliniowy charakter dyfuzji, który rzadko przyjmuje formę prostego procesu liniowego. Funkcja ta modeluje szybkość propagacji informacji w czasie  $t$ :

$$P(t) = \alpha \cdot \frac{1}{t + 1} \cdot \log_{(10)}(1 + \gamma \cdot I(t))$$

gdzie:

- $I(t)$  to intensywność interakcji (np. liczba retweetów lub odpowiedzi);
- a  $\alpha, \gamma$  to współczynniki empiryczne dopasowywane metodą najmniejszych kwadratów.

Pozwala to symulować rozprzestrzenianie się wiralowych komunikatów w funkcji czasu. W niniejszej pracy rekonstrukcja kaskad propagacyjnych opierała się na relacjach *retweet–tweet* oraz *reply–tweet* (a także *reply–reply*), odtwarzanych na podstawie znaczników czasowych; kolejne poziomy propagacji definiowano jako następujące po sobie kroki w takim drzewie interakcji, uporządkowanym chronologicznie. W niniejszej rozprawie funkcja *Temporal Propagation Function* pełni przede wszystkim rolę propozycji teoretycznej, służącej do opisu i symulacji potencjalnych trajektorii wiralności; jej pełna estymacja i systematyczna analiza empiryczna zostały przewidziane jako kierunek dalszych badań, a nie jako odrębny element raportowanych wyników.

Kolejna miara jaką jest logarytmiczny indeks centralizacji informacyjnej (*Information Centralization Index*, ICI) służy do diagnozy, na ile przepływ informacji w sieci jest skoncentrowany wokół pojedynczych ośrodków, a na ile rozproszony wśród wielu węzłów. Wskaźnik opiera się na dowolnie wybranej metryce centralności  $C(v)$  (np. *eigenvector centrality*), odchyleniu standardowym  $\sigma$  oraz małym stabilizatorze numerycznym  $\varepsilon$ . Wysoka wartość ICI wskazuje na silną koncentrację wpływu – kilka kont dominuje w obiegu informacji – natomiast niska wartość sugeruje bardziej równomierny rozkład centralności. Transformacja logarytmiczna pozwala ograniczyć dominację najbardziej wpływowych węzłów i jednocześnie

zwiększyć rozdzielczość w obrębie „środka” rozkładu. Z punktu widzenia praktyki politycznej, ICI może być traktowany jako wskaźnik stopnia oligopolizacji uwagi w danej kampanii.

$$ICI = \log_{(2)} \left( 1 + \frac{\max(C(v)) - \overline{C(v)}}{\sigma_{(C(v))} + \epsilon} \right)$$

gdzie:

- $C(v)$  to dowolna metryka centralności (np. *eigenvector*);
- $\sigma$  to odchylenie standardowe,  $\epsilon$  stabilizator numeryczny.

*Log-Sigmoid Weighted Impact* (LSWI) zostało zaprojektowane jako miara szczególnie wrażliwa na „optymalne nasycenie” interakcji. W definicji wskaźnika wykorzystuje się złożoną sumę reakcji  $Z_i$ , gdzie retweety i odpowiedzi otrzymują większe wagi niż polubienia, co odzwierciedla głębszy charakter tych form zaangażowania. Całość podlega następnie transformacji log-sigmoid z parametrem skalującym  $\alpha$  (dobieranym empirycznie, np.  $\alpha = 0,01$ ). Funkcja ta łączy właściwości funkcji logarytmicznej i logistycznej: ogranicza wartości do przedziału (0,1), tłumi wpływ obserwacji skrajnych i umożliwia ciągłe, a nie binarne różnicowanie między średnio a silnie angażującymi użytkownikami. W praktyce LSWI nadaje się do identyfikacji superinfluencerów, klasyfikacji treści o potencjale wiralnym oraz projektowania algorytmów rekomendacji treści w kampaniach politycznych, w których istotne jest wychwycenie nie tylko „głośnych”, ale i strukturalnie optymalnych punktów amplifikacji.

$$LSWI_i = \frac{1}{1 + \exp(-\log(1 + \alpha \cdot Z_i))}, \quad Z_i = L_i + 2R_i + 3O_i$$

gdzie:

- $Z_i$  to złożona suma reakcji, większe wagi przypisane retweetom i odpowiedziom odzwierciedlają głębszy charakter zaangażowania;
- $\alpha$  to współczynnik skalujący (dobierany empirycznie, np.  $\alpha=0.01$ ).

Ostatnim elementem zestawu jest logarytmiczny wskaźnik *Log-odds Engagement Ratio* (LOER), oparty na transformacji logitowej. Wartość  $ER_i$  reprezentuje estymator prawdopodobieństwa, że użytkownik zareaguje na treść (np. polubieniem, retweetem, odpowiedzią). Transformacja log-odds przekształca tę wartość do przestrzeni  $(-\infty, +\infty)$ , co umożliwia wykorzystanie LOER w modelach regresji logistycznej (binarnej lub wieloklasowej) oraz w porównaniach między kandydatami niezależnie od absolutnej liczby wyświetleń. Zaletą tego podejścia jest poprawa interpretowalności (np. w kategoriach ilorazu szans), stabilizacja wariancji w przypadku silnie asymetrycznych rozkładów oraz możliwość liniowego modelowania wskaźników opartych na proporcjach. W kontekście niniejszych badań LOER może

zostać użyty do modelowania zróżnicowania efektywności komunikatów w zależności od typu treści, dnia kampanii czy segmentu odbiorców. Wzór opisujący ten wskaźnik przedstawia się następująco:

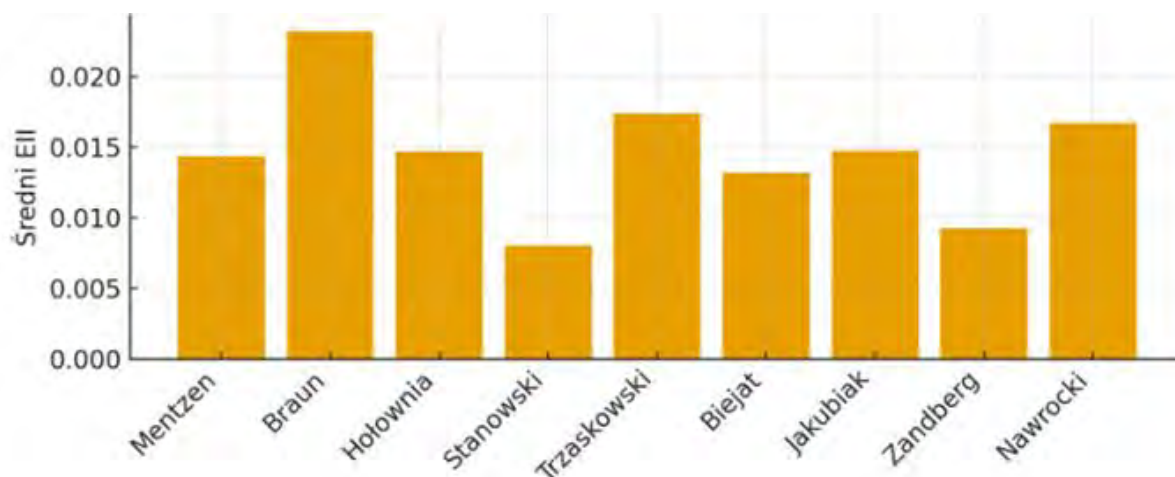
$$LOER_i = \log\left(\frac{ER_i}{1 - ER_i + \epsilon}\right), \quad \text{gdzie} \quad ER_i = \frac{L_i + R_i + O_i}{V_i + 1}$$

Implementacja wszystkich opisanych miar może zostać przeprowadzona w standardowych środowiskach obliczeniowych wykorzystywanych w analizie danych sieciowych i uczeniu maszynowym, takich jak SciPy, PyTorch czy TensorFlow. Zastosowanie tych narzędzi umożliwia nie tylko obliczanie wartości wskaźników dla dużych zbiorów danych, lecz także ich integrację z bardziej złożonymi modelami predykcyjnymi (np. regresją logistyczną, sieciami neuronowymi na grafach, modelami mieszanymi). Tym samym zaproponowany zestaw logarytmicznych wskaźników stanowi rozszerzenie klasycznego instrumentarium analizy sieciowej o komponenty zdolne do uchwycenia nieliniowych, wielowymiarowych zależności charakterystycznych dla współczesnych kampanii politycznych w środowisku mediów społecznościowych.

Włączenie pięciu autorskich wskaźników takich jak EII, LSWI, LOER, SCE czy ICI do analizy porównawczej wymaga krótkiego omówienia ich empirycznego rozkładu. Wykresy na rysunku 65 i kolejnych prezentują wykresy słupkowe dla poszczególnych metryk, natomiast tabela numer 10 syntetyzuje wartości średnie dla każdego z kandydatów. Zestawienie to pełni funkcję „warstwy pośredniej” między formalnym opisem wskaźników a późniejszą typologią nadawców sieciowych: pozwala zobaczyć, jak teoretycznie zdefiniowane konstrukty przekładają się na konkretne profile komunikacyjne.

Porównanie wykresów EII i LSWI ujawnia dwa powiązane, lecz nieidentyczne wymiary efektywności zaangażowania. Najwyższą średnią wartość EII osiąga Braun (0,023), co oznacza, że jego przekaz generuje intensywne sprzężenie między reakcjami odbiorców, zasięgiem oraz pozycją w strukturze PageRank. Relatywnie wysokie EII obserwujemy także u Trzaskowskiego i Nawrockiego (0,017), co wskazuje na korzystne połączenie wolumenu interakcji i osadzenia w kluczowych segmentach sieci. Na drugim biegunie znajduje się Stanowski (0,008) oraz, w mniejszym stopniu, Zandberg (0,009), których EII sugeruje bardziej peryferyjny charakter aktywności ponieważ interakcje są liczbowe, ale słabiej „współgrają” z topologią i modularnością sieci.

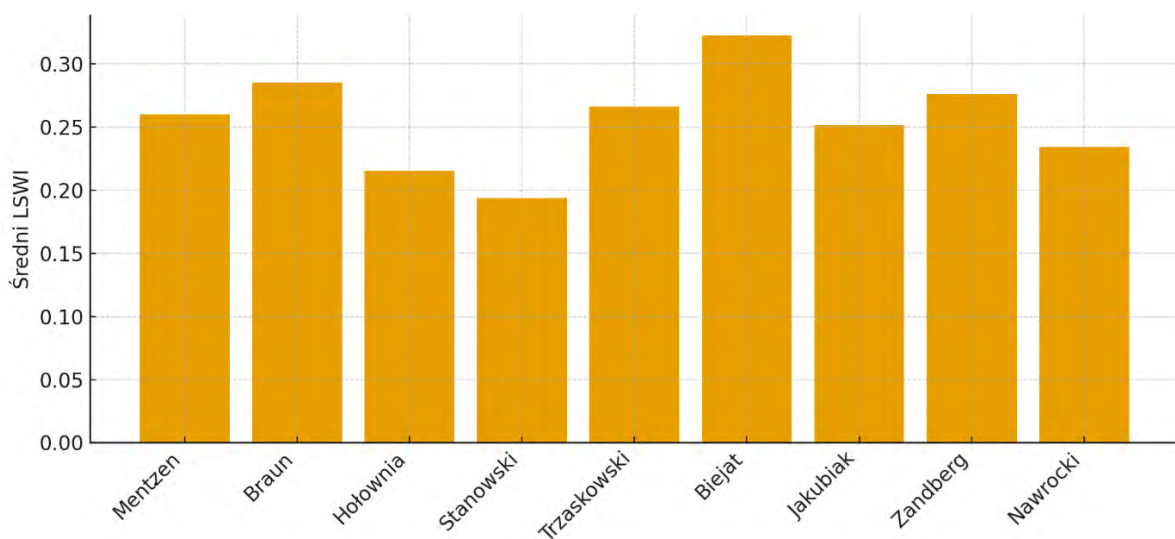
Rysunek 65. Średnia wartość Engagement Influence Index



Źródło: Opracowanie własne

LSWI – jako miara „głębokości” reakcji – częściowo potwierdza, a częściowo niuansuje ten obraz. Najwyższe wartości LSWI uzyskuje Biejał (0,323), następnie Braun (0,285), Zandberg (0,276) oraz Trzaskowski (0,266). Oznacza to, że w tych kampaniach relatywnie większy udział w strukturze interakcji mają retweety i odpowiedzi, a więc formy angażowania się wymagające wyższego kosztu poznawczego niż samo polubienie. Mentzen, Jakubiak i Nawrocki plasują się w przedziale średnim (0,235–0,260), co sugeruje zbalansowany, ale nie ekstremalnie „głęboki” profil zaangażowania. Najniższe LSWI można zaobserwować u Stanowskiego (0,194) oraz Hołowni (0,215), co można interpretować jako przewagę reakcji o niskim koszcie (lajki) nad bardziej wymagającymi formami interakcji (podać przykłady).

Rysunek 66. Średnia wartość Log-Sigmoid Weighted Impact

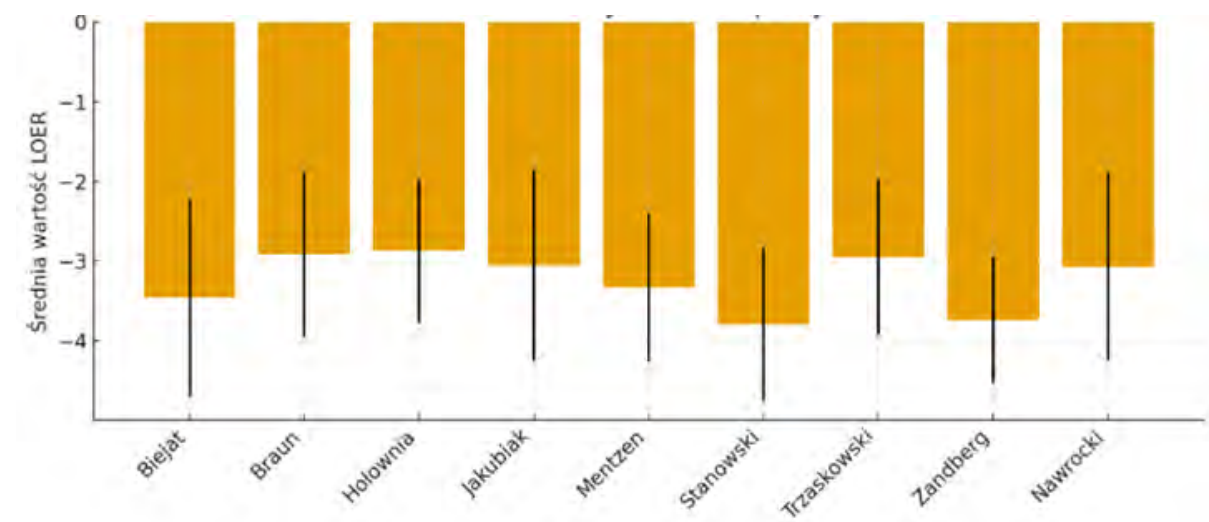


Źródło: Opracowanie własne

Zestawienie obu metryk pokazuje, że Braun łączy wysoki wpływ strukturalny (EII) z wysokim udziałem zaangażowania głębokiego (LSWI), co czyni jego profil szczególnie „gęstym” komunikacyjnie. Biejat natomiast osiąga bardzo wysoki LSWI przy umiarkowanym EII, co jest charakterystyczne dla kampanii intensywnie angażującej relatywnie mniejszą, ale bardzo responsywną publiczność. Stanowski z niskimi wartościami obu wskaźników reprezentuje model kampanii o ograniczonej intensywności zarówno w wymiarze liczby, jak i jakości interakcji. Interpretacja ta pozostaje spójna z przyjętym wcześniej rozróżnieniem między wpływem strukturalnym (EII), opisującym pozycję aktora w sieci dystrybucji przekazu, a wskaźnikiem LSWI, który odzwierciedla intensywność i jakość reakcji generowanych przez bezpośrednio zaangażowanych odbiorców.

Wykres LOER pozwala przejść z poziomu wolumenów do poziomu prawdopodobieństwa reakcji. Ponieważ wartości są ujemne, wyższa (mniej ujemna) wartość oznacza większą szansę interakcji w przeliczeniu na pojedynczą ekspozycję. Najkorzystniejsze log-odds uzyskują Mentzen (-7,581) i Braun (-7,616), co wskazuje, że ich komunikaty relatywnie najczęściej przekuwają wyświetlenia w aktywne formy zaangażowania użytkowników, takie jak komentarze, udostępnienia oraz reakcje ekspresywne, a nie jedynie pasywną konsumpcję treści. Stosunkowo dobre wartości notują również Zandberg (-7,791), Nawrocki (-7,936) i Biejat (-7,914), co sugeruje, że mimo różnic w skali kampanii ich audytoria są reaktywne.

Rysunek 67. Średnia wartość Log-odds Engagement Ratio



Źródło: Opracowanie własne

Najniższe wartości LOER odnotowano u Stanowskiego (-9,267), Jakubiaka (-8,928) oraz Hołowni (-8,682). W ujęciu interpretacyjnym oznacza to, że w tych kampaniach znaczna

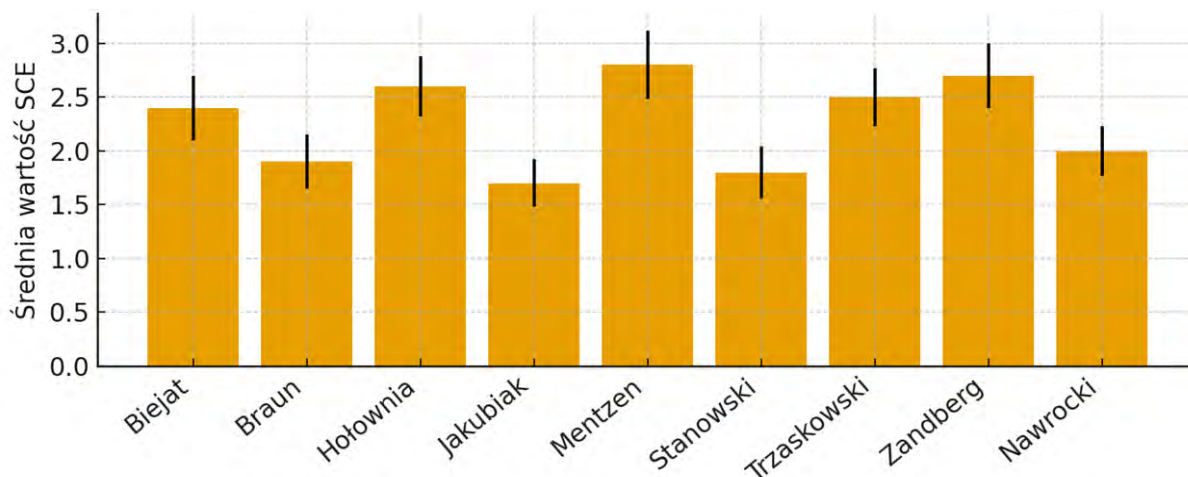
część ekspozycji na przekaz pozostaje „milcząca”, tj. kontakt z treścią nie przekłada się na proporcjonalny wzrost liczby interakcji w przeliczeniu na pojedynczą ekspozycję. Innymi słowy, relatywnie niskie (bardziej ujemne) *log-odds* wskazują na obniżone prawdopodobieństwo wystąpienia reakcji użytkownika po zetknięciu się z komunikatem.

Połączenie niskiego LOER z niskimi wartościami EII i LSWI (przypadek Stanowskiego) sugeruje szczególnie słabą konwersję uwagi w zaangażowanie: zarówno pozycja strukturalna profilu w sieci dystrybucji treści (EII), jak i udział interakcji o wyższej intensywności (LSWI) pozostają ograniczone, co razem tworzy spójny obraz kampanii o niskiej zdolności do inicjowania i podtrzymywania aktywności odbiorców. Odmienny mechanizm można natomiast wskazać w przypadku Hołowni i Jakubiaka, gdzie niskie LOER należy wiązać raczej z charakterystyką i kompozycją audytorium niż z samą liczbą kontaktów z przekazem. W szczególności może to oznaczać przewagę segmentów odbiorców o niskiej skłonności do podejmowania działań interakcyjnych (pasywnych obserwatorów) oraz relatywnie słabszy udział użytkowników generujących interakcje ekspresywne i dystrybucyjne (np. komentarze, udostępnienia, reakcje), co w konsekwencji obniża prawdopodobieństwo reakcji na poziomie pojedynczej ekspozycji, nawet przy porównywalnej skali dotarcia.

Rozkład SCE odzwierciedla złożoność tematyczną wspólnot dyskursywnych, w których zanurzone są kampanie kandydatów. Najwyższe wartości uzyskują Braun (9,658), Nawrocki (9,575), Mentzen (9,603), Trzaskowski (9,521), Biejat (9,512) oraz Zandberg (9,509). Oznacza to, że otoczenie dyskursywne tych kandydatów cechuje się wysoką różnorodnością semantyczną: w obrębie przypisanych im klastrów współwystępuje wiele wątków, a repertuar tematów nie ulega redukcji do niewielkiej liczby dominujących haseł. W praktyce może to oznaczać, że w ramach tej samej wspólnoty dyskursywnej równolegle pojawiają się (i utrzymują) różne typy agend problemowych, np. wątki dotyczące kwestii gospodarczych i redystrybucyjnych (koszty życia, podatki, polityka społeczna), bezpieczeństwa i polityki międzynarodowej (zagrożenia, sojusze, obronność), usług publicznych (ochrona zdrowia, edukacja, mieszkalnictwo), zagadnień ustrojowo-prawnych (instytucje państwa, praworządność, reformy), a także tematów kulturowo-tożsamościowych lub symbolicznych, które pełnią funkcję ram interpretacyjnych dla pozostałych wątków. Tak skonfigurowany profil sprzyja przenikaniu się różnych linii argumentacyjnych, wzmacnia „pojemność” wspólnoty (zdolność do absorpcji i utrzymywania wielu wątków jednocześnie) oraz może być interpretowany jako wskaźnik zakorzenienia kampanii w szerokim, wielowymiarowym polu debaty publicznej. Jednocześnie wysoka wartość SCE sugeruje, że mobilizacja i podtrzymywanie uwagi odbiorców odbywa się nie tylko przez powtarzanie jednego motywu, lecz także przez dywersyfika-

cję tematów i okresowe rekonfigurowanie akcentów w ramach tej samej wspólnoty dyskusyjnej.

Rysunek 68. Średnia logarytmiczna entropia semantyczna klastra



Źródło: Opracowanie własne

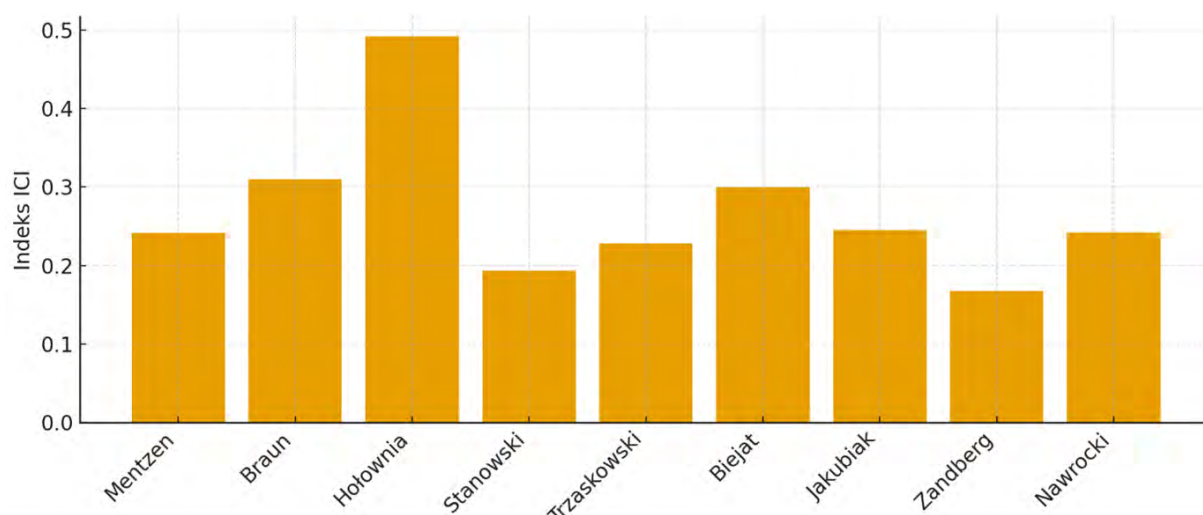
Wyraźnie niższe wartości SCE zaobserwowano u Hołowni (8,731) i Jakubiaka (8,623), a w mniejszym stopniu u Stanowskiego (9,092). Niższa entropia wskazuje na bardziej jednorodny krajobraz semantyczny, przekaz krąży w klastrach, w których relatywnie wąski repertuar tematów jest powtarzany i wzmacniany. W ujęciu operacyjnym można to doprecyzować poprzez przejście od entropii do tzw. efektywnej liczby tematów ( $K_{eff} = 2^{SCE}$ ): w przypadku Hołowni odpowiada ona około 420 równoważnym wątkom, u Jakubiaka około 390, a u Stanowskiego około 540, podczas gdy u kandydatów o wysokiej SCE wartości te przekraczają 750–800. Oznacza to istotnie węższą pojemność semantyczną dyskursu, sprzyjającą koherencji narracyjnej, lecz równocześnie zwiększającą ryzyko polaryzacji i zamykania się przekazu w ramach ideologicznie jednorodnych baniek informacyjnych.

Wskaźnik ICI uzupełnia obraz o wymiar strukturalnej koncentracji wpływu w obrębie sieci komunikacyjnej. Zdecydowanie najwyższą wartość odnotowano u Szymon Hołownia (0,492), co świadczy o silnie scentralizowanym układzie komunikacyjnym gdzie przepływ informacji w klastrach związanych z tym kandydatem jest zdominowany przez niewielką liczbę głównych węzłów, w tym przede wszystkim oficjalne konto oraz profile bezpośrednio z nim powiązane. Taka struktura sprzyja wysokiej spójności przekazu i kontroli narracji, jednocześnie jednak ogranicza zdolność sieci do organicznej dyfuzji treści poza bezpośrednie otoczenie rdzenia nadawczego.

Relatywnie wysokie wartości ICI charakteryzują także Grzegorz Braun (0,309) oraz Magdalena Biejał (0,299), co wskazuje na kampanie oparte na wyraźnych „rdzeniach” nadawczych. W praktyce oznacza to, że komunikacja w tych sieciach koncentruje się wokół ograniczonej liczby aktorów o wysokiej centralności, którzy pełnią funkcję głównych generatorów i dystrybutorów treści. Tego typu konfiguracja sprzyja mobilizacji i utrzymywaniu zaangażowania lojalnego elektoratu, a także wzmacnia tożsamość i rozpoznawalność przekazu w obrębie własnej wspólnoty dyskursywnej. Jednocześnie jednak może ograniczać zdolność kampanii do rozszerzania zasięgu strukturalnego i docierania do słabiej powiązanych segmentów sieci.

W tym sensie struktury o podwyższonym ICI kontrastują z układami komunikacyjnymi obserwowanymi u kandydatów, którzy znaleźli się w finale rywalizacji, czyli Rafała Trzaskowskiego oraz Karola Nawrockiego. Ich obecność w końcowej fazie kampanii można interpretować jako efekt bardziej rozproszonej architektury wpływu, w której przekaz nie jest skoncentrowany wyłącznie w jednym lub kilku węzłach centralnych, lecz krąży pomiędzy licznymi aktorami pośrednimi. Taka konfiguracja sprzyja skalowaniu oddziaływania i zwiększa zdolność sieci do penetracji zróżnicowanych środowisk odbiorczych, co ma szczególne znaczenie na etapie rywalizacji o elektorat niezdecydowany i peryferyjny wobec rdzeni partyjnych.

Rysunek 69. Średnia wartość Logarytmicznego Indeksu Centralizacji Informacyjnej



Źródło: Opracowanie własne

W rezultacie wysoki poziom ICI można interpretować nie tyle jako wskaźnik „siły” kampanii w sensie ogólnym, ile jako cechę określonego modelu komunikacyjnego: efektywnego

w konsolidacji i mobilizacji własnej bazy, lecz potencjalnie mniej sprzyjającego ekspansji sieciowej i budowaniu szerokiego poparcia niezbędnego do osiągnięcia sukcesu w fazie finałowej.

Niższe wartości ICI obserwujemy u Zandberga (0,168), Stanowskiego (0,193) oraz Trzaskowskiego (0,228). W tych przypadkach sieć wydaje się bardziej rozproszona, wiele węzłów o średniej centralności współuczestniczy w dystrybucji treści, a rola pojedynczego profilu jako „monopolu informacyjnego” jest słabsza. U Mentzena, Jakubiaka i Nawrockiego wartości ICI plasują się na poziomie pośrednim (0,241–0,245), wskazując na hybrydowy model dystrybucji: istnieje wyraźny rdzeń nadawczy, ale obok niego funkcjonuje rozbudowana warstwa aktorów pośrednich.

Łączne odczytanie pięciu wykresów pozwala powiązać zaproponowane wskaźniki z odmiennymi strategiami kampanii. Braun łączy wysoki EII, wysoki LSWI, dobre LOER, wysoką SCE i relatywnie wysokie ICI, jego profil można opisać jako „scalony hub wiralny”: kampania operuje na bogatym semantycznie tle, ale przepływ informacji jest silnie zogniskowany, a interakcje są zarówno liczne, jak i głębokie. Mentzen uzyskuje bardzo dobre LOER i wysoką SCE przy średnim ICI i umiarkowanym EII/LSWI, co odpowiada modelowi silnie reaktywnej, lecz bardziej rozproszonej sieci, w której wiele podmiotów współuczestniczy w amplifikacji przekazu.

Tabela 10. Wartości EII, LSWI, LOER, SCE, ICI dla kandydatów

Kandydat	EII_mean	LSWI_mean	LOER_mean	SCE	ICI
Mentzen	0,014	0,260	-7,581	9,603	0,241
Braun	0,023	0,285	-7,616	9,658	0,309
Hołownia	0,015	0,215	-8,682	8,731	0,492
Stanowski	0,008	0,194	-9,267	9,092	0,193
Trzaskowski	0,017	0,266	-8,205	9,521	0,228
Biejat	0,013	0,323	-7,914	9,512	0,299
Jakubiak	0,015	0,252	-8,928	8,623	0,245
Zandberg	0,009	0,276	-7,791	9,509	0,168
Nawrocki	0,017	0,235	-7,936	9,575	0,242

Źródło: Opracowanie własne

Biejat i Zandberg reprezentują wariant kampanii o wysokiej jakości zaangażowania (wysokie LSWI) i wysokiej entropii semantycznej (SCE), przy umiarkowanym EII

i zróżnicowanym ICI. Ich sieci są pluralistyczne tematycznie, a reakcje mają charakter względnie „głęboki”, choć nominalna skala oddziaływania jest mniejsza niż w przypadku głównych kandydatów. Hołownia łączy średnie EII i LSWI z niskim LOER, niską SCE i bardzo wysokim ICI, co sugeruje silnie scentralizowaną, tematycznie zawężoną kampanię, w której znaczna część zasięgu nie przekłada się na proporcjonalne zaangażowanie. Stanowski i Jakubiak plasują się konsekwentnie po „słabszej” stronie większości wskaźników – niskie EII, niskie LSWI, bardzo niskie LOER i relatywnie niska SCE wskazują na lokalnie aktywne, ale strukturalnie i semantycznie ograniczone ekosystemy komunikacyjne.

Tabela 11. Opis wskaźników EII, LSWI, LOER, SCE, ICI

Wskaźnik	Typ wejścia	Główny sens metryki	Co oznacza wysoka wartość?	Wrażliwość / zastosowanie
EII (Engagement Influence Index)	Liczby polubień, retweetów, odpowiedzi, wyświetleń, Page-Rank, modularność klastra	Złożona, logarytmiczna miara wpływu i zaangażowania z uwzględnieniem pozycji strukturalnej	Użytkownik generuje relatywnie dużo interakcji przy danym zasięgu i jest osadzony w ważnym, mało zfragmentowanym klastrze	Czuły na silnie angażujących „super-nadawców”; dobry do rankingów wpływu systemowego
SCE (Semantic Cluster Entropy)	Rozkład słów kluczowych / tematów w klastrze	Różnorodność semantyczna wspólnoty	Dyskurs klastrów jest wielowątkowy, brak jednego dominującego frame’u	Czuły na polaryzację vs pluralizm tematyczny; przydatny do analizy baniek informacyjnych
ICI (Information Centralization Index)	Rozkład centralności / udziałów w przepływie informacji między węzłami	Stopień koncentracji władzy informacyjnej w sieci	Kilka węzłów przechwytuje większość przepływów informacyjnych (silne centra)	Dobrze pokazuje różnicę między scentralizowanymi i rozproszonymi ekosystemami komunikacyjnymi
LSWI (Log-Sigmoid Weighted Impact)	Złożona suma ważonych interakcji (Z)	Nasylenie wpływu z jednoczesnym tłumieniem ekstremów	Użytkownik regularnie generuje treści przekraczające próg „średniego” zaangażowania, ale bez dominacji pojedynczych skrajnych zdarzeń	Przydatny do wykrywania stabilnych „ciągle ważnych” kont i porównywania ich z jednorazowymi viralami
LOER (Log-odds Engagement Ratio)	Prawdopodobieństwo reakcji (ER) (udział interakcji w wyświetleniach)	Logitowy przeskalowany wskaźnik efektywności zaangażowania odbiorców	Nawet niewielki wzrost prawdopodobieństwa reakcji przekłada się na duży skok wskaźnika	Naturalnie nadaje się do modeli regresji logistycznej i porównań między kampaniami o różnych zasię-

Wskaźnik	Typ wejścia	Główny sens metryki	Co oznacza wysoka wartość?	Wrażliwość / zastosowanie
				gach

Źródło: Opracowanie własne

Wprowadzenie wykresów i tabeli dla EII, LSWI, LOER, SCE i ICI pozwala zatem przejść od poziomu czysto teoretycznego opisu metryk do empirycznie ugruntowanej typologii kampanii: od scentralizowanych, wysoko wiralnych hubów, przez pluralistyczne, deliberacyjne sieci o dużej głębokości interakcji, po peryferyjne konfiguracje o niskiej efektywności konwersji uwagi w zaangażowanie. Dzięki temu część 4.3 staje się nie tylko prezentacją nowych narzędzi, lecz także demonstracją ich zdolności do rozróżniania jakościowo odmiennych modeli obecności politycznej w środowisku mediów społecznościowych. Zarysowana typologia posiada znaczenie nie tylko deskryptywne, lecz także interpretacyjne i diagnostyczne w odniesieniu do funkcjonowania sfery publicznej w środowisku mediów społecznościowych. Poszczególne konfiguracje wskaźników odpowiadają bowiem odmiennym modelom obiegu informacji i uczestnictwa w debacie publicznej. Kampanie o wysokiej centralizacji i silnej wiralności sprzyjają intensywnej mobilizacji i konsolidacji uwagi, lecz jednocześnie ograniczają pluralizm nadawczy i zwiększają podatność dyskursu na efekt jednego dominującego frame'u. Z kolei sieci bardziej rozproszone, charakteryzujące się wysoką entropią semantyczną i umiarkowaną centralizacją, tworzą warunki sprzyjające współwystępowaniu wielu wątków, większej liczbie punktów wejścia do debaty oraz relatywnie wyższej zdolności do deliberacyjnej cyrkulacji argumentów między różnymi segmentami odbiorców.

W tym sensie zaproponowany zestaw metryk może być traktowany jako narzędzie monitorowania jakości ekosystemu komunikacyjnego, a nie wyłącznie skuteczności kampanii rozumianej instrumentalnie. Pozwala on bowiem identyfikować momenty, w których debata ulega nadmiernej centralizacji, tematycznemu zawężeniu lub konwersji w model czysto mobilizacyjny, jak również sytuacje, w których struktura sieci sprzyja większej różnorodności argumentacyjnej i otwartości na odmienne ramy interpretacyjne. Ma to znaczenie zarówno z perspektywy badań nad deliberacją publiczną, jak i z punktu widzenia analizy ryzyk związanych z polaryzacją, fragmentacją sfery publicznej oraz trwałością baniek informacyjnych.

Tym samym autorskie wskaźniki nie służą prognozowaniu wyników wyborczych ani formułowaniu normatywnych ocen aktorów politycznych, lecz umożliwiają empiryczne rozróżnianie modeli obecności politycznej w jednym z kluczowych kanałów współczesnej komunikacji publicznej. Ich zastosowanie ma charakter przede wszystkim diagnostyczny i post

factum, jednak w warunkach bieżącego monitoringu może również pełnić funkcję wczesnego ostrzegania przed strukturalnymi deformacjami debaty takimi jak nadmierna koncentracja wpływu, tematyczna monokultura czy spadek efektywności konwersji uwagi w rzeczywiste uczestnictwo komunikacyjne.

#### **4.4. Propozycje algorytmów do identyfikacji kluczowych struktur w sieciach społecznościowych**

W klasycznych ujęciach analizy sieci społecznych dominują metryki topologiczne, takie jak centralność stopnia, centralność pośrednictwa czy PageRank, które dostarczają informacji o pozycji węzłów w statycznej strukturze grafu<sup>477</sup>. Choć te podejścia są szeroko stosowane, wykazują one ograniczenia w przypadku sieci dynamicznych i semantycznie złożonych, jakimi są współczesne platformy społecznościowe<sup>478</sup>. Interakcje na takich platformach, jak X, mają charakter intensywny, ulotny i silnie kontekstualny co sprawia, że klasyczne miary nie zawsze są wystarczające do uchwycenia wielowymiarowych relacji wpływu, propagacji i rozprzestrzeniania się treści. W odpowiedzi na te ograniczenia opracowano zestaw autor-skich algorytmów, które rozszerzają paradygmat analizy sieciowej o komponenty temporalne, entropiczne oraz spektralne. Proponowane miary, takie jak *Log-Time Influence Gradient* (LTIG), *Log-Adjusted Propagation Sensitivity* (LAPS), *Log-Spectral Communicability Index* (LSCI), *Log-Entropy Core Activation Score* (LECAS) oraz *Entropiczny Wektor Zasięgu* (EVZ) zostały zaprojektowane w celu uzupełnienia i pogłębienia klasycznych modeli analizy sieci społecznych. Uwzględniają one m.in. zmienność centralności w czasie, strukturalną zdolność do aktywizacji kaskad komunikacyjnych, stopień dyspersji wpływu oraz międzyklastrową aktywność komunikacyjną, a tym samym pozwalają uchwycić procesy, które w tradycyjnych, statycznych ujęciach sieciowych pozostają słabo widoczne lub całkowicie niewidoczne.

Celem niniejszego podrozdziału jest szczegółowe omówienie założeń teoretycznych, formalizacji matematycznej oraz zastosowań empirycznych każdej z wyżej wymienionych metryk. W dalszej części rozdziału przedstawione zostaną także interpretacje uzyskanych wartości wskaźników dla badanych kandydatów, co umożliwi ich porównanie pod względem efektywności i charakteru obecności w strukturze sieci społecznościowej X.

---

<sup>477</sup> S. P. Borgatti, M. G. Everett, „A graph-theoretic perspective on centrality”, *Social Networks*, 28(4), 2006, s. 466–484.

<sup>478</sup> S. Goel, A. Anderson, J. Hofman, D. J. Watts, „The Structural Virality of Online Diffusion”, *Management Science*, 62(1), 2016, s. 180–196.

Jednocześnie zaproponowany zestaw metryk posiada znaczenie wykraczające poza czysto techniczny opis dynamiki sieci. Umożliwia on bowiem diagnozowanie jakościowych cech ekosystemu komunikacyjnego, takich jak stopień centralizacji debaty, zdolność treści do przekraczania granic wspólnot ideologicznych, trwałość i głębokość zaangażowania odbiorców oraz pojemność semantyczna dyskursu. W tym sensie metryki te mogą być wykorzystywane jako narzędzia analityczne w badaniach nad deliberacją publiczną, polaryzacją i fragmentacją sfery publicznej, pozwalając empirycznie rozróżnić modele komunikacji sprzyjające pluralistycznej cyrkulacji argumentów od konfiguracji prowadzących do mobilizacyjnego, silnie zamkniętego obiegu treści. Ich zastosowanie ma zatem charakter przede wszystkim diagnostyczny i interpretacyjny, umożliwiając opis stanu debaty publicznej w środowisku mediów społecznościowych oraz identyfikację strukturalnych uwarunkowań jej jakości.

#### 4.4.1. *Log-Time Influence Gradient (LTIG)*

Algorytm *Log-Time Influence Gradient* (LTIG) został zaprojektowany w celu identyfikacji dynamiki zmian pozycji węzła w czasie w obrębie sieci społecznej. Tradycyjne miary centralności, takie jak centralność stopnia czy pośrednictwa, są definiowane w sposób statyczny i nie odzwierciedlają zmienności zachowań użytkowników ani ewolucji topologii sieci. W przypadku platform dynamicznych, takich jak X, gdzie interakcje są ulotne, a przepływ informacji jest silnie zależny od kontekstu czasowego, kluczowe znaczenie ma uchwycenie nie samego poziomu wpływu, lecz jego zmiany w czasie. W tym celu zaproponowano zastosowanie operatora różniczkowego do transformowanej logarytmicznie funkcji centralności.

Formalnie LTIG definiuje się jako pochodną logarytmu dziesiętnej funkcji centralności  $C(t)$ , przy czym do wartości centralności dodaje się jedynekę, aby zachować dodatniość i zapobiec błędom numerycznym:

$$LTIG_i(t) = \frac{d}{dt} \log_{(10)}(1 + C_i(t))$$

Transformacja logarytmiczna pełni rolę tłumiącą ponieważ ogranicza nadmierny wpływ wartości odstających i liniaryzuje skalę wzrostu. Dzięki temu możliwe jest bardziej stabilne modelowanie węzłów, które mogą doświadczać dużych wahań centralności w wyniku pojedynczych, intensywnych zdarzeń (np. viralowych tweetów). Różniczkowanie tej funkcji względem czasu pozwala uzyskać wskaźnik pierwszej zmiany, a zatem  $LTIG(t)$  mierzy przyrost lub spadek wpływu między momentami  $t$  a  $t + 1$ .

W praktyce, ze względu na dyskretny charakter danych empirycznych, pochodna obliczana jest jako różnica wartości logarytmu centralności w kolejnych przedziałach czasowych:

$$LTIG_i(t_k) \approx \frac{\log_{(10)}(1 + C_i(t_{(k+1)})) - \log_{(10)}(1 + C_i(t_k))}{t_{(k+1)} - t_k}$$

Przy próbkowaniu dziennym  $t_{k+1} - t_k = 1$ , więc:

$$LTIG_i(t_k) = \log_{(10)}(1 + C_i(t_{(k+1)})) - \log_{(10)}(1 + C_i(t_k))$$

Wartość dodatnia tej różnicy oznacza, że użytkownik zyskuje znaczenie w sieci, co może wskazywać na rosnącą aktywność, zwiększoną liczbę retweetów lub wzmianek. Wartość ujemna oznacza utratę znaczenia, być może spowodowaną zmniejszeniem obecności lub zmianą tematyki komunikatów. Wartość bliska zero świadczy o stabilnej roli w sieci.

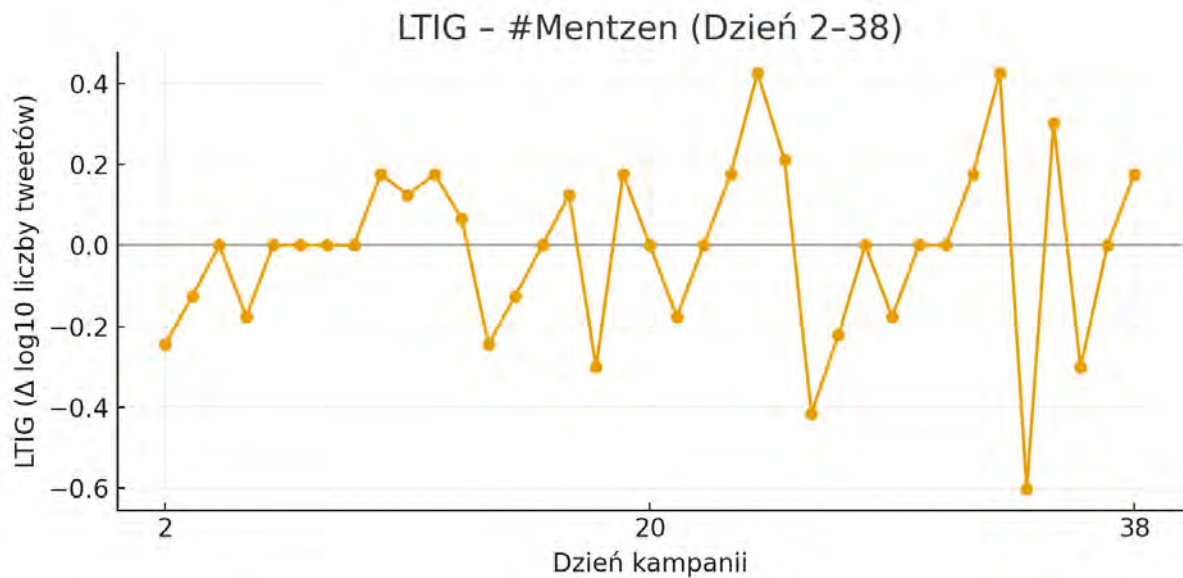
LTIG można interpretować jako narzędzie do śledzenia trajektorii wpływu. Pozwala ono na wykrycie wczesnych sygnałów nadchodzących zmian strukturalnych, jak również identyfikację kont, których znaczenie nagle rośnie co może być istotne w analizach kampanii politycznych, zarządzaniu kryzysowym lub wykrywaniu dezinformacji. W ujęciu analitycznym LTIG może być rozszerzony poprzez zastosowanie wygładzenia (np. filtrów Gaussa) w celu redukcji szumu lub przeskalowania względem odchylenia standardowego centralności danego użytkownika, co pozwala na porównywanie trajektorii pomiędzy różnymi węzłami. Możliwe jest również wykorzystanie centralności ważonej semantycznie, opartej np. na treści interakcji, co zwiększa czułość algorytmu na zmiany jakościowe, a nie tylko ilościowe.

Na kolejnych wykresach przedstawiono przebieg LTIG (oś Y) w funkcji kolejnych dni kampanii (oś X: „Dzień 1–N”) dla poszczególnych kandydatów.

Wykres LTIG dla S. Mentzena obejmuje 45 różnic dziennych (Dzień 2–46) i charakteryzuje się jedną z najwyższych zmienności w całym zbiorze. Wartości wskaźnika mieszczą się w przedziale od około  $-1,11$  do  $+0,90$ , przy odchyleniu standardowym rzędu  $0,36$ . Oznacza to, że w wybranych dniach centralność kandydata w sieci rosła lub spadała nawet niemal o rząd wielkości z dnia na dzień. W  $42,2\%$  dni bezwzględna wartość LTIG przekracza  $0,3$ , a w  $75,6\%$  –  $0,1$ , co wskazuje na bardzo wysoką dynamikę zmian. Dni ze wzrostem ( $LTIG > 0$ ) i spadkiem ( $LTIG < 0$ ) są liczebnie niemal zrównoważone (odpowiednio 18 i 17), a w 10 dniach wskaźnik pozostaje równy zero, co sugeruje krótkie okresy stabilizacji między epizodami intensywnej aktywności. Średnia wartość LTIG jest bliska zero, co oznacza, że mimo licznych impulsów dodatnich i ujemnych nie obserwujemy trwałego trendu wzrostowego ani spadkowego centralności – mamy raczej do czynienia z „szarpanym” wzor-

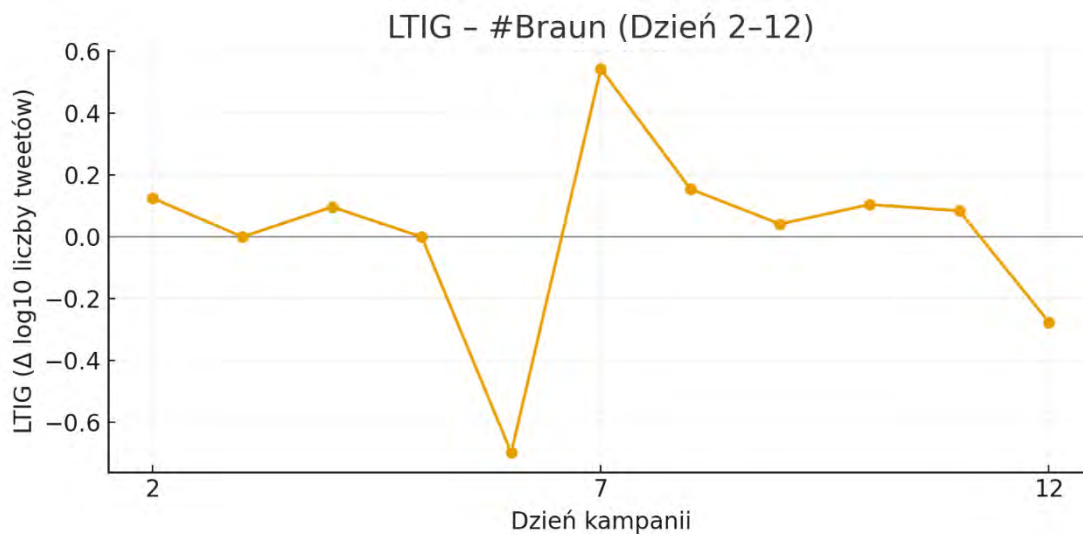
cem kampanii, opartym na serii silnych, epizodycznych mobilizacji, kompensowanych późniejszymi spadkami.

Rysunek 70. Wykres LTIG dla #Mentzen



Źródło: Opracowanie własne

Rysunek 71. Wykres LTIG dla #Braun

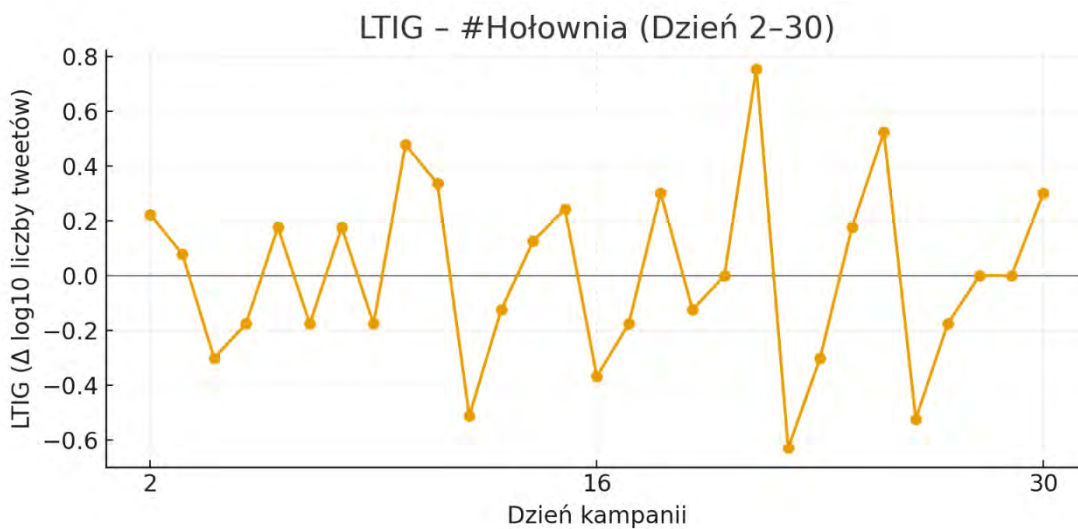


Źródło: Opracowanie własne

W przypadku G. Brauna szereg LTIG jest relatywnie krótki (11 różnic dziennych), ale pomimo tego widoczna jest umiarkowana dynamika zmian. Wartości wskaźnika zawierają się w przedziale od około  $-0,70$  do  $+0,54$ , przy odchyleniu standardowym około  $0,30$ . Dni

o bezwzględnej wartości LTIG powyżej 0,3 stanowią 18,2% wszystkich obserwacji, a w 54,5% dni  $|LTIG|$  przekracza 0,1. Z 11 dni pomiarowych aż 7 wiąże się ze wzrostem centralności, 2 ze spadkiem, a 2 z brakiem istotnej zmiany. Oznacza to, że w krótkim analizowanym okresie kampania Brauna wykazuje raczej kierunek wzrostowy, choć przerywany jednym wyraźnym załamaniem ( $LTIG \approx -0,70$ ), po którym następuje szybkie odbicie. Profil ten można interpretować jako przykład kampanii o ograniczonym horyzoncie czasowym, w której intensyfikacja aktywności następuje skokowo, lecz nie osiąga tak ekstremalnych wartości i takiej częstotliwości jak u najbardziej dynamicznych kandydatów.

Rysunek 72. Wykres LTIG dla #Hołownia

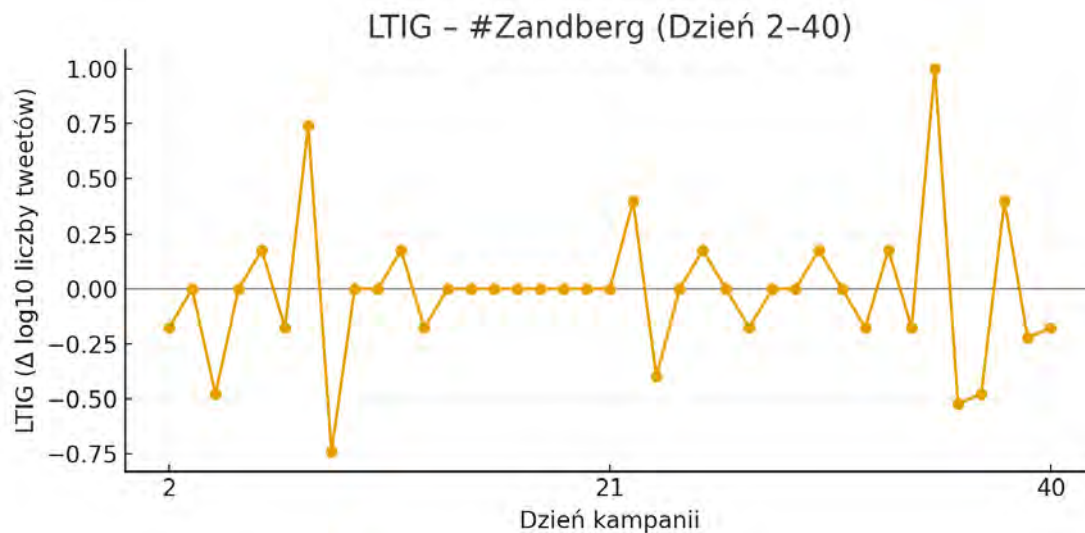


Źródło: Opracowanie własne

Przebieg LTIG dla S. Hołowni obejmuje 38 różnic dziennych i ma charakter wyraźnie falowy. Wartości wskaźnika mieszczą się w przedziale od około  $-0,63$  do  $+0,75$ , a odchylenie standardowe wynosi około 0,35. Udział dni o dużej dynamice ( $|LTIG| > 0,3$ ) sięga 55,3%, a dla progu 0,1 – 81,6%. Oznacza to, że ponad połowa dni charakteryzuje się silną zmianą centralności, a dni z rzeczywiście „bezzruchowym” profilem ( $LTIG=0$ ) stanowią jedynie 15,8% szeregu. Liczba dni ze wzrostami (15) i spadkami (17) jest zrównoważona, a średnia LTIG jest praktycznie równa zero. Taka konfiguracja wskazuje na kampanię prowadzoną w trybie cyklicznych fal mobilizacji – intensywne okresy zwiększania wpływu są kompensowane późniejszymi spadkami, przy braku trwałego trendu rosnącego lub malejącego. Wzorzec ten jest typowy dla strategii, w której obecność w sieci jest konsekwentna, ale jej intensywność jest

modulowana w odpowiedzi na kolejne epizody komunikacyjne, a nie narasta jednokierunkowo.

Rysunek 73. Wykres LTIG dla #Zandberg



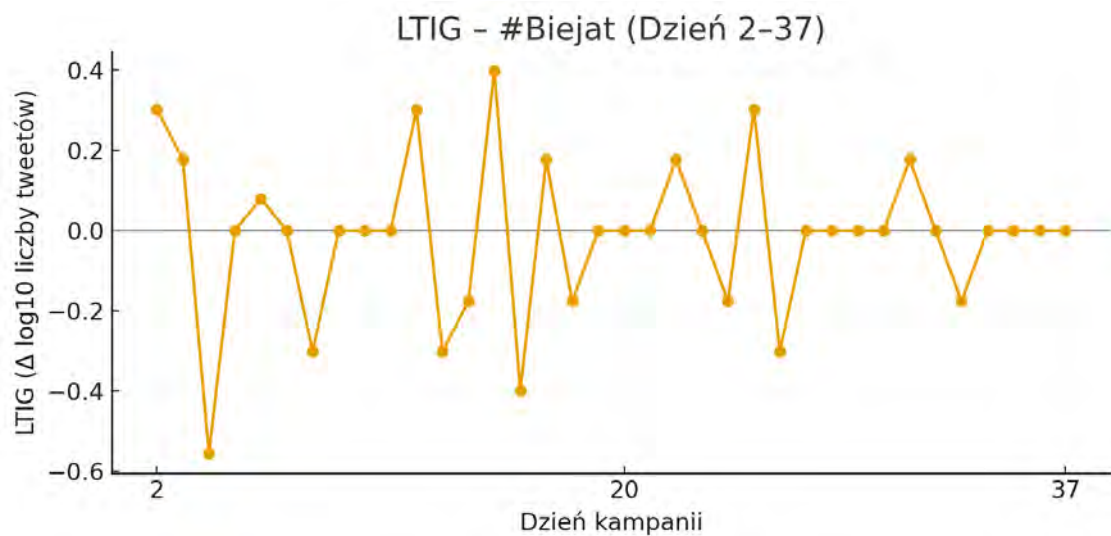
Źródło: Opracowanie własne

Szereg LTIG dla A. Zandberga obejmuje 170 różnic dziennych i charakteryzuje się dużą rozpiętością ekstremów. Minimalna wartość wskaźnika wynosi około  $-1,04$ , maksymalna zaś sięga około  $+1,30$  – jest to najwyższa dodatnia wartość LTIG w całym analizowanym zbiorze, wskazująca na epizodyczny skok centralności w wymiarze ponad rzędu wielkości. Odchylenie standardowe wynosi  $0,26$ , a udział dni o  $|LTIG| > 0,3$  kształtuje się na poziomie  $31,2\%$ . Jednocześnie aż  $65,9\%$  dni to obserwacje zerowe ( $LTIG=0$ ), co oznacza, że okresy bardzo intensywnych zmian są relatywnie rzadkie, ale gdy się pojawiają, mają silny charakter. Dni ze wzrostem i spadkiem są liczebnie zrównoważone (po 29), a średnia LTIG jest praktycznie równa zero. Taki profil sugeruje strategię, w której długie odcinki stabilnej, mało zmiennej obecności są przeplatane pojedynczymi, mocnymi impulsami komunikacyjnymi, istotnie rekonfigurującymi lokalną topologię sieci, ale nie prowadzącymi do trwałej zmiany pozycji globalnej.

W przypadku Biejat obserwujemy jeden z najdłuższych szeregów (192 różnice dzienne), przy jednocześnie najniższej zmienności spośród wszystkich analizowanych kandydatów. Minimalna wartość LTIG wynosi około  $-0,70$ , maksymalna około  $+0,78$ , ale odchylenie standardowe ogranicza się do około  $0,20$ . Dni o  $|LTIG| > 0,3$  stanowią  $25,5\%$  obserwacji, a powyżej  $0,1$  – jedynie  $27,1\%$ . Co szczególnie istotne, aż  $72,4\%$  dni cechuje się  $LTIG=0$ , co

oznacza, że z punktu widzenia dziennej dynamiki centralności większość okresu ma charakter stabilny. Dni ze wzrostem (27) i spadkiem (26) są niemal symetryczne, a średnia LTIG jest bardzo bliska zeru. Otrzymany przebieg można interpretować jako przykład kampanii długotrwanie obecnej w sieci, ale stosunkowo „płaskiej” pod względem zmian pozycji, intensywniejsze epizody pojawiają się rzadko i nie kumulują się w kierunku trwałej przebudowy struktury sieciowej. Strategia ta przypomina model tła komunikacyjnego, w którym dominują zachowania podtrzymujące, a nie eskalujące uwagę.

Rysunek 74. Wykres LTIG dla #Biejat

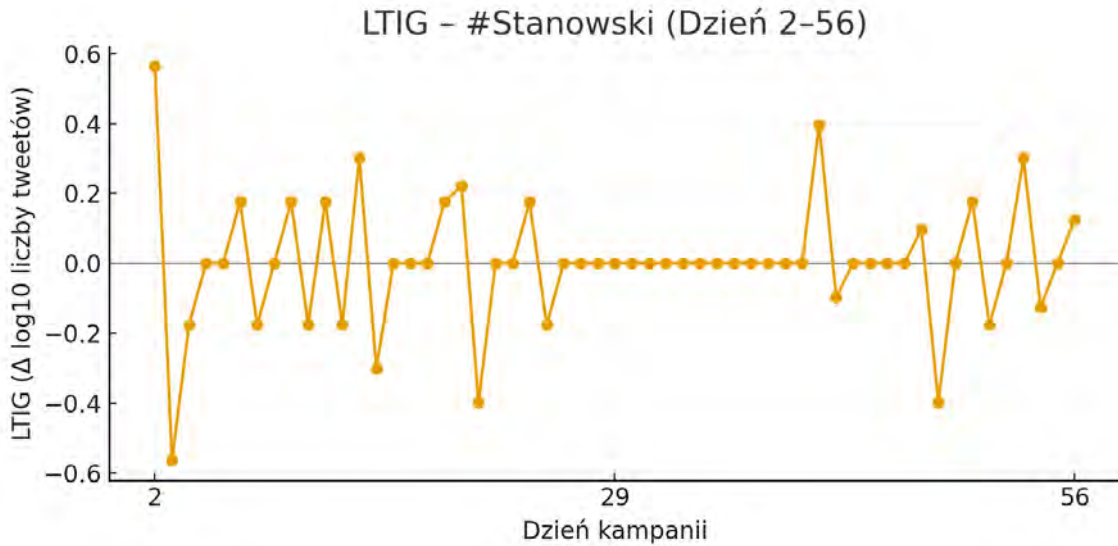


Źródło: Opracowanie własne

Wykres LTIG dla Stanowskiego należy do najdłuższych (80 różnic dziennych) i zarazem najbardziej „gęstych” pod względem intensywnych zmian. Wartości wskaźnika mieszczą się w przedziale od około  $-0,70$  do  $+0,70$ , przy odchyleniu standardowym rzędu  $0,33$ . Aż  $57,5\%$  dni charakteryzuje się bezwzględną wartością LTIG przekraczającą  $0,3$ , a  $71,2\%$  – wartość  $0,1$ . Dni ze wzrostem centralności (30) i ze spadkiem (28) są liczebnie zbliżone, natomiast 22 dni ( $27,5\%$ ) odznaczają się brakiem istotnej zmiany wskaźnika. Profil Stanowskiego można interpretować jako przykład kampanii długotrwanie prowadzonej w warunkach wysokiej amplitudy wahań – centralność nadawcy często ulega skokowym zmianom (w górę lub w dół), przy jednoczesnym braku trwałego trendu kierunkowego. Sieciowo oznacza to silne uzależnienie pozycji od kolejnych epizodów komunikacyjnych: poszczególne interwencje w dyskurs

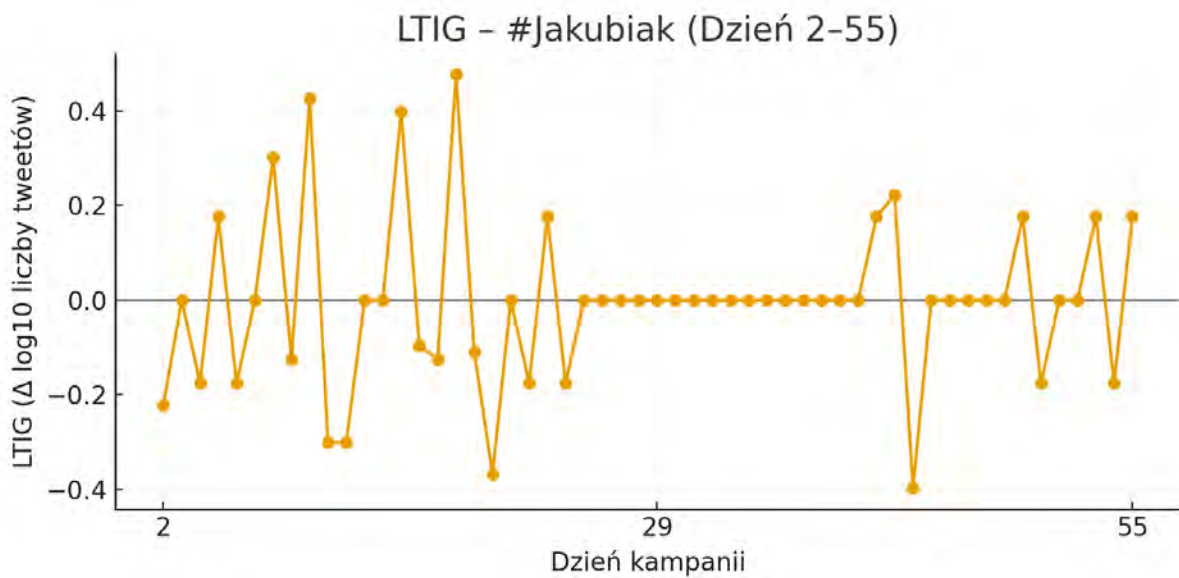
mogą wywoływać znaczące przejściowe przemieszczenia w strukturze, ale nie kumulują się w jednoznaczny, długookresowy wzrost wpływu.

Rysunek 75. Wykres LTIG dla #Stanowski



Źródło: Opracowanie własne

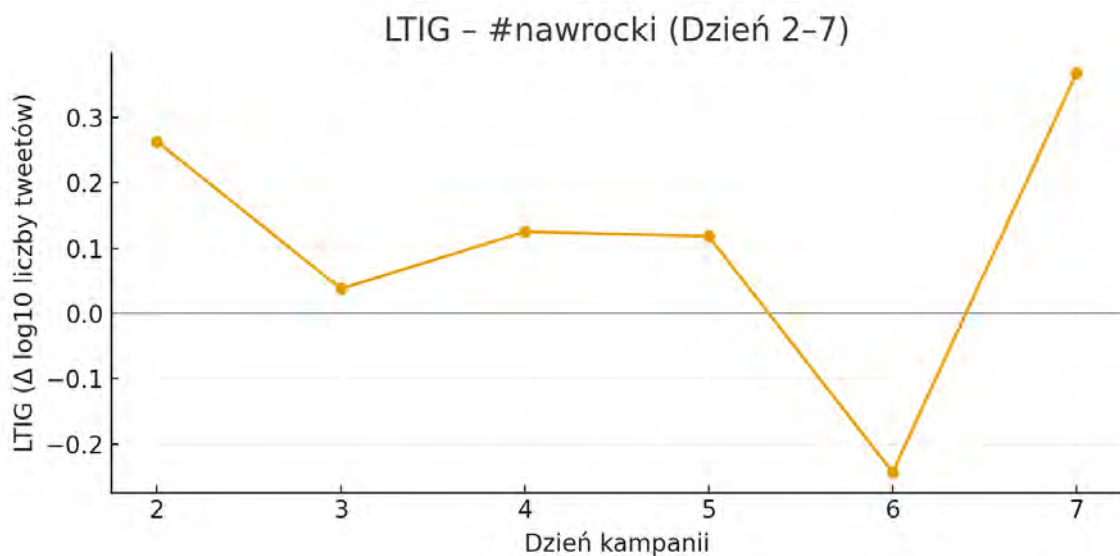
Rysunek 76. Wykres LTIG dla #Jakubiak



Źródło: Opracowanie własne

Dla Jakubiaka odnotowano najdłuższy okres obserwacji, obejmujący 221 różnic dziennych. Wartości LTIG przyjmują wartości od około  $-0,90$  do  $+0,95$ , przy odchyleniu standardowym około  $0,23$ . Około  $31,7\%$  dni charakteryzuje się  $|LTIG| > 0,3$ , a  $36,2\%$  – wartością powyżej  $0,1$ . Jednocześnie  $63,8\%$  dni to obserwacje zerowe. Struktura szeregu wskazuje zatem na długofalową obecność kandydata w sieci, zdominowaną przez okresy względnej stabilności, przerywane sporadycznymi, ale nierzadko dość silnymi impulsami dodatnimi lub ujemnymi. Dni ze wzrostami (38) i spadkami (42) są liczebnie porównywalne, a średnia LTIG jest praktycznie równa zeru. Wynik ten sugeruje, że kampania Jakubiaka nie wywołuje trwałego trendu wzrostowego ani spadkowego centralności, a raczej oscyluje wokół stałego poziomu, reagując punktowo na wybrane wydarzenia. Z perspektywy dynamiki sieciowej przypomina to raczej „peryferyjny” tryb uczestnictwa: angażuje się w wybrane epizody dyskursu, ale nie dokonuje ciągłej re-konfiguracji struktury powiązań.

Rysunek 77. Wykres LTIG dla #Nawrocki

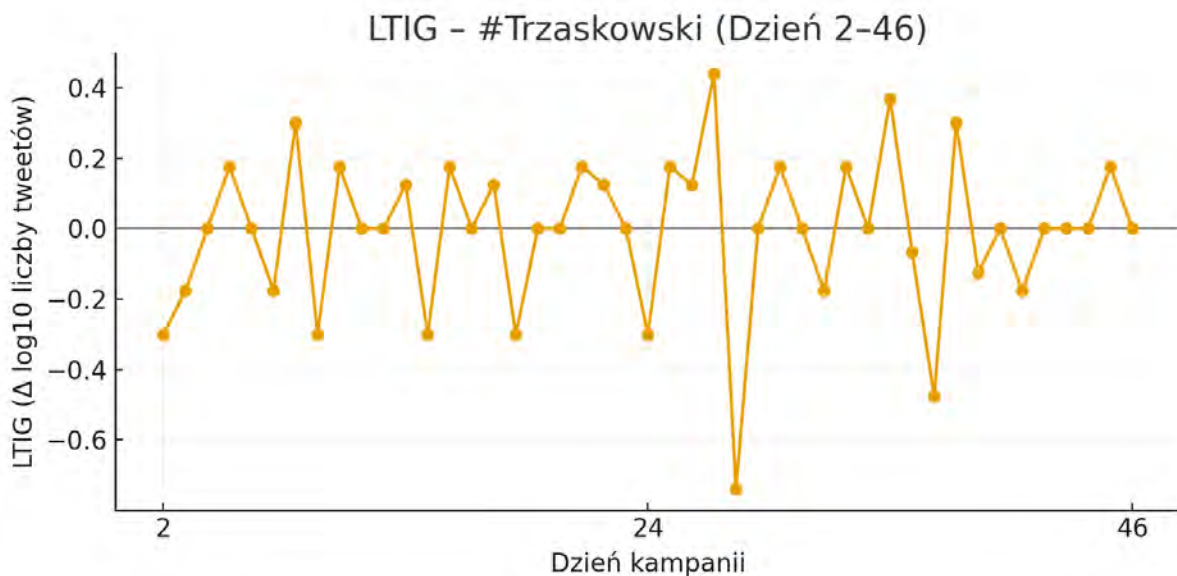


Źródło: Opracowanie własne

Wykres LTIG dla Nawrockiego obejmuje najkrótszy szereg – zaledwie 7 różnic dziennych – ale odznacza się zdecydowanie najwyższą zmiennością. Minimalna wartość LTIG wynosi około  $-1,08$ , maksymalna sięga około  $+1,45$ , a odchylenie standardowe to aż około  $0,75$ . Oznacza to, że w analizowanym okresie następowały skoki centralności rzędu kilkunastokrotności względem dnia poprzedniego (w obie strony). Co istotne, nie występują dni z  $LTIG=0$ ; w  $85,7\%$  dni  $|LTIG|$  przekracza  $0,1$ , a w  $28,6\%$  –  $0,3$ . Z siedmiu obserwacji pięć ma znak dodatni, dwie ujemny. Ze względu na bardzo krótki horyzont czasowy interpretację

należy traktować ostrożnie: profil ten wskazuje raczej na pojedynczy, silnie skondensowany epizod kampanijny (np. wejście kandydata do debaty i szybkie „wysycenie” aktywnością), niż na stabilny wzorzec obecności. Mimo to, z punktu widzenia dynamiki LTIG, Nawrocki jawi się jako najbardziej „eksplozywny” kandydat w zestawieniu.

Rysunek 78. Wykres LTIG dla #Trzaskowski



Źródło: Opracowanie własne

Dla Trzaskowskiego analizowany szereg obejmuje 59 różnic dziennych. Wartości LTIG mieszczą się w widełkach od około  $-0,78$  do  $+0,85$ , przy odchyleniu standardowym około  $0,32$ . Dni o dużej dynamice ( $|LTIG| > 0,3$ ) stanowią  $45,8\%$  wszystkich obserwacji, a w  $64,4\%$  dni bezwzględna wartość wskaźnika przekracza  $0,1$ . Jednocześnie około jedna trzecia dni ( $33,9\%$ ) cechuje się  $LTIG=0$ , co wskazuje na długie odcinki względnej stabilności, przerywane seriami wyraźnych skoków. Dni ze wzrostami (20) i spadkami (19) są praktycznie zbilansowane, a średnia LTIG wynosi około  $-0,01$ , co nie wskazuje na kumulatywny trend w żadną stronę. Profil Trzaskowskiego można określić jako umiarkowanie dynamiczny: zachodzi stosunkowo dużo dni o wyraźnych zmianach centralności, ale są one wplecione w dłuższe okresy „bocznego” ruchu, bez systematycznej eskalacji ani wyraźnego wygaszania obecności w sieci.

Porównanie dziewięciu przebiegów LTIG ujawnia kilka wyraźnych regularności. Po pierwsze, dla wszystkich kandydatów średnia wartość wskaźnika jest bliska zeru, a liczba dni ze wzrostem centralności jest zbliżona do liczby dni ze spadkiem. Oznacza to, że

w analizowanym okresie nie obserwujemy jednoznacznych trendów monotonicznych; pozycja w sieci kształtowana jest przez sekwencje naprzemiennych faz eskalacji i deeskalacji, które w dłuższej perspektywie znoszą się wzajemnie.

Po drugie, kandydatów można podzielić na dwie zasadnicze grupy pod względem intensywności zmian. W ujęciu względnym największy udział dni o dużej dynamice ( $|LTIG| > 0,3$ ) występuje u Stanowskiego (57,5%), Hołowni (55,3%), Trzaskowskiego (45,8%) i Mentzena (42,2%). Oznacza to, że ich kampanie charakteryzują się częstymi, wyraźnymi skokami centralności, co jest spójne z modelem prowadzenia komunikacji opartej na serii powtarzających się impulsów mobilizacyjnych. W drugiej grupie znajdują się kandydaci o niższym udziale dni wysokiej dynamiki tacy jak Jakubiak, Zandberg, Biejat oraz Braun (18,2%), a także Nawrocki (28,6%), przy czym ten ostatni wyróżnia się ekstremalnymi wartościami pojedynczych skoków, ale bardzo krótkim horyzontem czasowym.

Po trzecie, istotnym rozróżnieniem jest udział dni z  $LTIG=0$ . W przypadku Biejat (72,4%), Jakubiaka (63,8%) i Zandberga (65,9%) dominują okresy, w których centralność kandydata z dnia na dzień nie ulega zmianie – mamy zatem do czynienia z „szumem tła” z rzadszymi epizodami silniejszej aktywności. Odwrotny wzorzec obserwujemy u Nawrockiego (0% dni zerowych) oraz w mniejszym stopniu u Mentzena, Hołowni, Stanowskiego i Trzaskowskiego, gdzie dni z niezerowym LTIG stanowią większość szeregu.

Z perspektywy całościowej LTIG pełni więc funkcję wskaźnika różnicującego style kampanii: od modeli wysokoimpulsywnych (Mentzen, Stanowski, Hołownia, Trzaskowski, Nawrocki), w których pozycja w sieci jest stale „przepracowywana” przez kolejne fale interakcji, po modele stabilno-epizodyczne (Biejat, Jakubiak, Zandberg, Braun), oparte na długich okresach stabilności przerywanych mniej licznymi, choć czasem silnymi skokami. W połączeniu z pozostałymi metrykami (LAPS, LSCI, LECAS) umożliwia to nie tylko ocenę siły oddziaływania, ale także rekonstrukcję charakterystycznej „sygnatury temporalnej” kampanii każdego z kandydatów. W tym sensie LTIG nie służy prognozowaniu skuteczności wyborczej sensu stricto, lecz pozwala wnioskować o typie efektu komunikacyjnego generowanego w obrębie jednego medium. Kampanie o wysokim LTIG i charakterze impulsywnym sprzyjają utrzymywaniu ciągłej widoczności i częstemu odnawianiu uwagi odbiorców, co może zwiększać krótkookresową responsywność sieci oraz podatność na bieżące impulsy mobilizacyjne. Jednocześnie ich efekt ma często charakter efemeryczny i silnie zależny od rytmu kolejnych zdarzeń oraz zdolności do podtrzymywania tempa interakcji.

Z kolei modele stabilno-epizodyczne, charakteryzujące się niższym LTIG, generują odmienny typ obecności komunikacyjnej: rzadziej dominują strumień informacji, lecz sprzyjają

akumulacji rozpoznawalności i trwałości pozycji w obrębie określonych wspólnot odbiorczych. W ramach medium X taki profil może przekładać się na mniejszą zmienność uwagi, ale większą przewidywalność i odporność na krótkotrwałe fluktuacje dynamiki sieci.

W połączeniu z pozostałymi metrykami (LAPS, LSCI, LECAS) LTIG umożliwia zatem nie tyle „wyrokowanie” o wyniku kampanii, ile rekonstrukcję sposobu, w jaki dana kampania funkcjonuje jako zjawisko medialne: czy jej oddziaływanie ma charakter impulsowy i reaktywny, czy raczej kumulatywny i osadzony w długotrwałych relacjach sieciowych. Jest to wiedza o znaczeniu diagnostycznym, pozwalająca opisać granice i potencjał danego medium jako kanału wpływu politycznego, bez redukcji złożonego procesu wyborczego do jednego wymiaru komunikacyjnego.

#### 4.4.2. Entropiczny Wektor Zasięgu (EVZ)

Wskaźnik *Entropicznego Wektora Zasięgu* (EVZ) został zaprojektowany w celu uchwycenia złożoności dystrybucji komunikacyjnej jednostki w obrębie sieci. W klasycznym ujęciu topologicznym centralność użytkownika mierzona jest przez liczbę połączeń lub ich przepustowość, jednak tego typu podejścia nie uwzględniają charakterystyki rozproszenia wpływu – tj. tego, czy użytkownik komunikuje się równomiernie z wieloma odbiorcami, czy też koncentruje interakcje na jednej grupie. Aby to rozróżnić, zastosowano formalizm entropii informacji Shannona<sup>479</sup>, który mierzy poziom niepewności rozkładu prawdopodobieństwa.

W kontekście sieci społecznej, dla użytkownika  $i$ , entropia zasięgu definiowana jest jako:

$$EVZ_i = - \sum_{j \in N(i)} p_{ij} \log_2 p_{ij}$$

gdzie:

- $N(i)$  oznacza zbiór sąsiadów węzła  $i$  a ;
- $P_{ij}$  to znormalizowany udział interakcji między użytkownikiem  $i$  a sąsiadem  $j$ :

$$P_{ij} = \frac{w_{ij}}{\sum_{k \in N(i)} w_{ik}}$$

Parametr  $w_{ij}$  oznacza wagę połączenia np. liczbę wiadomości, wzmiankowań lub retweetów. Transformacja  $\log_2$  została zastosowana zgodnie z klasyczną definicją entropii w bitach<sup>480</sup>, co pozwala na interpretację wartości EVZ jako miary „rozmycia” komunikacyjnego danego konta.

---

<sup>479</sup> C.E. Shannon, *A Mathematical Theory of Communication*, „Bell System Technical Journal” 1948, t. 27, s. 379–423, 623–656.

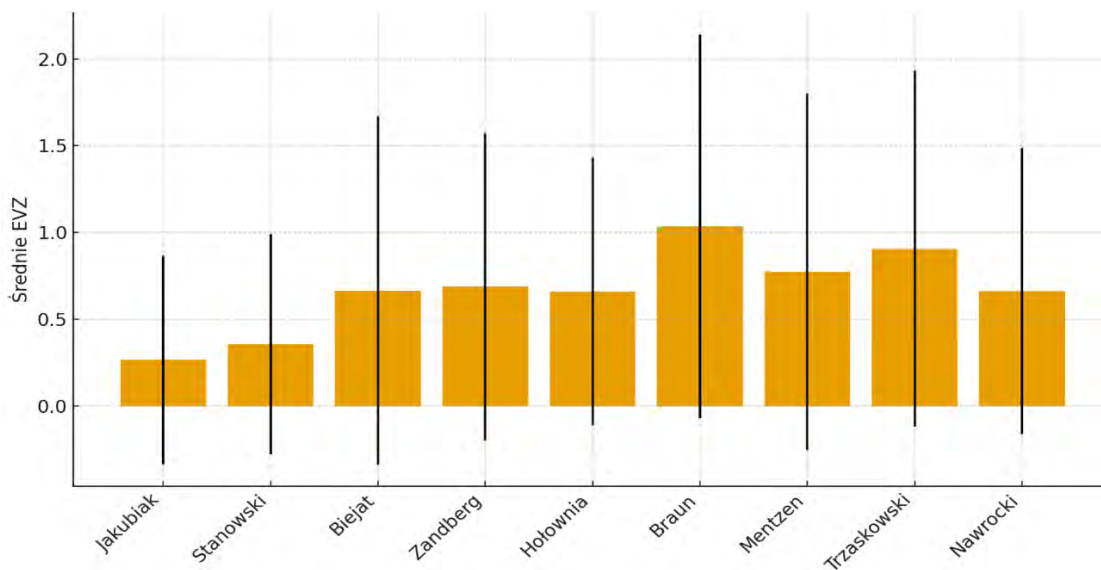
<sup>480</sup> Tamże, s. 623–656.

Interpretacyjnie, niskie wartości  $EVZ_i$  wskazują na silną koncentrację wpływu, użytkownik komunikuje się głównie z jedną grupą lub kilkoma dominującymi odbiorcami, co może sugerować zamknięte środowisko lub efekt *echo chamber*. Wysokie wartości  $EVZ_i$  świadczą o równomiernym zasięgu – użytkownik angażuje wiele niezależnych podmiotów, co z kolei wskazuje na rozproszony wpływ i potencjalną funkcję pośrednika. Określenie „wektor” w nazwie wskaźnika odnosi się do pierwotnej reprezentacji rozkładu prawdopodobieństw  $P_{ij}$  po sąsiadach wężła  $i$ , która ma charakter wektorowy, natomiast w analizie empirycznej wykorzystywana jest skalarna entropia tego rozkładu, oznaczana jako  $EVZ_i$ .

Dzięki zastosowaniu rozkładu entropicznego możliwe jest wykrywanie ukrytych struktur sieciowych, które nie byłyby widoczne na podstawie analizy samej liczby połączeń. EVZ można również interpretować w kategoriach odporności sieci: węzły o wysokim EVZ, po usunięciu, mogą powodować bardziej równomierne zakłócenie komunikacji, niż te o wysokim stopniu lokalnej centralności, lecz niskiej entropii zasięgu. W praktyce algorytm obliczany jest na podstawie macierzy przyległości  $A$  z wagami, a następnie normalizowany przez liczbę sąsiadów danego wężła, co pozwala na porównywanie wartości EVZ pomiędzy użytkownikami o różnym stopniu centralności. Istnieje również możliwość rozszerzenia metryki o składnik temporalny poprzez dekompozycję  $P_{ij}(t)$  rozkładu względem czasu, co umożliwia badanie ewolucji entropii w czasie – istotne np. w analizach polaryzacji dyskursu publicznego.

Zastosowanie EVZ jako wskaźnika sieciowego jest szczególnie przydatne w badaniach nad zróżnicowaniem komunikacyjnym, rozkładem wpływu oraz w analizach odporności strukturalnej. Dzięki jego właściwościom metrycznym możliwe jest także wykorzystanie go w modelach predykcyjnych, np. do detekcji peryferyjnych liderów opinii, którzy nie dominują liczbowo, lecz odgrywają strategiczną rolę w spajaniu luźno powiązanych wspólnot.

Rysunek 79. Średnie EVZ z odchyleniem standardowym



Źródło: Opracowanie własne

Na rysunku 79. przedstawiono porównanie średnich wartości EVZ dla sieci wszystkich analizowanych kandydatów. Wysokość słupków odzwierciedla przeciętny poziom entropii komunikacyjnej węzłów w danej sieci, natomiast zaznaczone przedziały zmienności (odchylenie standardowe) ilustrują wewnętrzne zróżnicowanie strukturalne. Najwyższe średnie wartości EVZ obserwowane są w sieciach Rafała Trzaskowskiego oraz Grzegorza Brauna, co oznacza, że przeciętny użytkownik w tych sieciach rozkłada swoje interakcje relatywnie równomiernie pomiędzy wielu odbiorców. Struktury te mają charakter wyraźnie wielośrodkowy: oprócz kont centralnych (oficjalne profile, sztab, główne media) obecna jest szeroka warstwa użytkowników pełniących funkcję dystrybutorów treści pomiędzy różnymi klastrami.

Na przeciwnym biegunie znajdują się sieci Marka Jakubiaka oraz Krzysztofa Stanowskiego, charakteryzujące się najniższymi średnimi EVZ. Świadczy to o zdecydowanie bardziej „lokalnym” charakterze interakcji: typowy użytkownik wchodzi w relacje głównie z ograniczonym kręgiem kont, co sprzyja powstawaniu struktur echokomorowych. Tego rodzaju ekosystemy komunikacyjne są efektywne w zakresie mobilizacji i konsolidacji już istniejącej wspólnoty, ale relatywnie słabo predysponowane do przekraczania granic klastrów i docierania do odbiorców spoza pierwotnej bańki informacyjnej.

Sieci Magdaleny Biejat, Adriana Zandberga, Szymona Hołowni, Sławomira Mentzena oraz Karola Nawrockiego lokują się pośrednio. Ich średnie EVZ są wyższe niż w przypadku Jakubiaka i Stanowskiego, lecz niższe niż u Brauna i Trzaskowskiego, co sugeruje hybrydową konfigurację: współwystępowanie licznych węzłów silnie zakorzenionych lokalnie z istotną

warstwą użytkowników o rozproszonym zasięgu, pełniących rolę brokerów międzyklastrowych.

Tabela 12. Statystyki opisowe EVZ

Kandydat	mean	std	min	max	median
Jakubiak	0,2644	0,6004	0,0	2,3219	0,0
Stanowski	0,3551	0,6361	0,0	3,0000	0,0
Biejat	0,6646	1,0049	0,0	4,2971	0,0
Zandberg	0,6875	0,8855	0,0	3,1699	0,0
Hołownia	0,6588	0,7726	0,0	2,0000	0,0
Braun	1,0349	1,1065	0,0	3,9653	1,0
Mentzen	0,7727	1,0298	0,0	3,4528	0,0
Trzaskowski	0,9056	1,0262	0,0	4,6310	1,0
Nawrocki	0,6604	0,8247	0,0	3,0000	0,0

Źródło: Opracowanie własne

Tabela powyżej prezentuje szczegółowe statystyki opisowe EVZ dla poszczególnych kandydatów: średnią, odchylenie standardowe, wartości minimalne i maksymalne oraz medianę. Zestawienie to ujawnia silną skośność rozkładu entropii w większości sieci – mediana równa 0,0 przy dodatniej średniej (np. Jakubiak, Stanowski, Biejat, Zandberg, Hołownia, Mentzen, Nawrocki) oznacza, że dominują użytkownicy o bardzo niskiej entropii zasięgu (interakcje skoncentrowane na wąskiej grupie adresatów), natomiast wartość średnia „ciągnięta” jest w górę przez relatywnie nieliczną grupę węzłów o wysokim EVZ. Odmienny profil widoczny jest w sieciach Brauna i Trzaskowskiego, gdzie mediana osiąga 1,0 przy wysokich średnich (odpowiednio 1,03 i 0,91) świadczy to o tym, że nie tylko pojedyncze „super-huby”, lecz szersza warstwa użytkowników charakteryzuje się rozproszonym wzorcem komunikacji i angażuje wiele odrębnych wspólnot.

Wysokie odchylenia standardowe (powyżej 1,0 dla Biejat, Brauna, Mentzena i Trzaskowskiego) oraz duże wartości maksymalne (np. 4,63 dla Trzaskowskiego, 4,30 dla Biejat, 3,97 dla Brauna) wskazują na obecność węzłów o wyjątkowo wysokiej entropii aktorów, którzy komunikują się z wieloma klastrami jednocześnie i mogą pełnić rolę krytycznych „węzłów spajających” strukturę sieci. W przeciwieństwie do nich, sieci Jakubiaka i Stanowskiego cechują się niższą średnią i umiarkowaną maksymalną entropią (odpowiednio 2,32 i 3,00), co sugeruje mniejszą liczbę węzłów o wybitnie rozproszonym zasięgu.

Łączna analiza wykresu i tabeli EVZ pozwala wyróżnić trzy typy konfiguracji dystrybucji zasięgu. Po pierwsze, sieci Trzaskowskiego i Brauna reprezentują model wysokiej entropii masowej – znaczna część użytkowników wykazuje rozproszony rozkład interakcji, co sprzyja cyrkulacji treści pomiędzy wieloma wspólnotami i zwiększa odporność sieci na izolację klastrów. Po drugie, sieci Biejat, Zandberga, Hołowni, Mentzena i Nawrockiego można określić jako mieszane: strukturalnie zawierają zarówno gęste, wewnętrzne echokomory, jak i stosunkowo nieliczną, ale istotną warstwę węzłów o wysokim EVZ, które pełnią funkcję mostów międzyklastrowych. Po trzecie, sieci Jakubiaka i Stanowskiego mają charakter niskoentropiczny ponieważ dominują w nich lokalne, skupione układy komunikacyjne, a liczba węzłów o znaczącym rozproszeniu zasięgu jest ograniczona.

Z perspektywy komunikacji politycznej oznacza to, że kampanie zakorzenione w sieciach o wysokim EVZ dysponują większym potencjałem docierania poza własną bazę wyborczą oraz szybszego włączania nowych wspólnot do obiegu treści, natomiast kandydaci funkcjonujący w sieciach niskoentropicznych operują głównie w ramach własnych baniek informacyjnych, co sprzyja konsolidacji elektoratu, ale ogranicza zasięg ekspansji narracyjnej. W ramach jednego medium, jakim jest platforma X, EVZ pozwala zatem diagnozować, czy dana kampania pełni przede wszystkim funkcję mobilizacyjną (utrwalanie i wzmacnianie istniejącej wspólnoty), czy też dyfuzyjną (przenikanie treści pomiędzy odrębnymi segmentami sieci).

Co istotne, wskaźnik ten nie służy prognozowaniu bezpośredniego efektu wyborczego, lecz umożliwia empiryczną ocenę architektury obiegu informacji w obrębie medium oraz identyfikację strukturalnych barier i możliwości ekspansji komunikacyjnej. W tym sensie EVZ ma charakter narzędzia diagnostycznego i monitoringowego: pozwala opisywać, w jakim stopniu dana sieć sprzyja pluralistycznej cyrkulacji treści, a w jakim stopniu reprodukuje zamknięte, lokalne układy komunikacyjne, które, choć skuteczne mobilizacyjnie, mają ograniczoną zdolność oddziaływania poza własne środowisko.

#### **4.4.3. *Log-Spectral Communicability Index (LSCI)***

Algorytm *Log-Spectral Communicability Index* (LSCI) opiera się na analizie spektralnej macierzy przyległości sieci i służy do oceny zdolności komunikacyjnej węzła w kontekście globalnych przepływów informacyjnych. W przeciwieństwie do klasycznych miar centralności, które koncentrują się na bezpośrednich połączeniach (centralność stopnia) lub przepływach najkrótszych ścieżek (pośrednictwo), LSCI bierze pod uwagę wkład danego węzła

w całość struktury propagacyjnej sieci z uwzględnieniem wszystkich ścieżek pośrednich, opierając się na ujęciu spektralnym grafu.

Formalna definicja wskaźnika wykorzystuje dekompozycję własną symetrycznej macierzy przyległości  $A$ <sup>481</sup> (lub macierzy Laplace’a, w zależności od zastosowania)<sup>482</sup>. Zakładając, że  $\lambda_k$  to wartości własne, a  $u_k$  odpowiadające im wektory własne, komponentowa ekspresja komunikacyjna węzła wyraża się jako:

$$LSCI_i = \sum_{k=1}^n \log_{10}(1 + \lambda_k u_{ik}^2)$$

Wskaźnik  $u_{ik}^2$  reprezentuje wkład węzła  $i$  w  $k$ -tej modalności spektralnej propagacji informacji w sieci. Funkcja  $\log_{10}(1+x)$  została użyta w celu kontrolowania dominacji dużych wartości własnych  $\lambda_k$ , które w przeciwnym wypadku zdominowałyby wynik, eliminując subtelniejsze komponenty o niższej energii.

Zaletą LSCI jest jego zdolność do rozpoznawania węzłów, które niekoniecznie są bezpośrednio dobrze połączone, ale poprzez konfigurację topologiczną sieci pełnią rolę propagacyjną. W odróżnieniu od PageRanku czy *eigenvector centrality*, które są iteracyjnymi rozwiązaniami dla stanu stacjonarnego grafu Markowa, LSCI ujmuje aspekt strukturalny w ujęciu spektralnym, pozwalając na rozpoznanie wpływu modalności niskiej częstotliwości (globalne struktury) i wysokiej częstotliwości (lokalne zgrupowania). LSCI wykazuje także odporność na perturbacje lokalne – usunięcie pojedynczego węzła o wysokiej wartości LSCI nie powoduje drastycznej zmiany struktury, lecz wskazuje na jego istotność w równomiernym utrzymaniu komunikacji sieciowej. W analizie kampanii politycznych wskaźnik ten może ujawniać konta odpowiedzialne za rozpowszechnianie treści między odseparowanymi społecznościami tzw. „mosty semantyczne”<sup>483</sup>. Praktyczna implementacja wymaga diagonalizacji macierzy  $A$  przyległości, co dla dużych sieci może być kosztowne obliczeniowo. Dlatego w zastosowaniach empirycznych stosuje się zwykle aproksymacje metodami rzutów spektralnych (np. Lanczosa<sup>484</sup>) lub obliczenia na podmacierzach grafu<sup>485</sup>. LSCI może być także rozszerzane o komponenty temporalne poprzez śledzenie zmian wartości własnych i ich projekcji w czasie. Z perspektywy analitycznej LSCI pełni funkcję miary głębokości komunikacyjnej, uwzględniającej całą infrastrukturę relacyjną sieci i umożliwiającą diagnozę węzłów istot-

---

<sup>481</sup> M. E. J. Newman, *Networks: An Introduction*, Oxford University Press, Oxford 2010, s. 162–170.

<sup>482</sup> M. E. J. Newman, *Networks*, wyd. 2, Oxford University Press, Oxford 2018, s. 143–170.

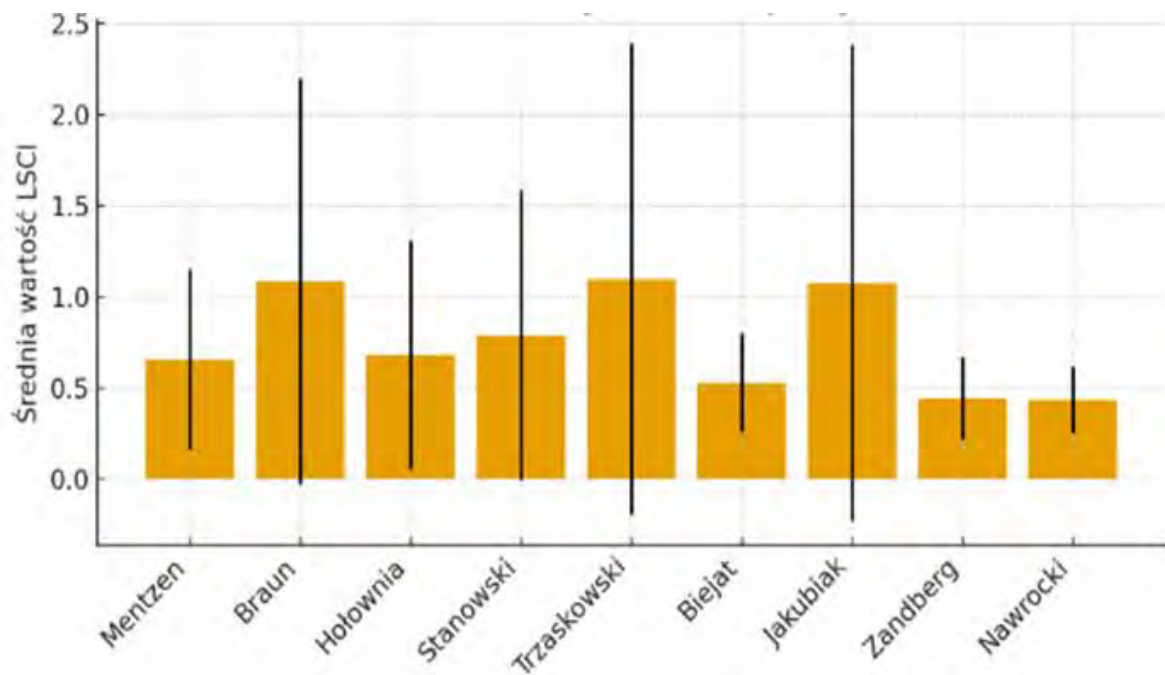
<sup>483</sup> P. Barberá, J.T. Jost, J. Nagler, J.A. Tucker, R. Bonneau, *Tweeting From Left to Right: Is Online Political Communication More Than an Echo Chamber?*, „Psychological Science” 2015, t. 26, nr 10, s. 1534–1537.

<sup>484</sup> G. H. Golub, C. F. Van Loan, *Matrix Computations*, wyd. 4, Johns Hopkins University Press, Baltimore 2013, s. 557–605.

<sup>485</sup> D.A. Spielman, *Spectral and Algebraic Graph Theory*, Providence 2019, s. 47–55.

nych nie tylko lokalnie, ale także w kontekście struktury globalnej i propagacji wieloskalarnej. Ze względu na skalę badanych danych oraz ograniczenia obliczeniowe, w warstwie empirycznej wskaźnik LSCI został zoperacjonalizowany w sposób przybliżony jako logarytmiczna funkcja liczby wychodzących wzmianek generowanych przez aktorów w danej sieci. Dla każdego użytkownika obliczano łączną liczbę adresowanych wzmianek (@-odwołań) oraz stosowano transformację  $LSCI_i = \log_{10}(1 + m_i)$ , gdzie  $m_i$  oznacza skumulowaną liczbę wzmianek. Tak zdefiniowana metryka zachowuje kluczową własność spektralnej komunikatywności – premiuje węzły, które aktywnie „rozgałęziają” strumień informacji na wielu odbiorców<sup>486</sup> – a jednocześnie jest możliwa do zastosowania na dużych, szumowych zbiorach danych z serwisu X. Użytkownicy o wysokich wartościach LSCI to aktorzy często i wieloadresowo wspominający innych uczestników dyskursu; użytkownicy o niskim LSCI funkcjonują raczej jako nadawcy jednostronni lub sporadyczni.

Rysunek 80. Średnia wartość Log-Spectral Communicability Index



Źródło: Opracowanie własne

Rysunek 80. przedstawia średnie wartości LSCI dla sieci powiązanych z poszczególnymi kandydatami, wraz z odchyleniem standardowym. Dane te zestawiono również w tabeli, co umożliwia porównanie strukturalnej komunikatywności badanych ekosystemów politycznych.

<sup>486</sup> E. Estrada, N. Hatano, *Communicability in complex networks*, „Physical Review E” 2008, t. 77, nr 3, art. 036111.

Najwyższe średnie wartości LSCI uzyskano dla sieci Rafała Trzaskowskiego, Grzegorza Brauna oraz Marka Jakubiaka (średnio około 1,1). Oznacza to, że w ich otoczeniu funkcjonuje stosunkowo rozbudowany rdzeń „spektralnie komunikatywnych” węzłów, które współtworzą gęstą infrastrukturę propagacji treści i zapewniają wielokanałowy obieg informacji. Takie sieci mają potencjał, by szybko dystrybuować komunikaty pomiędzy różnymi segmentami odbiorców, również tymi, które nie są bezpośrednio ze sobą połączone.

Wskaźnik LSCI mierzy logarytmiczną sumę wychodzących interakcji (wzmianek) od użytkownika, co przekłada się na jego potencjał komunikatywny w sieci. Użytkownicy o wysokim LSCI są aktywnymi nadawcami, którzy wspominają wielu różnych uczestników debaty, budując wokół siebie sieć rozproszonej komunikacji. Na poziomie teoretycznym LSCI zostało zdefiniowane w oparciu o dekompozycję własną symetrycznej macierzy przyległości  $A$  (lub, alternatywnie, macierzy Laplace’a<sup>487</sup>), zgodnie z klasycznym ujęciem spektralnej komunikatywności grafu. W zastosowaniach empirycznych niniejszej rozprawy, ze względu na skalę i szum danych, wykorzystano jednak przybliżoną operacjonalizację LSCI, w której komunikatywność węzła  $i$  i mierzona jest logarytmiczną funkcją liczby wychodzących wzmianek  $Z_i$ .

Tabela 13. Średnia wartość LSCI

Kandydat	Średnia wartość LSCI
Mentzen	≈ 0,65
Braun	≈ 1,07
Hołownia	≈ 0,68
Stanowski	≈ 0,78
Trzaskowski	≈ 1,10
Biejat	≈ 0,52
Jakubiak	≈ 1,06
Zandberg	≈ 0,39
Nawrocki	≈ 0,44

Źródło: Opracowanie własne

Nieco niższe, lecz nadal relatywnie wysokie wartości LSCI obserwujemy w sieciach Szymona Hołowni, Krzysztofa Stanowskiego i Sławomira Mentzena (około 0,65–0,80). Ich profile spektralne wskazują na obecność solidnego, choć mniej rozbudowanego rdzenia ko-

<sup>487</sup> Newman, *Networks...*, dz. cyt., s. 143–170.

munikacyjnego. Sieci te są zdolne do efektywnej dystrybucji treści, lecz w mniejszym stopniu niż w przypadku kandydatów z pierwszej grupy opierają się na bardzo silnych węzłach infrastrukturalnych. W praktyce może to oznaczać bardziej równomierny, lecz mniej intensywny obieg informacji.

Najniższe średnie wartości LSCI odnotowano w sieciach Adriana Zandberga, Biejat oraz Nawrockiego (około 0,4–0,5). Tego typu profil spektralny sugeruje, że komunikacja w tych ekosystemach ma charakter bardziej lokalny i klastrowy: dominują ścieżki wewnątrz względnie zamkniętych wspólnot, natomiast rola węzłów łączących odległe części grafu jest ograniczona. Z punktu widzenia dyfuzji treści politycznych oznacza to mniejszą zdolność do przekraczania granic baniek informacyjnych i mniejszą odporność na fragmentację sieci.

Rozpiętość słupków błędu (odchylenie standardowe) ujawnia dodatkowo zróżnicowanie wewnętrzne badanych sieci<sup>488</sup>. W przypadku Trzaskowskiego, Brauna i Jakubiaka odchylenia wokół średniej są największe, co świadczy o silnej hierarchizacji struktury – niewielka liczba węzłów o bardzo wysokich wartościach LSCI współlistnieje z rozległym peryferium węzłów o niskiej komunikatywności spektralnej. W sieciach Zandberga czy Nawrockiego rozkład LSCI jest bardziej spłaszczony: różnice między najbardziej a najmniej komunikatywnymi węzłami są mniejsze, co potwierdza ich zdecentralizowany, lecz zarazem mniej efektywny charakter propagacyjny.

Łącznie wyniki te pokazują, że LSCI wnosi istotne uzupełnienie względem klasycznych metryk topologicznych. Podczas gdy miary takie jak stopień czy pośrednictwo koncentrują się na lokalnych cechach węzłów lub przebiegu najkrótszych ścieżek<sup>489</sup>, LSCI ujmuje „głębokość spektralną” uczestnictwa węzła w globalnej infrastrukturze przepływów. Z perspektywy analizy kampanii prezydenckiej pozwala to nie tylko odróżnić kandydatów o silnie zinstytucjonalizowanym zapleczu sieciowym (Trzaskowski, Braun, Jakubiak) od tych, których obecność ma charakter niszowy (Zandberg, Biejat, Nawrocki), lecz również wskazuje, gdzie w strukturze sieci mogą lokować się potencjalne punkty krytyczne dla dystrybucji treści i dla zarządzania narracjami politycznymi.

W tym kontekście LSCI nie należy traktować jako wskaźnika marginalnego, lecz jako miarę odsłaniającą specyficzny, często niedostrzegany wymiar komunikacji politycznej w mediach społecznościowych. O ile bowiem wiele kampanii opiera się na centralnych kontaktach generujących wysokie wolumeny reakcji, o tyle LSCI identyfikuje aktorów i struktury

---

<sup>488</sup> A. F. Hayes, *Introduction to Mediation, Moderation, and Conditional Process Analysis: A Regression-Based Approach*, wyd. 2, Guilford Press, New York 2018, s. 50–55.

<sup>489</sup> S. Wasserman, K. Faust, *Social Network Analysis: Methods and Applications*, Cambridge University Press, Cambridge 1994, s. 169–199.

odpowiedzialne za rozprzestrzenianie treści pomiędzy odseparowanymi segmentami sieci, a nie jedynie za ich intensyfikację w obrębie już istniejących wspólnot.

Szczególne znaczenie ma tu kategoria tzw. „mostów semantycznych”, czyli węzłów o relatywnie wysokiej komunikatywności spektralnej, które poprzez wieloadresowe i wielokierunkowe wzmianki łączą odmienne klastry dyskursywne. Aktorzy ci nie muszą charakteryzować się wysoką centralnością lokalną ani dużą liczbą obserwujących; ich rola polega raczej na inicjowaniu styku między różnymi porządkami narracyjnymi, co czyni ich kluczowymi z punktu widzenia dyfuzji tematów, ram interpretacyjnych i kontrnarracji.

Z perspektywy funkcjonowania medium X LSCI pozwala zatem diagnozować, czy dana sieć komunikacyjna sprzyja transmisji treści między bańkami informacyjnymi, czy też pozostaje w dużej mierze zamknięta w obrębie klastrów o wysokiej spójności wewnętrznej, lecz ograniczonej komunikacji z otoczeniem. Sieci odznaczające się wysokimi średnimi wartościami LSCI i znaczną wariancją tego wskaźnika mogą wskazywać na obecność wąskiej, lecz istotnej warstwy aktorów pośredniczących, pełniących funkcję infrastruktury drugiego rzędu. Aktorzy ci nie dominują bezpośrednio dyskursu, lecz warunkują jego zdolność do przekraczania granic poszczególnych wspólnot komunikacyjnych.

Ma to istotne konsekwencje dla analizy jakości debaty publicznej. Obecność takich węzłów zwiększa szanse na cyrkulację argumentów pomiędzy różnymi środowiskami ideologicznymi, a tym samym sprzyja ograniczeniu pełnej segmentacji sfery publicznej. Ich brak lub marginalizacja oznacza natomiast, że nawet intensywna aktywność komunikacyjna może pozostawać strukturalnie zamknięta, reprodukując efekt echemów i wzmacniając polaryzację. W tym sensie LSCI dostarcza empirycznego narzędzia do rozróżniania kampanii, które są jedynie głośne wewnątrz własnej bańki, od tych, które posiadają realny potencjał przenikania treści pomiędzy odmiennymi segmentami sieci.

Co istotne, wskaźnik ten nie służy bezpośredniemu prognozowaniu skuteczności wyborczej, lecz pozwala ocenić strukturalne warunki dystrybucji narracji w obrębie jednego medium. W połączeniu z metrykami takimi jak EVZ czy LECAS, LSCI umożliwia identyfikację punktów krytycznych sieci, czyli aktorów i konfiguracji, od których zależy zdolność kampanii do utrzymania otwartego, wielokierunkowego obiegu treści. Z tego względu LSCI może być wykorzystywany zarówno w analizach post factum, jak i w badaniach monitoringowych, jako wskaźnik wczesnego ostrzegania przed strukturalnym zamykaniem się debaty publicznej w ramach platformy X.

#### 4.4.4. *Log-Entropy Core Activation Score (LECAS)*

Algorytm *Log-Entropy Core Activation Score* (LECAS) został opracowany w celu wykrywania użytkowników o istotnym znaczeniu strategicznym, wynikającym nie z liczby interakcji czy ich intensywności, ale z ich rozkładu między wspólnotami sieciowymi. W przeciwieństwie do klasycznych wskaźników centralności, które skupiają się na natężeniu połączeń, LECAS mierzy entropię rozmieszczenia interakcji użytkownika w różnych klastrach społecznych i stosuje do niej przekształcenie logarytmiczne. Podejście to bazuje na założeniu, że użytkownicy rozciągający swoje działania na wiele niezależnych wspólnot pełnią rolę pośredników informacyjnych, zwiększając kohezję strukturalną sieci.

Wskaźnik ten definiuje się jako funkcję logarytmu entropii rozmieszczenia interakcji danego węzła względem wykrytych wspólnot  $g \in G$ , gdzie  $G$  to zbiór wszystkich wspólnot w sieci. Przyjmuje się, że  $a_{ig}$  oznacza liczbę interakcji użytkownika  $i$  z członkami wspólnoty  $g$ , a  $p_{ig}$  jest znormalizowanym udziałem tej liczby względem całkowitej liczby interakcji:

$$p_{ig} = \frac{a_{ig}}{\sum_{h \in G} a_{ih}}$$

Na tej podstawie entropia przypisana użytkownikowi  $i$  wynosi:

$$H_i = - \sum_{g \in G} p_{ig} \log_2(p_{ig})$$

Natomiast współczynnik LECAS to:

$$LECAS_i = \log_{(2)}(1 + H_i)$$

Transformacja  $\log_e(1+x)$  redukuje wpływ ekstremalnych wartości entropii, pozwalając na bardziej zrównoważone porównania pomiędzy użytkownikami funkcjonującymi w sieciach o różnym poziomie modularności. Wysoka wartość LECAS wskazuje, że użytkownik angażuje się w interakcje z wieloma wspólnotami w sposób relatywnie równomierny, co sugeruje rolę mostu komunikacyjnego. Niska wartość oznacza dominację interakcji w obrębie jednej grupy, typową dla aktorów wewnętrznie osadzonych, lecz o mniejszym wpływie na strukturę globalną. W związku z tym LECAS może być traktowany jako miara aktywizacji międzyklastrowej, kluczowa przy analizach spójności sieci, efektywności propagacji informacji i identyfikacji kanałów pomiędzy-ideologicznych w kontekście politycznym.

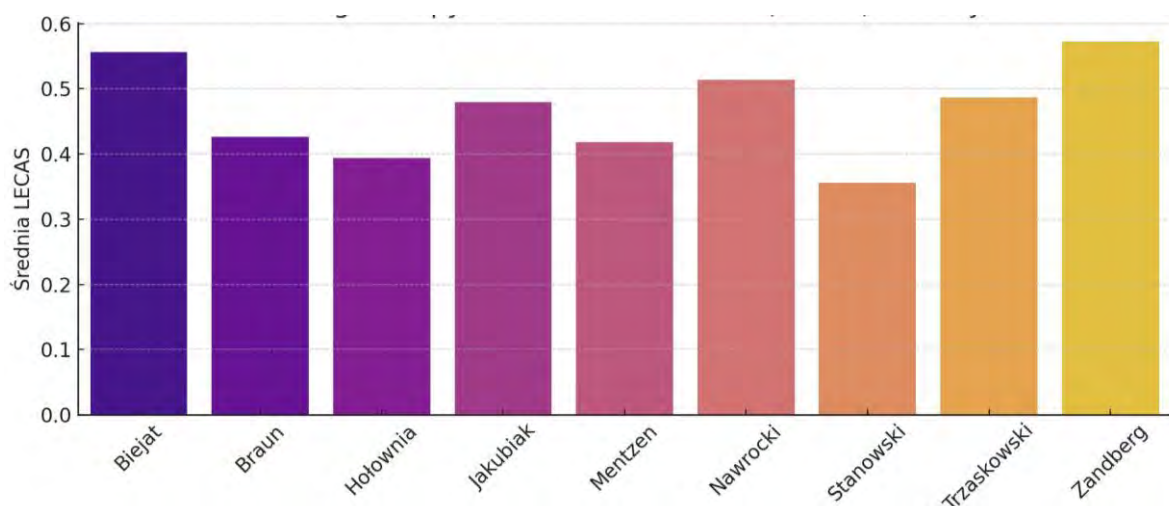
Z punktu widzenia obliczeń, LECAS można zastosować po wykonaniu analizy modularności (np. algorytmem Louvain lub Leiden)<sup>490</sup>, co pozwala przypisać każdy węzeł do odpowiedniej wspólnoty. Wymaga to również pełnej tablicy macierzy interakcji węzeł-wspólnota.

---

<sup>490</sup> V. A. Traag, L. Waltman, N. J. van Eck, *From Louvain to Leiden: guaranteeing well-connected communities*, „Scientific Reports” 2019, t. 9, art. 5233.

Dzięki temu metryka ta może być wykorzystywana zarówno w analizie statycznej, jak i dynamicznej, pozwalając śledzić zmiany wzorców aktywności w czasie. LECAS można także rozszerzyć o składnik ważony, uwzględniający semantyczną wagę interakcji lub ich sentyment, co otwiera nowe możliwości w badaniach nad sieciami opinii.

Rysunek 81. Średni Log-Entropy Core Activation Score



Źródło: Opracowanie własne

Rysunek 81. przedstawia średnie wartości Log-Entropy Core Activation Score (LECAS) dla sieci powiązanych z poszczególnymi kandydatami. Wyniki wskazują na wyraźne zróżnicowanie stopnia aktywizacji międzyklastrowej w badanych ekosystemach politycznych. Najwyższe średnie wartości LECAS uzyskano dla sieci Adriana Zandberga oraz Magdaleny Biejat (około 0,55–0,57), a także dla Karola Nawrockiego (około 0,51). Oznacza to, że w tych sieciach relatywnie większa część użytkowników (lub interakcji) rozkłada swoją aktywność pomiędzy różne wspólnoty w sposób bardziej równomierny, co sugeruje silniejszą obecność aktorów pełniących funkcję „mostów” pomiędzy klastrami.

Nieco niższe, lecz nadal podwyższone wartości LECAS obserwuje się w sieciach Rafała Trzaskowskiego oraz Marka Jakubiaka (około 0,48–0,49). Taki profil wskazuje na umiarkowanie rozwiniętą aktywizację międzyklastrową: dyfuzja treści pomiędzy wspólnotami jest możliwa, jednak w większym stopniu zależy od węższej warstwy użytkowników utrzymujących połączenia między segmentami sieci.

Niższe wartości LECAS uzyskano w sieciach Grzegorza Brauna oraz Sławomira Mentzena (około 0,42–0,43), natomiast najniższy wynik odnotowano w sieci Krzysztofa Stanowskiego (około 0,35), przy relatywnie niskiej wartości także dla Szymona Hołowni (około 0,39).

W tych przypadkach aktywność użytkowników jest bardziej skoncentrowana w obrębie ograniczonej liczby wspólnot, co sugeruje dominację interakcji wewnątrzklastrowych i słabszą przepuszczalność granic między segmentami dyskursu. Z perspektywy interpretacyjnej LECAS ujmuje inny wymiar funkcjonowania sieci niż miary oparte na intensywności interakcji lub na centralności topologicznej. Wysokie wartości LECAS nie muszą oznaczać większej liczby interakcji, lecz wskazują przede wszystkim na ich bardziej równomierne rozłożenie pomiędzy wspólnotami. W konsekwencji LECAS może być traktowany jako miara „otwartości strukturalnej” ekosystemu komunikacyjnego: sieci o wyższym LECAS wykazują większy potencjał przenikania informacji pomiędzy klastrami, natomiast sieci o niższym LECAS sprzyjają utrzymywaniu komunikacji w obrębie względnie zamkniętych wspólnot, co może ograniczać przekraczanie granic baniek informacyjnych.

W ujęciu praktycznym LECAS pozwala precyzyjnie wskazać, jakiego typu interakcje są strukturalnie możliwe w obrębie danego ekosystemu komunikacyjnego, niezależnie od ich natężenia. Wysokie wartości LECAS oznaczają bowiem, że znaczna część aktywności użytkowników rozkłada się pomiędzy różne wspólnoty sieciowe, co sprzyja cyrkulacji treści pomiędzy odmiennymi segmentami dyskursu. W ramach medium X przekłada się to na większą zdolność kampanii do inicjowania kontaktów między użytkownikami o różnych orientacjach informacyjnych oraz na wyższe prawdopodobieństwo zetknięcia się odbiorców z alternatywnymi ramami interpretacyjnymi.

Z perspektywy funkcjonowania debaty publicznej sieci o podwyższonym LECAS tworzą bardziej przepuszczalne środowisko komunikacyjne, w którym granice klastrów nie stanowią trwałych barier dla przepływu informacji. Tego rodzaju konfiguracja sprzyja ograniczaniu pełnej segmentacji sfery publicznej i umożliwia istnienie kanałów pośrednich pomiędzy wspólnotami, nawet jeśli nie prowadzi do bezpośredniego konsensusu. W tym sensie LECAS może być interpretowany jako wskaźnik strukturalnych warunków deliberacji, rozumianej nie jako zgodność poglądów, lecz jako możliwość wzajemnej ekspozycji na odmienne stanowiska.

Odmienne efekty obserwuje się w sieciach o niskim LECAS, gdzie aktywność użytkowników koncentruje się głównie w obrębie własnych wspólnot. W takich przypadkach komunikacja pełni przede wszystkim funkcję konsolidacyjną: wzmacnia tożsamość grupową i mobilizację wewnętrzną, lecz jednocześnie ogranicza zdolność kampanii do przekraczania granic baniek informacyjnych. Praktyczną konsekwencją jest większa odporność tych sieci na wpływ zewnętrzny, ale także mniejsza podatność na przenikanie nowych wątków i argumentów spoza dominującego repertuaru narracyjnego.

W tym sensie LECAS nie służy prognozowaniu skuteczności wyborczej, lecz umożliwia diagnozę funkcji komunikacyjnej kampanii w ramach jednego medium: czy jej obecność ma charakter przede wszystkim integracyjny i międzyśrodowiskowy, czy raczej mobilizacyjny i wewnątrzgrupowy. Jako narzędzie diagnostyczne wskaźnik ten może być wykorzystywany zarówno w analizach post factum, jak i w badaniach monitoringowych, pozwalając identyfikować momenty wzrostu lub spadku przepuszczalności granic między wspólnotami oraz oceniać, w jakim stopniu dany ekosystem sprzyja otwartemu obiegowi treści w sferze publicznej.

#### 4.4.5. *Log-Adjusted Propagation Sensitivity (LAPS)*

Algorytm *Log-Adjusted Propagation Sensitivity (LAPS)* stanowi rozszerzenie koncepcji mierzenia wpływu użytkownika w kontekście dynamiki propagacji treści w sieciach społecznych. W przeciwieństwie do klasycznych wskaźników opartych na zasięgu bezpośrednim lub liczbie interakcji pierwszego rzędu, LAPS uwzględnia strukturalne kaskady reakcji oraz uwzględnia deprecjację wpływu wraz z odległością topologiczną i czasową. Dzięki temu możliwe jest uchwycenie rozchodzenia się treści po całej sieci, nie tylko w obrębie lokalnego sąsiedztwa użytkownika, ale również w ramach kaskad głębokich, które mogą obejmować wiele poziomów przekazywania informacji.

Formalnie, LAPS jest definiowany jako funkcja sumarycznej liczby reakcji na treści użytkownika w kolejnych warstwach propagacyjnych, z wagą malejącą wykładniczo w zależności od głębokości  $t$ :

$$LAPS_i = \log_{10} \left( 1 + \sum_{t=1}^T \gamma^t R_i^{(t)} \right)$$

gdzie:

- $R_i^{(t)}$  oznacza liczbę interakcji (retweetów, odpowiedzi, polubień) przypisywanych użytkownikowi  $i$  w  $t$ -tej warstwie propagacji,
- $\gamma \in (0, 1)$  to współczynnik deprecjacji wpływu (np.  $\gamma = 0,8$  oznacza spadek o 20% na każdej kolejnej warstwie),
- $T$  to maksymalna liczba analizowanych poziomów propagacyjnych,
- $\log_{10}(1 + \cdot)$  tłumi wpływ skrajnych wartości i stabilizuje wskaźnik względem użytkowników viralowych.

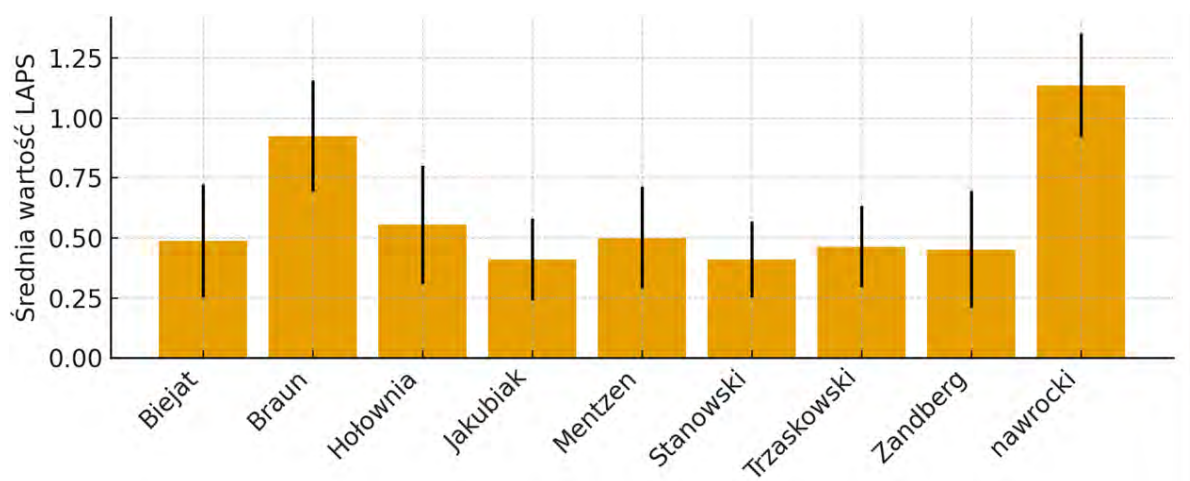
Wysoka wartość LAPS oznacza, że użytkownik inicjuje treści, które nie tylko zdobywają bezpośrednią uwagę, ale także powodują długotrwałe i głębokie rozprzestrzenianie się. Niska wartość wskazuje na lokalny, krótkoterminowy wpływ lub brak zdolności do uruchamiania

złożonych procesów komunikacyjnych. W przeciwieństwie do prostych miar retweetów czy zasięgu, LAPS umożliwia identyfikację kont, których wpływ objawia się nie natychmiast, lecz w długim ogonie propagacyjnym. Algorytm ten znajduje zastosowanie w analizach temporalnych sieci informacyjnych, np. do wykrywania treści o wysokim potencjale wiralowym lub do oceny skuteczności kampanii informacyjnych i dezinformacyjnych. W badaniach politycznych może służyć do oceny zdolności mobilizacyjnej kandydatów oraz identyfikacji nieoczywistych liderów opinii. Implementacyjnie wymaga rekonstrukcji kaskad propagacyjnych, co może być zrealizowane przy użyciu znaczników czasowych i relacji retweet/mention/reply w danych z platform społecznościowych.

LAPS może być rozszerzany o komponenty wagowe, np. różnicowanie rodzaju interakcji, uwzględnianie sentymentu lub tematyki, co prowadzi do konstrukcji wielowymiarowego wskaźnika propagacyjnego. Może być również zintegrowany z modelami predykcyjnymi opartymi na uczeniu maszynowym, które identyfikują wzorce wiralizacji w czasie rzeczywistym, umożliwiając reagowanie na krytyczne zdarzenia komunikacyjne.

W niniejszym badaniu wskaźnik LAPS został obliczony dla wszystkich kandydatów na prezydenta, a następnie zagregowany do postaci średnich wartości dziennych w całym analizowanym okresie. Na rysunku 82. przedstawiono średnie wartości LAPS wraz z odchyleniami standardowymi, co pozwala uchwycić zarówno poziom przeciętny, jak i zmienność propagacyjnego potencjału treści poszczególnych kandydatów.

Rysunek 82. Średnia wartość Log-Adjusted Propagation Sensitivity



Źródło: Opracowanie własne

Analiza powyższego rysunku wskazuje na wyraźne zróżnicowanie zdolności propagacyjnej badanych kont. Najwyższe średnie wartości LAPS osiąga Nawrocki, co świadczy o ponadprzeciętnej skłonności treści z jego sieci do uruchamiania dłuższych łańcuchów interakcji. W praktyce oznacza to, że nawet przy relatywnie ograniczonej skali aktywności bezpośrednio jego wpisy generują znaczące echo w kolejnych kręgach odbiorców. Niewiele niższą, lecz nadal wysoką wartość LAPS uzyskuje Braun, którego treści również charakteryzują się silnym potencjałem kaskadowym – sygnalizuje to wysoki poziom mobilizacji oraz podatność jego publiczności na dalsze udostępnianie przekazu.

Pozostała grupa kandydatów takich jak Hołownia, Mentzen, Biejat, Zandberg, Trzaskowski, Jakubiak oraz Stanowski lokuje się na średnim poziomie LAPS, w przedziale od około 0,4 do 0,6. Wskazuje to na umiarkowaną, lecz stabilną zdolność do generowania wtórnych reakcji: komunikaty są w ich przypadku komentowane i podawane dalej, jednak łańcuchy propagacyjne są krótsze i mniej rozgałęzione niż w sieciach Nawrockiego i Brauna. Warto podkreślić, że różnice między kandydatami z tej grupy są relatywnie niewielkie, co sugeruje zbliżony stopień „normalnej” wiralności komunikatów w ramach typowej kampanii parlamentarnej lub prezydenckiej.

Istotnej informacji dostarczają także słupki błędu odzwierciedlające odchylenia standardowe. Dla Nawrockiego i Brauna są one relatywnie wysokie, co świadczy o obecności epizodów o szczególnie silnej propagacji czyli pojedynczych dni, w których konkretne treści rozprzestrzeniały się w sposób wyjątkowo intensywny na tle reszty kampanii. Można je interpretować jako punktowe wybuchy wiralności, często powiązane z kontrowersyjnymi wypowiedziami, nagłośnieniem medialnym lub udziałem w wydarzeniach o wysokiej widoczności. Z kolei u części kandydatów o średnich wartościach LAPS (np. Trzaskowski, Jakubiak) odchylenia są mniejsze, co sugeruje bardziej równomierny, „bezpieczny” profil komunikacji, pozbawiony skrajnie wiralnych pików.

Z metodologicznego punktu widzenia LAPS okazuje się zatem czułym narzędziem do różnicowania stylów obecności kampanijnej: od strategii opartych na generowaniu silnych, lecz nierównomiernych kaskad (Nawrocki, Braun) po strategię stabilne, o umiarkowanej, ale przewidywalnej wiralności (większość pozostałych kandydatów). Włączenie tej metryki do szerszego zestawu wskaźników (LTIG, LSCI, LECAS) pozwala nie tylko na statyczną ocenę skuteczności cyfrowej kampanii, lecz także na budowę prognostycznych modeli rozchodzenia się treści oraz identyfikację aktorów zdolnych do inicjowania kluczowych kaskad komunikacyjnych w infosferze politycznej.

Wskaźnik LAPS może być uzupełniony o analizę sentymentu, aby określić, czy interakcje mają charakter pozytywny czy negatywny, oraz o śledzenie zmian jego wartości w czasie (analiza trajektorii wiralności). Z perspektywy praktycznej LAPS pozwala odpowiedzieć na pytanie, czy i w jaki sposób treści generowane przez daną kampanię są w stanie wyjść poza bezpośredni krąg odbiorców i uruchomić samopodtrzymujące się procesy dyfuzji informacji w obrębie medium. Wysokie wartości LAPS wskazują, że wpływ komunikacyjny nie ogranicza się do reakcji pierwszego rzędu, lecz materializuje się w postaci głębszych kaskad, obejmujących kolejne poziomy sieci. W tym sensie LAPS mierzy nie tyle „popularność” treści, ile ich zdolność do generowania wtórnego i trzeciorzędowego rezonansu komunikacyjnego.

W ramach jednego medium, jakim jest platforma X, ma to istotne znaczenie diagnostyczne. Kampanie o wysokim LAPS są strukturalnie predysponowane do okresowego dominowania strumienia informacji poprzez punktowe wybuchy wiralności, nawet jeśli ich ogólny zasięg lub średni poziom interakcji pozostaje umiarkowany. Odwrotnie, niskie lub stabilne wartości LAPS wskazują na komunikację o charakterze bardziej lokalnym i przewidywalnym, w której reakcje użytkowników rzadziej przekształcają się w długie łańcuchy propagacyjne.

Jednocześnie LAPS nie powinien być interpretowany jako samodzielny wskaźnik „skuteczności” kampanii w sensie politycznym. Jego znaczenie ujawnia się dopiero w połączeniu z innymi miarami, w szczególności z LTIG (rytm i impulsywność aktywności), LECAS (przepuszczalność granic między wspólnotami) oraz LSCI (istnienie infrastruktury komunikacyjnej umożliwiającej dyfuzję między klastrami). Dopiero takie krzyżowe odczytanie pozwala odróżnić kampanie, które generują krótkotrwałe, lecz intensywne fale uwagi, od tych, które budują wolniejszy, lecz bardziej trwały rezonans komunikacyjny.

W tym sensie LAPS pełni funkcję miary potencjału kaskadowego, a nie końcowego efektu politycznego. Może być wykorzystywany jako narzędzie analizy post factum oraz w badaniach monitoringowych do identyfikacji momentów krytycznych w przebiegu kampanii – dni lub zdarzeń, w których pojedyncze treści inicjują ponadprzeciętnie głębokie procesy propagacyjne. Pozwala to lepiej zrozumieć dynamikę obiegu informacji w medium X oraz granice jego oddziaływania jako kanału wpływu politycznego, bez redukcji złożonego procesu wyborczego do jednej miary ilościowej.

#### **4.5. Porównawcza interpretacja metryk LTIG, LAPS, LSCI i LECAS**

Analiza zbiorcza oparta na czterech uzupełniających się metrykach LTIG, LAPS, LSCI oraz LECAS umożliwiła kompleksową ocenę pozycji kandydatów na prezydenta Polski w 2025 roku w strukturze komunikacyjnej X. Każda z metryk dostarcza informacji o odmiennym aspekcie sieciowej aktywności: temporalnym (LTIG), wiralnym (LAPS), topologicznym (LSCI) oraz entropiczno-strukturalnym (LECAS).

Wymiar temporalny (LTIG) i wiralny (LAPS) opisują dwie, częściowo powiązane, ale analitycznie rozłączne logiki obecności kandydatów w sieci. *Wysokie wartości LTIG* wskazują na częste i gwałtowne zmiany znaczenia węzła – okresy intensywnych wzrostów wpływu przeplatane fazami spadku widoczności. Taki profil obserwowany jest przede wszystkim w przypadku Mentzena, Brauna, Zandberga i częściowo Biejat, gdzie rejestrowane są silne dodatnie impulsy odpowiadające nagłym „wyskokom” centralności, generowanym przez kontrowersyjne lub mocno opiniotwórcze komunikaty. Z kolei *niskie wartości LTIG* u Jakubiaka i Stanowskiego wskazują na względnie płaską trajektorię, w której aktywność jest rozłożona w czasie równomiernie, ale bez wyraźnych punktów zwrotnych. Profile te odpowiadają raczej stabilnej, lecz ograniczonej obecności peryferyjnej niż kampanii nastawionej na epizodyczne „przebiecia” w dyskursie ogólnokrajowym.

Metryka LAPS przesuwając akcent z tempa zmian na *głębokość propagacji* treści. Najwyższe średnie wartości LAPS uzyskują Nawrocki i Braun, co oznacza, że ich wpisy wywołują najdłuższe i najbardziej rozgałęzione łańcuchy interakcji. W ich przypadku pojedyncze komunikaty uruchamiają wielowarstwowe kaskady retweetów i odpowiedzi, dalece wykraczające poza bezpośredni horyzont obserwacji.

Kandydaci tacy jak Hołownia, Mentzen, Biejat, Zandberg czy Trzaskowski osiągają *średnie wartości LAPS*, ich treści są wyraźnie zauważalne, generują jednak z reguły krótsze, choć powtarzalne kaskady. Wreszcie Jakubiak i Stanowski plasują się w dolnym zakresie LAPS, co sugeruje, że nawet wtedy, gdy ich komunikaty są odbierane, rzadziej stają się one zaczynem dla długotrwałych procesów wiralowych.

Zestawienie tych dwóch wymiarów prowadzi do kilku ważnych obserwacji. Po pierwsze, wysoka dynamika temporalna nie zawsze przekłada się na najwyższą wiralność: Mentzen wyraźnie dynamiczny w ujęciu LTIG, lokuje się w LAPS na poziomie umiarkowanym, podczas gdy Nawrocki, o bardziej nieregularnej trajektorii LTIG, osiąga najwyższy poziom propagacyjny. Po drugie, kandydaci z płaskimi profilami LTIG (Jakubiak, Stanowski) konsekwentnie pozostają na marginesie także pod względem LAPS, co wzmacnia tezę o ich ograniczonej zdolności do wywoływania emergentnych procesów komunikacyjnych.

Wysokie wartości LSCI obserwowane w szczególności u Brauna, Trzaskowskiego i Jakubiaka wskazują na intensywną aktywność nadawczą oraz silne osadzenie w globalnym przepływie informacji. W praktyce oznacza to, że konta te generują liczne wzmianki i interakcje wychodzące, aktywnie „zasilając” debatę publiczną i angażując szerokie spektrum odbiorców (choć niekoniecznie spoza własnej bańki ideologicznej). Kandydaci ci pełnią rolę lokalnych lub globalnych hubów komunikacyjnych, przez które przechodzi znaczna część ruchu informacyjnego.

Wartości średnie LSCI dla Mentzena, Hołowni i Stanowskiego sugerują umiarkowaną, ale relatywnie stabilną komunikatywność, ich konta są aktywne i widoczne, lecz nie dominują w strukturze przepływów tak wyraźnie jak profile o najwyższych wartościach tego wskaźnika. Z kolei Biejat, Zandberg i Nawrocki, plasując się w dolnym zakresie LSCI, charakteryzują się mniejszą liczbą wzmianek wychodzących, co może świadczyć o bardziej reaktywnym niż inicjatywnym charakterze obecności: interakcje koncentrują się w większym stopniu na odpowiadaniu i komentowaniu niż na budowaniu rozproszonej sieci adresatów.

LECAS wprowadza do tej perspektywy wymiar entropiczny, zamiast liczyć same połączenia, analizuje *rozproszenie interakcji pomiędzy wspólnotami*. Wysokie wartości LECAS u Hołowni i Biejat oznaczają, że ich aktywność nie jest skupiona wyłącznie na jednym, ideologicznie homogenicznym klastrze, lecz obejmuje wiele odrębnych segmentów sieci. Kandydaci ci pełnią więc funkcję mostów komunikacyjnych, ich przekaz przenika granice echo chamber, a interakcje rozkładają się relatywnie równomiernie między różnymi wspólnotami.

Wartości *średnie* LECAS dla Mentzena, Zandberga i Trzaskowskiego sugerują pozycję pośrednią: ich sieci są częściowo rozproszone, ale wciąż istnieje wyraźny „rdzeń” głównej wspólnoty ideologicznej, która absorbuje większość interakcji. Z kolei Braun, Jakubiak, Stanowski i Nawrocki uzyskują wartości LECAS relatywnie niskie, co przy jednocześnie wysokim LAPS u dwóch z nich można interpretować jako sygnał silnie zamkniętych, lecz wysoko responsywnych ekosystemów. Treści generują wówczas intensywne, ale w dużej mierze wewnętrzbańkowe kaskady, rzadko zaś przenikają do odległych klastrów.

Połączenie czterech wymiarów: temporalnego (LTIG), wiralnego (LAPS), topologicznego (LSCI) i międzywspólnotowego (LECAS) pozwala zaproponować typologię strategii cyfrowej obecności kandydatów. Tabela „Pozycja kandydatów w czterowymiarowej przestrzeni metryk” syntetyzuje pozycje badanych aktorów, przypisując im względnie wysokie (↑), średnie (↔) lub niskie (↓) wartości poszczególnych wskaźników.

Tabela 14. Pozycja kandydatów w czterowymiarowej przestrzeni metryk LTIG, LAPS, LSCI i LECAS

Kandydat	LTIG(dynamika)	LAPS(wiralność kaskadowa)	LSCI (komunikatywność spektralna)	LECAS (mostowanie wspólnot)
Mentzen	↑	↔	↔/↑	↔/↑
Braun	↑	↑	↑	↓
Hołownia	↔	↔/↑	↔	↑
Stanowski	↓	↓	↔	↓
Trzaskowski	↔	↔/↓	↑	↔
Biejat	↑	↔	↓/↔	↑
Jakubiak	↓	↓	↑	↓
Zandberg	↑	↔	↓	↔/↑
Nawrocki	↔	↑	↓/↔	↓/↔

*Źródło: Opracowanie własne*

Tak zagregowana typologia pozwala wyróżnić kilka charakterystycznych typów nadawców sieciowych. Pierwszy z nich można określić jako wiralnych mobilizatorów w zamkniętych ekosystemach. Do tej kategorii należą przede wszystkim Nawrocki i Braun. Charakteryzują się oni wysoką wrażliwością propagacyjną, wyrażoną wysokimi wartościami LAPS, oraz w przypadku Brauna, silnym osadzeniem w strukturze sieci (wysokie LSCI), przy jednocześnie niskich wartościach LECAS. Ich strategia komunikacyjna polega na intensywnej mobilizacji własnej, ideologicznie jednorodnej publiczności; treści rzadko „przeskakują” do odległych wspólnot, lecz w obrębie bańki generują wyjątkowo silne kaskady.

Drugi typ stanowią mosty deliberacyjne o umiarkowanej wiralności, reprezentowane głównie przez Hołownię i Biejat. Osiągają one wysokie wartości LECAS przy średnich poziomach LTIG i LAPS, co wskazuje, że kampanie tych aktorów nie są ukierunkowane na spektakularne eksplozje wiralności, lecz na konsekwentne budowanie szerokich, inkluzywnych sieci kontaktów. Są to węzły strukturalnie kluczowe z punktu widzenia spójności całego systemu: ich usunięcie osłabiłoby komunikację międzyklastrową w stopniu większym, niż sugerowałaby sama liczba generowanych interakcji.

Kolejną kategorię tworzą instytucjonalne centra o kontrolowanej dynamice. Należą do niej Trzaskowski oraz w nieco odmiennym wariancie Mentzen. Obaj charakteryzują się wysoką lub średnio-wysoką komunikatywnością spektralną (LSCI podwyższone lub umiarkowanie wysokie) przy umiarkowanej wiralności (LAPS na poziomie pośrednim). Trzaskowski prezentuje profil stabilnego centrum instytucjonalnego: jego sieć jest szeroka, lecz kaskady

mają ograniczoną amplitudę, co odpowiada strategii kontrolowanego, przewidywalnego przekazu. Mentzen łączy wysoką dynamikę temporalną (LTIG) z umiarkowanym LAPS, co można interpretować jako strategię opartą na częstych punktowych „przebicjach”, które nie zawsze przekładają się na długotrwałe, głębokie kaskady propagacyjne<sup>491</sup>.

Następny typ to lokalne huby peryferyjne<sup>492</sup>, reprezentowane przez Jakubiaka i częściowo Stanowskiego. Węzły te wykazują niskie wartości LTIG i LAPS, przy jednoczesnych umiarkowanych lub wysokich wartościach LSCI. Sugeruje to aktywność skoncentrowaną na wąskiej, lecz silnie nasyconej interakcjami publiczności. Ich przekaz jest dobrze „usieciowiony” lokalnie, ale nie generuje znaczących przepływów między wspólnotami ani rozbudowanych procesów wiralnych.

Ostatnią kategorię stanowią epizodyczni mobilizatorzy o ograniczonej centralności, do których można zaliczyć Zandberga oraz w wymiarze LTIG częściowo Nawrockiego. Charakteryzują się oni wysoką dynamiką temporalną, przy względnie niższych wartościach LSCI. Oznacza to, że ich wpływ jest silnie skumulowany w określonych momentach, zwykle w reakcji na krytyczne wydarzenia polityczne, natomiast poza tymi epizodami struktura ich sieci pozostaje mniej rozbudowana i słabiej zakorzeniona w globalnej architekturze dyskursu.

Porównawcza analiza LTIG, LAPS, LSCI i LECAS pokazuje, że brak jest jednego, uniwersalnego „wymiaru skuteczności” kampanii cyfrowej. Kandydaci mogą osiągać relatywnie dobre wyniki w jednym wymiarze (np. wiralność kaskadowa) przy jednoczesnych deficytach w innym (np. mostowanie wspólnot). Z perspektywy teorii komunikacji sieciowej implikuje to konieczność odejścia od prostych rankingów na rzecz wielowymiarowego profilowania strategii.

W ujęciu aplikacyjnym przedstawiony zestaw metryk pozwala, po pierwsze, identyfikować aktorów wysokiego ryzyka z punktu widzenia szybkiej eskalacji treści polaryzujących, a więc podmiotów o wysokich wartościach LTIG i LAPS przy jednocześnie niskim LECAS, których aktywność generuje nagle, intensywne kaskady w zamkniętych bańkach informacyjnych. Po drugie, umożliwia wskazanie kluczowych węzłów odpowiedzialnych za wzmacnianie dialogu międzywspólnotowego. Są to aktorzy o wysokich wartościach LECAS i średnim poziomie LAPS, budujący mosty komunikacyjne, choć niekoniecznie generujący skrajnie wiralne treści. Po trzecie, metryki te pozwalają rozróżniać strategie kampanii instytucjonalnych, charakteryzujących się wysokim LSCI oraz umiarkowanymi wartościami LTIG

---

<sup>491</sup> J. Berger, K. L. Milkman, *What Makes Online Content Viral?*, „Journal of Marketing Research” 49 (2012), nr 2, s. 192–205.

<sup>492</sup> M. E. J. Newman, *Networks: An Introduction*, Oxford University Press, Oxford 2010, s. 190–210.

i LAPS, od strategii właściwych dla ruchów protestu, gdzie obserwuje się wysokie LTIG, epizodycznie wysokie LAPS oraz zróżnicowane poziomy LECAS.

W dalszych etapach badań zasadne wydaje się uzupełnienie modelu o trajektorie czasowe LTIG i LAPS, co pozwoliłoby na detekcję momentów krytycznych (*tipping points*) w kampanii, a także o analizę sentymentu i topików sprzężoną z metrykami LAPS i LECAS, umożliwiającą odróżnienie kaskad mobilizacyjnych od kaskad o charakterze kryzysowym lub dezinformacyjnym. Naturalnym kierunkiem rozwoju jest triangulacja analiz sieciowych z badaniami jakościowymi, w których modularność Q stanowi kryterium doboru przypadków: wybór wspólnot o skrajnych wartościach Q (oraz analiza zmian Q w czasie) pozwala porównać mechanizmy konstruowania narracji, role aktorów oraz sposoby mobilizacji w odmiennych ekosystemach komunikacyjnych. Takie podejście umożliwia przejście od identyfikacji struktur do wyjaśniania procesów, a więc do uzyskania konkretnych wyników interpretacyjnych, których sama analiza ilościowa nie rozstrzyga. Dodatkowo, badanie zmian strukturalnych w czasie z wykorzystaniem modeli dynamicznych grafów lub grafowych sieci neuronowych pozwoliłoby śledzić, w jaki sposób strategie kandydatów rekonfigurują globalną architekturę dyskursu politycznego w mediach społecznościowych. Taka rozbudowana, porównawcza interpretacja czterech wskaźników pokazuje, że współczesne kampanie w środowisku sieciowym należy analizować nie jako jednowymiarowy wyścig o „liczbę lajków”, lecz jako złożoną grę struktur temporalnych, propagacyjnych i topologicznych, w której odmienne konfiguracje parametrów mogą prowadzić do różnych – często nieoczywistych – efektów politycznych.

#### **4.6. Wnioski z rozdziału czwartego**

Rozdział czwarty stanowi podsumowanie empirycznego rdzenia pracy. W zaproponowanej w części teoretyczno-metodologicznej perspektywa analizy sieciowej została zastosowana do realnych danych z kampanii prezydenckiej prowadzonej w serwisie X.

W odróżnieniu od ujęć koncentrujących się na prostych wskaźnikach zasięgu czy liczby interakcji, przeprowadzona analiza umożliwiła rekonstrukcję *architektury* komunikacji politycznej zarówno na poziomie ról pełnionych przez poszczególnych kandydatów, jak i dynamiki przepływu treści pomiędzy odrębnymi wspólnotami odbiorców. Zastosowanie zestawu komplementarnych metryk (LTIG, LAPS, LSCI, LECAS oraz EVZ) pozwoliło uchwycić zróżnicowane wymiary obecności politycznej w sieci: temporalny, propagacyjny, topologiczny i entropiczny, a tym samym wyjść poza redukcję skuteczności kampanii do jednowymiarowych rankingów popularności. Istotnym wkładem pracy jest wykazanie centralnej

roli modularności Q jako parametru porządkującego interpretację pozostałych miar sieciowych oraz ich znaczenie aplikacyjne. Wysokie wartości Q identyfikują kampanie funkcjonujące w warunkach silnej fragmentacji wspólnotowej, w których dominują mechanizmy mobilizacji wewnątrzklastrowej, natomiast niższe Q sprzyja przenikaniu przekazu pomiędzy segmentami sieci, kosztem większej niestabilności dynamiki komunikacyjnej. W tym sensie Q stanowi miarę meta-poziomu, określającą warunki brzegowe skuteczności strategii komunikacyjnych i pozwalającą interpretować wyniki pozostałych wskaźników w spójnym modelu strukturalnym (por. także opracowania autora poświęcone analizie modularności w sieciach kampanijnych).

Uzyskane wyniki wskazują, że kampanie cyfrowe analizowanych kandydatów przyjmowały strukturalnie odmienne konfiguracje, które nie mogą być sprowadzone ani do prostego kontinuum „silna-słaba kampania”, ani do prostego podziału na „skutecznych” i „nieskutecznych” nadawców<sup>493</sup>. Zrekonstruowane wzorce pokazały współwystępowanie różnych logik działania: mobilizacji w obrębie silnie spolaryzowanych baniek informacyjnych, budowania mostów między wspólnotami, strategii instytucjonalnie kontrolowanego przekazu oraz epizodycznego uruchamiania kaskad wiralnych w reakcji na wydarzenia zewnętrzne. Oznacza to, że „skuteczność” komunikacji politycznej w sieci musi być rozumiana jako efekt konkretnych konfiguracji relacyjnych, a nie jako prosty wynik agregacji interakcji.

Z punktu widzenia metodologii badań nad komunikacją polityczną, rozdział czwarty pokazuje, że łączenie miar opartych na teorii grafów z analizą temporalną i informacyjną (logarytmizacje, entropia, wskaźniki spektralne) pozwala znacząco pogłębić interpretację danych pochodzących z platform społecznościowych. Wprowadzone miary nie zastępują klasycznych wskaźników SNA, ale dodają do nich wymiar wrażliwy na zmiany w czasie, złożoność przepływów i stopień rozproszenia wpływu pomiędzy wspólnotami. Tak skonstruowany aparat badawczy można traktować jako propozycję „drugiej generacji” analizy sieci politycznych w mediach społecznościowych bliższej rzeczywistym mechanizmom cyrkulacji treści niż proste ujęcia statyczne.

Wymiar aplikacyjny przeprowadzonych analiz wykracza poza opis konkretnej kampanii. Zastosowane wskaźniki i zaproponowane typologie nadawców sieciowych mogą zostać wykorzystane jako komponent systemów monitoringu komunikacji politycznej w czasie rzeczywistym, narzędzi wspierających planowanie kampanii oraz instrumentów wczesnego ostrzegania przed gwałtownymi eskalacjami treści polaryzacyjnych lub dezinformacyjnych. Roz-

---

<sup>493</sup> W. L. Bennett, A. Segerberg, *The Logic of Connective Action: Digital Media and the Personalization of Contentious Politics*, Cambridge University Press, Cambridge 2013, s. 31–56.

dział pokazuje, że możliwe jest nie tylko retrospektywne odtwarzanie przebiegu kampanii, lecz także projektowanie rozwiązań umożliwiających dynamiczne reagowanie na zmiany struktury dyskursu, zarówno przez sztaby wyborcze, jak i instytucje odpowiedzialne za ochronę integralności procesu demokratycznego.

Istotnym wnioskiem jest również to, że analiza sieciowa pozwala ujawnić asymetrię pomiędzy widocznością a strukturalnym znaczeniem aktorów politycznych<sup>494</sup>. Część kandydatów, którzy nie dominują w prostych wskaźnikach popularności, odgrywa kluczową rolę w podtrzymywaniu spójności dyskursu, łączeniu odseparowanych wspólnot lub amortyzowaniu napięć pomiędzy bańkami informacyjnymi. Inni z kolei generują imponujące kaskady reakcji w obrębie silnie zamkniętych ekosystemów, co z punktu widzenia deliberacji demokratycznej może oznaczać raczej pogłębienie polaryzacji niż rzeczywiste poszerzenie zasięgu dialogu. Tego typu rozróżnienia nie są uchwytnie w badaniach opartych wyłącznie na danych agregowanych (liczba obserwujących, suma interakcji), a stają się widoczne dopiero w perspektywie relacyjnej.

Rozdział czwarty wskazuje również na konieczność dalszego rozwijania podejść łączących analizę sieciową z metodami z zakresu przetwarzania języka naturalnego oraz modelowania dynamicznych grafów. Wyniki sugerują, że pełne zrozumienie roli kandydatów w infosferze wymaga powiązania ich pozycji strukturalnej z treściową charakterystyką komunikatów oraz emocjonalnym profilem reakcji odbiorców. Otwiera to pole dla przyszłych badań nad tym, w jaki sposób określone konfiguracje strukturalne sprzyjają rozpowszechnianiu się treści mobilizacyjnych, moderujących, dezinformacyjnych bądź polaryzujących. Co więcej, postulowane narzędzia analityczne mogą być zastosowane w czasie rzeczywistym do monitoringu debat publicznych, wykrywania zorganizowanych kampanii informacyjnych oraz ewaluacji potencjału wiralnego treści politycznych. Ich zastosowanie przekracza zatem ramy akademickie, stanowiąc fundament dla rozwoju nowoczesnych technologii wspierających demokrację cyfrową, systemy przeciwdziałania dezinformacji oraz strategicznego zarządzania narracjami politycznymi w mediach społecznościowych<sup>495</sup>.

Podsumowując, wnioski z rozdziału czwartego potwierdzają, że kampanie polityczne prowadzone w środowisku sieciowym należy analizować jako złożone, wielopoziomowe procesy komunikacyjne, w których kluczową rolę odgrywa nie tylko liczba interakcji, lecz przede wszystkim struktura i dynamika relacji pomiędzy nadawcami i odbiorcami. Zastosowana

---

<sup>494</sup> D. J. Watts, P. S. Dodds, *Influentials, Networks, and Public Opinion Formation*, „Journal of Consumer Research” 34 (2007), nr 4, s. 441–458.

<sup>495</sup> S. Vosoughi, D. Roy, S. Aral, *The Spread of True and False News Online*, „Science” 359 (2018), nr 6380, s. 1146–1151.

w pracy perspektywa analizy sieciowej, wzbogacona o komponenty temporalne, entropiczne i spektralne, dostarcza narzędzi pozwalających tę złożoność uchwycić i zinterpretować w sposób systematyczny, co stanowi zarówno wkład do teorii komunikacji politycznej w mediach społecznościowych, jak i punkt wyjścia dla dalszych badań nad transformacją współczesnej sfery publicznej.

## **Rozdział 5**

### **Podsumowanie badań i perspektywy przyszłych badań**

Rozdział piąty pełni funkcję syntetyzującą wobec wcześniejszych części pracy i stanowi zwieńczenie przeprowadzonych analiz empirycznych. Jego celem jest nie tylko całościowe odniesienie uzyskanych wyników do postawionych hipotez badawczych, lecz także wyraźne wskazanie, w jakim stopniu zrealizowany został główny cel rozprawy, polegający na zastosowaniu teorii grafów oraz analizy sieci społecznościowych do badania struktury i dynamiki komunikacji politycznej w środowisku platformy X. Rozdział ten służy zatem zarówno syntetycznej weryfikacji założeń badawczych, jak i podsumowaniu stopnia realizacji zasadniczego zamierzenia poznawczego pracy. W przeciwieństwie do poprzednich rozdziałów, skoncentrowanych na szczegółowej analizie poszczególnych wskaźników i struktur sieciowych, niniejsza część przyjmuje perspektywę zbiorczą i interpretacyjną.

W pierwszej kolejności dokonano syntetycznej interpretacji wyników w odniesieniu do hipotezy głównej oraz hipotez pomocniczych, ze szczególnym uwzględnieniem komplementarnego charakteru zastosowanych miar sieciowych i temporalnych, a także w perspektywie realizacji celu głównego rozprawy. Takie ujęcie pozwala nie tylko ocenić stopień zgodności wyników empirycznych z przyjętymi założeniami teoretycznymi, lecz także zrekonstruować jakościowo odmienne modele obecności komunikacyjnej badanych aktorów w obrębie jednego medium społecznościowego.

W dalszej części rozdziału przedstawiono wnioski ogólne wynikające z przeprowadzonych analiz oraz zarysowano perspektywy przyszłych badań. Obejmują one zarówno możliwe rozszerzenia zaproponowanego aparatu metodologicznego, jak i kierunki dalszych analiz empirycznych, uwzględniających inne konteksty komunikacyjne, dłuższe horyzonty czasowe oraz porównania międzyplatformowe. Rozdział ten stanowi zatem pomost między szczegółową analizą empiryczną a refleksją nad szerszymi implikacjami badania dla nauk społecznych, a zarazem miejsce, w którym w sposób całościowy zostaje oceniony stopień realizacji głównego celu rozprawy

## 5.1. Zbiorcza interpretacja wyników w odniesieniu do hipotez badawczych

Hipoteza główna postawiona w niniejszej pracy zakładała, że zaawansowana analiza sieci społecznościowych w mediach cyfrowych umożliwi wypracowanie narzędzi pozwalających na pogłębioną diagnozę mechanizmów oddziaływania tych mediów na odbiorców. Przyjęto przy tym założenie, że odpowiednio zoperacjonalizowane wskaźniki strukturalne, temporalne i informacyjne, osadzone w ramach teorii grafów oraz analizy sieci społecznych, pozwalają nie tylko na opis obserwowanych zjawisk, lecz także na identyfikację regularności istotnych z punktu widzenia funkcjonowania komunikacji w środowisku platform społecznościowych. Przeprowadzone badania empiryczne, oparte na rekonstrukcji i analizie sieci interakcji wokół kandydatów na prezydenta Polski w 2025 roku, dostarczają wyników w dużej mierze zgodnych z tym założeniem, zarówno w wymiarze jakościowym, jak i ilościowym.

Zastosowany aparat analityczny obejmował z jednej strony miary klasyczne (takie jak różne warianty centralności, współczynnik grupowania, gęstość, modularność), z drugiej zaś autorskie wskaźniki analizy sieciowej (LTIG, LAPS, LSCI, LECAS oraz EVZ), a także analizy korelacyjne, regresyjne i entropiczne. Tak skonstruowany zestaw narzędzi umożliwił uchwycenie relacji pomiędzy strukturą sieci a dynamiką przepływu treści oraz zróżnicowaniem ról pełnionych przez poszczególnych aktorów.

Weryfikacja hipotezy głównej została przeprowadzona na podstawie obszernego materiału empirycznego. Pełny korpus badawczy obejmował ponad 100 000 tweetów opatrzonych dziewięcioma głównymi hashtagami odnoszącymi się do kandydatów oraz ponad 35 000 unikalnych użytkowników. Należy jednak zaznaczyć, że poszczególne analizy szczegółowe i porównania między kandydatami opierały się na wyodrębnionych podzbiorach tego materiału, konstruowanych zależnie od rodzaju wskaźnika i zakresu analizowanych zmiennych. Skala pełnego korpusu ogranicza ryzyko interpretowania wyników jako efektu losowych fluktuacji aktywności i pozwala traktować zaobserwowane wzorce jako względnie stabilne regularności komunikacyjne. Kluczową rolę w procesie analitycznym odegrały modele regresji logarytmicznej oraz analiza trajektorii wskaźników temporalno-propagacyjnych, które wykazały istotne statystycznie zależności pomiędzy parametrami strukturalnymi sieci (m.in. centralnością, kohezją lokalną, profilem modularności) a miarami efektywności komunikacyjnej, rozumianej jako zasięg, intensywność oraz trwałość interakcji wokół danego kandydata. Zastosowany aparat analityczny umożliwił tym samym operacjonalizację efektywności komunikacji w kategoriach grafowych i temporalnych, przesuując punkt ciężkości z prostych miar ilościowych na bardziej złożone wskaźniki struktury relacji i dynamiki propagacji treści.

W przeprowadzonych analizach zidentyfikowano statystycznie istotne regularności dotyczące zależności pomiędzy strukturą sieci, dynamiką temporalną interakcji a efektywnością oddziaływania komunikacyjnego. Dotyczyły one w szczególności relacji między parametrami centralności, modularności i kohezji lokalnej a zasięgiem, intensywnością i trwałością interakcji, a także między wskaźnikami LTIG i LAPS a dynamiką kaskad propagacyjnych. W tym sensie hipoteza główna uzyskała empiryczne wsparcie.

Analiza trajektorii wskaźnika LTIG umożliwiła identyfikację okresów wzmożonego oddziaływania poszczególnych profili, natomiast rozkład wartości LAPS pozwolił uchwycić charakter i skalę kaskad propagacyjnych generowanych przez różne sieci kampanijne. Szczególnie istotne okazały się różnice pomiędzy kandydatami w zakresie konfiguracji wskaźników sieciowych. Przykładowo, kampania Sławomira Mentzena charakteryzowała się relatywnie wysokimi wartościami w kilku kluczowych miarach dynamiki i propagacji, co przekładało się na silną widoczność w sieci oraz zdolność do inicjowania wielopoziomowych procesów komunikacyjnych. Oznacza to, że jego aktywność nie ograniczała się do generowania bezpośrednich interakcji, lecz prowadziła również do uruchamiania rozleglejszych kaskad reakcji, utrzymujących się w czasie i obejmujących zróżnicowane komponenty sieci.

Zastosowany aparat analityczny umożliwił tym samym operacjonalizację efektywności komunikacji w kategoriach grafowych i temporalnych, przesuując punkt ciężkości z prostych miar ilościowych (takich jak liczba polubień czy retweetów) na bardziej złożone wskaźniki struktury relacji i dynamiki propagacji treści. W tym sensie hipoteza główna uzyskała empiryczne wsparcie: zaawansowana analiza sieci społecznościowych, wykorzystująca zestaw komplementarnych miar i modeli, pozwala na identyfikację statystycznie istotnych regularności dotyczących dyfuzji treści, zróżnicowania ról komunikacyjnych aktorów oraz koncentracji uwagi komunikacyjnej w środowisku platformy X.

W dalszej części podrozdziału przedstawiono zbiorczą interpretację wyników odnoszących się do hipotez pomocniczych, które uszczegóławiają główne założenie badawcze i koncentrują się na wybranych aspektach struktury oraz funkcjonowania analizowanych sieci.

Hipoteza 1, odnosząca się do zróżnicowania stopnia dyspersji komunikacji oraz strukturalnych modeli obiegu informacji, znalazła odzwierciedlenie przede wszystkim w wynikach metryk LSCI oraz EVZ. Analiza tych wskaźników ujawniła istotne zróżnicowanie pomiędzy kandydatami zarówno pod względem organizacji ich sieci poparcia, jak i stylu komunikacji. Kandydaci funkcjonujący w sieciach o wyższej entropii i większym stopniu rozproszenia wykazywali odmienny profil interakcji niż aktorzy zakorzenieni w silnie sklastrowanych, niskoentropijnych ekosystemach. Zestawienie tych profili z wynikami kampanii pozwala wskazać,

które konfiguracje sprzyjają poszerzaniu zasięgu komunikacji, a które przede wszystkim utrwalaniu relacji wewnątrz istniejących wspólnot.

Hipoteza 2, odnosząca się do roli struktury wspólnotowej sieci oraz znaczenia węzłów pomostowych w procesach dyfuzji treści, została poddana analizie z wykorzystaniem miar modularności oraz algorytmu Louvai. Wykryte moduły ujawniły istnienie zarówno silnie domkniętych ekosystemów komunikacyjnych, jak i struktur pełniących funkcje pomostowe pomiędzy segmentami odbiorców. Identyfikacja węzłów o wysokim znaczeniu pośredniczącym umożliwiła wskazanie fragmentów sieci istotnych dla dyfuzji treści pomiędzy wspólnotami, co pozostaje spójne z założeniami drugiej hipotezy.

Hipoteza 3, dotycząca trwałości i stabilności wspólnot komunikacyjnych, została wsparta wynikami analizy wskaźnika LECAS. Wysokie wartości tej miary, obserwowane w wybranych sieciach kampanijnych, wskazują na silne zakorzenienie użytkowników w określonych klastrach oraz wysoką spójność relacji wewnątrz wspólnot. W połączeniu z analizą trwałości komponentów i odporności sieci na usunięcie kluczowych węzłów pozwala to traktować LECAS jako użyteczny wskaźnik opisujący stabilność i konsolidację wspólnot cyfrowych.

Hipoteza 4, odnosząca się do temporalnej dynamiki propagacji treści, została poddana weryfikacji poprzez analizę ekstremalnych wartości wskaźnika LAPS oraz rekonstrukcję kaskad propagacyjnych w czasie. Wysokie wartości LAPS korelowały z gwałtownymi, wielopoziomowymi kaskadami reakcji, obejmującymi liczne interakcje w krótkich przedziałach czasowych. Wyniki te wskazują, że LAPS, zwłaszcza w połączeniu z LTIG, stanowi użyteczne narzędzie do analizy dynamiki wiralności treści w środowisku sieciowym.

W odniesieniu do Hipotezy 5 uzyskane wyniki wskazują na zgodność materiału empirycznego z założeniem o współwystępowaniu zmian strukturalnych i semantycznych w okresach intensyfikacji dyskursu. Przeprowadzone analizy pozwoliły uchwycić epizody, w których wzmożonej aktywności komunikacyjnej towarzyszyły równoczesne zmiany zarówno w strukturze relacji sieciowych, jak i w organizacji semantycznej przekazu. Ustalenia te mają jednak charakter diagnostyczny i interpretacyjny, ponieważ zostały uzyskane w analizie post factum i nie stanowią podstawy do formułowania silnych wniosków prognostycznych.

Podsumowując, zarówno hipoteza główna, jak i hipotezy pomocnicze uzyskały empiryczne wsparcie w zgromadzonym materiale badawczym. Zgodność pomiędzy przyjętymi założeniami teoretycznymi a wynikami analizy wskazuje na trafność zaproponowanego modelu badawczego oraz użyteczność opracowanych wskaźników grafowych i temporalnych jako narzędzi opisu i diagnozy procesów komunikacyjnych w środowisku cyfrowym.

### 5.1.1. Weryfikacja hipotezy głównej

Ocena hipotezy głównej została przeprowadzona poprzez zestawienie wyników rekonstrukcji sieci interakcji z platformy X z założeniami teoretycznymi dotyczącymi relacji między strukturą grafową a efektywnością komunikacji politycznej. Zgromadzony materiał empiryczny obejmował zarówno właściwości topologiczne sieci (w tym liczbę unikalnych nadawców, stopień klastrowania oraz gęstość powiązań), jak i wskaźniki opisujące dynamikę oddziaływania aktorów w czasie. Takie ujęcie umożliwiło ocenę, w jakim stopniu strukturalne i temporalne charakterystyki kampanii pozostają spójne z przyjętym modelem funkcjonowania komunikacji politycznej w środowisku sieciowym.

Pierwszym elementem weryfikacji było porównanie zróżnicowania struktur indywidualnych sieci kandydatów z obserwowanym poziomem ich oddziaływania komunikacyjnego. Zgodnie z przyjętymi założeniami, kandydaci funkcjonujący w sieciach o większym rozproszeniu relacji wykazywali wyższy poziom responsywności odbiorców, co znajdowało odzwierciedlenie w wartościach wskaźników zaangażowania oraz w analizie intensywności interakcji w czasie. Sieci charakteryzujące się dużą liczbą unikalnych użytkowników i niższym poziomem lokalnej kohezji wykazywały tendencję do bardziej równomiernej dyfuzji treści, obejmującej zróżnicowane komponenty społecznościowe. Z kolei struktury o większym zagęszczeniu i podwyższonym współczynniku grupowania, typowe dla kampanii osadzonych w silnie spolaryzowanych środowiskach informacyjnych, sprzyjały utrzymywaniu trwałych, lecz bardziej ograniczonych zasięgowo przepływów komunikacyjnych.

Drugim obszarem analizy było odniesienie sieciowych miar dynamiki oddziaływania do konkretnych zdarzeń politycznych oraz rytmu kampanii. Szczególnie wyraźny impuls komunikacyjny można wiązać z formalnym uruchomieniem kampanii po postanowieniu Marszałka Sejmu z dnia 15 stycznia 2025 r. w sprawie zarządzenia wyborów Prezydenta Rzeczypospolitej Polskiej. W bezpośrednim sąsiedztwie tej daty, tj. w dniach 16–18 stycznia 2025 r., obserwowano wzrost intensywności dyskusji wokół kandydatów, co pozostaje zbieżne z wejściem kampanii w fazę oficjalną. Dodatkowym punktem odniesienia były czynności organizacyjne podejmowane przez Państwową Komisję Wyborczą, w tym przyjęcie 20 stycznia 2025 r. zawiadomienia o utworzeniu komitetu wyborczego Rafała Trzaskowskiego oraz kolejnych zawiadomień dotyczących innych kandydatów w następnych dniach. Analiza temporalna wskazuje zatem, że skokowe zmiany intensywności dyskusji nie miały charakteru przypadkowego, lecz współwystępowały z uchwytnymi wydarzeniami politycznymi i organizacyjnymi kampanii. Jednocześnie reakcje te nie były symetryczne – poszczególni kandydaci wykazywali

zróżnicowaną zdolność do podtrzymywania podwyższonego poziomu interakcji w czasie, co wskazuje na różnice w efektywności strukturalnego osadzenia ich przekazu. Kolejnym etapem weryfikacji hipotezy była rekonstrukcja oraz porównawcza analiza propagacji treści pomiędzy różnymi klastrami odbiorców. Uzyskane wyniki wskazują, że kandydaci funkcjonujący w strukturach bardziej zintegrowanych i posiadających stabilną bazę odbiorców generowali przede wszystkim przepływy wewnątrz wspólnot o wysokiej kohezji. Natomiast aktorzy operujący w sieciach bardziej rozproszonych wykazywali większą zdolność do przekraczania granic klastrowych i docierania do odbiorców spoza pierwotnego zaplecza. Zaobserwowany wzorzec dyfuzji pozostaje spójny z założeniem, że konfiguracja sieciowa może pełnić rolę zarówno ograniczenia, jak i akceleratora mechanizmów wiralności.

Na podstawie łącznych wyników analiz, obejmujących statyczne miary strukturalne oraz temporalne rekonstrukcje przepływów komunikacyjnych, hipoteza główna uzyskała empiryczne wsparcie. Zidentyfikowane regularności dotyczyły przede wszystkim zależności pomiędzy strukturą sieci, dynamiką temporalną interakcji a efektywnością komunikacji politycznej. Dotyczyły one w szczególności relacji między stopniem rozproszenia i kohezji lokalnej a zasięgiem komunikacyjnym, a także związku pomiędzy rytmem zdarzeń kampanijnych a skokami aktywności i intensywnością interakcji użytkowników. Zgromadzony materiał wskazuje zatem, że struktura sieci społecznościowych oraz dynamika relacji pozostają istotnie powiązane z efektywnością komunikacji politycznej, a ich jednoczesne uwzględnienie umożliwia bardziej precyzyjny opis mechanizmów kształtowania oddziaływania w środowisku cyfrowym.

### **5.1.2. Weryfikacja hipotez pomocniczych**

Hipotezy pomocnicze sformułowane w niniejszej pracy pełnią funkcję uszczegóławienia hipotezy głównej poprzez odniesienie jej do wybranych wymiarów funkcjonowania komunikacji politycznej w środowisku sieciowym. Każda z nich koncentruje się na innym aspekcie struktury i dynamiki sieci interakcji, od organizacji wspólnot i dyspersji zasięgu, przez infrastrukturę propagacyjną, aż po jakość i trwałość zaangażowania użytkowników. Ich celem nie jest zatem dostarczenie alternatywnych wyjaśnień, lecz pogłębienie interpretacji wyników empirycznych oraz sprawdzenie, w jakim stopniu zaproponowane wskaźniki sieciowe pozwalają diagnozować konkretne mechanizmy oddziaływania komunikacyjnego.

Weryfikacja hipotez pomocniczych opiera się na zestawieniu wyników analiz empirycznych zaprezentowanych w rozdziale 4 z założeniami teoretycznymi dotyczącymi dyfuzji informacji, struktury sieci złożonych oraz zachowań komunikacyjnych użytkowników mediów

społecznościowych. W szczególności wykorzystano tu autorskie miary sieciowe (EVZ, LSCI, LECAS, LAPS), uzupełnione klasycznymi wskaźnikami topologicznymi i miarami zaangażowania. Takie podejście umożliwia ocenę, w jakim zakresie poszczególne hipotezy pomocnicze znajdują empiryczne wsparcie w zgromadzonym materiale, a w jakim ujawniają ograniczenia zastosowanego modelu analitycznego.

W kolejnych podrozdziałach przedstawiono weryfikację poszczególnych hipotez pomocniczych, każdorazowo odnosząc się do odpowiednich wskaźników, danych empirycznych oraz interpretacji zaprezentowanych we wcześniejszych częściach pracy. Analiza ta ma charakter syntetyczny i interpretacyjny, a jej celem jest wskazanie relacji pomiędzy strukturą sieci, dynamiką interakcji a obserwowanymi strategiami komunikacyjnymi badanych aktorów politycznych.

#### **5.1.2.1. Typy komunikacji politycznej a struktura sieci odbiorców (Hipoteza 1)**

Hipoteza pomocnicza 1 zakładała, że analiza sieci społecznościowych, ujmowana nie jako zbiór statycznych wskaźników aktywności, lecz jako strukturalno-dynamiczny model przepływu informacji, umożliwia uchwycenie jakościowych wzorców interakcji oraz pozwala na diagnozę potencjałów i ograniczeń strategii komunikacyjnych. Fundamentem tej hipotezy jest założenie, obecne w klasycznych teoriach dyfuzji informacji oraz we współczesnych badaniach nad propagacją treści w środowiskach cyfrowych, że wzorce interakcyjne użytkowników nie są przypadkowe, lecz wynikają z uwarunkowań topologicznych sieci, stopnia przepuszczalności wspólnot oraz właściwości entropijnych struktury relacji<sup>496</sup>.

Weryfikacja Hipotezy 1 została oparta na wynikach zaprezentowanych w rozdziale 4, w szczególności na analizach wskaźników EVZ (rozd. 4.4.2), LSCI (rozd. 4.4.3) oraz uzupełniająco LSWI (zestawienia w Tabeli 10). Wskaźnik EVZ, jako miara entropii rozkładu interakcji, pozwala opisać stopień dyspersji komunikacji w obrębie sieci. Jak wykazano w rozdziale 4.4.2, sieci Rafała Trzaskowskiego oraz Grzegorza Brauna charakteryzują się relatywnie wysokimi średnimi wartościami EVZ należącymi do najwyższych w badanej próbie (odpowiednio 0,91 i 1,03), przy jednoczesnych wysokich wartościach maksymalnych. Na przeciwnym biegunie lokują się sieci Marka Jakubiaka i Krzysztofa Stanowskiego, których średnie EVZ wynoszą odpowiednio 0,26 i 0,36. Oznacza to, że interpretacja wysokich i niskich wartości EVZ ma w tym badaniu charakter porównawczy. Niższe wartości wskazują na bardziej lokalny i skoncentrowany obieg interakcji, natomiast wartości wyższe na bardziej

---

<sup>496</sup> M. E. J. Newman, *Networks: An Introduction*, Oxford University Press, Oxford 2010, s. 224–230.

wielośrodkiowy i rozproszony model komunikacji. Tego typu konfiguracje są zgodne z opisanym w literaturze modelem dyfuzji w sieciach modułowych, w których obecność wielu częściowo niezależnych wspólnot sprzyja nieliniowemu i trudnemu do zahamowania rozprzestrzenianiu się treści<sup>497</sup>.

Odmienny wzorzec obserwowany jest w sieciach Marka Jakubiaka oraz Krzysztofa Stanowskiego, gdzie niskie wartości EVZ oraz mediany równe 0,0 wskazują na dominację komunikacji lokalnej, skoncentrowanej w obrębie wąskich rdzeni wspólnotowych. W literaturze przedmiotu tego typu struktury opisywane są jako sprzyjające stabilizacji przekazu i konsolidacji istniejącej bazy odbiorców, lecz jednocześnie ograniczające migrację treści pomiędzy segmentami sieci i zwiększające podatność na mechanizmy *echo chambers*<sup>498</sup>.

Ponieważ EVZ opisuje stopień dyspersji komunikacji, lecz nie wyczerpuje zagadnienia infrastruktury przepływu informacji, weryfikację Hipotezy 1 uzupełniono o analizę wskaźnika LSCI – omówionego w rozdziale 4.4.3. Miary komunikatywności spektralnej są w badaniach sieciowych uznawane za szczególnie cenne narzędzia analizy przepływu informacji, ponieważ uwzględniają zarówno ścieżki bezpośrednie, jak i wielopoziomowe sekwencje pośredników, a tym samym lepiej odzwierciedlają globalną infrastrukturę dyfuzji<sup>499</sup>. W niniejszym badaniu wyższe średnie wartości LSCI, obserwowane m.in. w sieciach Trzaskowskiego i Brauna, wskazują na istnienie relatywnie silnych rdzeni komunikacyjnych zdolnych do utrzymywania wielokanałowego obiegu treści także w warunkach zwiększonego obciążenia informacyjnego. Z kolei niższe wartości LSCI, charakterystyczne dla sieci bardziej klastrowych, sugerują dominację komunikacji lokalnej oraz ograniczoną zdolność do dyfuzji transmodularnej, co jest zgodne z ustaleniami dotyczącymi przepływu informacji w strukturach silnie modułowych<sup>500</sup>.

Istotnym uzupełnieniem analizy strukturalnej jest wymiar jakościowy interakcji, opisany wskaźnikiem LSWI\_mean (Tabela 10), który mierzy udział aktywności wymagających większego nakładu poznawczego, takich jak odpowiedzi czy dalsze rozpowszechnianie treści. Wyższe wartości LSWI\_mean, obserwowane m.in. w sieciach Biejat i Brauna, wskazują na relatywnie większy udział interakcji deliberacyjnych. Badania empiryczne nad mediami spo-

---

<sup>497</sup> R. S. Burt, *Structural Holes: The Social Structure of Competition*, Harvard University Press, Cambridge, MA 1992, s. 18–21.

<sup>498</sup> S. Fortunato, *Community Detection in Graphs*, „Physics Reports” 486 (2010), nr 3–5, s. 75–78.

<sup>499</sup> A.-L. Barabási, *Network Science*, Cambridge University Press, Cambridge 2016, s. 113–118.

<sup>500</sup> R. S. Burt, *Structural Holes: The Social Structure of Competition*, Harvard University Press, Cambridge, MA 1992, s. 18–21.

łącnościowymi pokazują, że tego typu interakcje sprzyjają trwalszemu rezonansowi treści oraz dłuższemu utrzymywaniu się efektów komunikacyjnych w czasie<sup>501</sup>.

Łączna interpretacja wyników EVZ, LSCI oraz LSWI pokazuje, że analiza sieciowa umożliwia uchwycenie jakościowo odmiennych wzorców strategii komunikacyjnych, które nie byłyby widoczne przy zastosowaniu wyłącznie klasycznych miar aktywności. Dyspersja zasięgu, infrastruktura komunikatywności oraz głębokość interakcji tworzą komplementarne wymiary opisu kampanii politycznych w środowisku sieciowym. W tym sensie zgromadzony materiał empiryczny pozostaje spójny z założeniami Hipotezy pomocniczej 1 i dostarcza jej empirycznego wsparcia w ramach przyjętej procedury weryfikacyjnej.

### **5.1.2.2. Kanaly dystrybucji treści i rola wspólnot sieciowych (Hipoteza 2)**

Hipoteza pomocnicza 2 zakładała, że analiza struktury wspólnotowej sieci interakcji umożliwia identyfikację kanałów dystrybucji treści politycznych, rozumianych nie jako pojedyncze konta o najwyższej widoczności, lecz jako konfiguracje relacyjne i połączenia pomostowe, które warunkują przepływ informacji pomiędzy względnie odseparowanymi segmentami odbiorców. Założenie to wpisuje się w medioznawcze ujęcie komunikacji sieciowej, zgodnie z którym skuteczność dystrybucji przekazu zależy przede wszystkim od architektury obiegu informacji, a nie wyłącznie od wolumenu aktywności nadawcy<sup>502</sup>.

Weryfikacja hipotezy została przeprowadzona na podstawie analizy modularności sieci oraz autorskich wskaźników ICI i LECAS, których wyniki zaprezentowano w rozdziale czwartym. Analizy te wykazały wyraźne zróżnicowanie stopnia domknięcia wspólnot oraz sposobu organizacji przepływu informacji w badanych sieciach kampanijnych. W strukturach o wysokiej modularności komunikacja koncentrowała się przede wszystkim wewnątrz klastrów, co sprzyjało stabilizacji przekazu i konsolidacji wspólnot odbiorczych, lecz jednocześnie ograniczało zdolność treści do przekraczania granic segmentów. W rozdziale czwartym zaobserwowano, że w sieciach, w których wartości modularności przekraczały poziom około 0,45, liczba połączeń międzyklastrowych była relatywnie niewielka, a dyfuzja treści miała charakter głównie endogeniczny.

Istotnym wynikiem analiz było wskazanie, że kluczową rolę w dystrybucji treści nie odgrywają wyłącznie konta centralne, lecz węzły pośredniczące pomiędzy wspólnotami. Wyższe wartości wskaźnika LECAS identyfikowały użytkowników, których aktywność była roz-

---

<sup>501</sup> M. S. Granovetter, *The Strength of Weak Ties*, „American Journal of Sociology” 78 (1973), nr 6, s. 1360–1365.

<sup>502</sup> M. Castells, *Communication Power*, Oxford University Press, Oxford 2009, s. 35–38.

łożona pomiędzy różne klastry, co czyniło ich potencjalnymi kanałami przenoszenia przekazu między segmentami sieci. Z perspektywy medioznawczej oznacza to, że przepływ informacji w środowisku platform społecznościowych ma charakter relacyjny i wieloetapowy, a skuteczna dystrybucja przekazu zależy od istnienia aktorów zdolnych do redukowania dystansu komunikacyjnego pomiędzy grupami<sup>503</sup>.

Uzupełnieniem tej perspektywy była analiza wskaźnika ICI, który opisuje stopień koncentracji wpływu w sieci. Wyniki zaprezentowane w rozdziale czwartym wskazują, że zarówno skrajnie scentralizowane struktury komunikacyjne, jak i sieci nadmiernie rozproszone wykazują ograniczoną efektywność dystrybucyjną. W sieciach o bardzo wysokiej koncentracji wpływu, gdzie wartości ICI przekraczały 0,45, przepływ informacji był silnie uzależniony od wąskiego rdzenia nadawczego i podatny na zakłócenia. Z kolei w sieciach o niskiej koncentracji, z wartościami ICI poniżej 0,25, przekaz ulegał rozproszeniu i tracił spójność narracyjną. Największy potencjał dystrybucyjny ujawniały konfiguracje pośrednie, w których wartości ICI mieściły się w przedziale około 0,30–0,35. W takich strukturach konta centralne współistniały z warstwą aktorów pośredniczących, co umożliwiało zarówno stabilność obiegu treści, jak i ich migrację pomiędzy wspólnotami.

Z perspektywy nauk o komunikacji społecznej i mediach uzyskane wyniki pokazują, że skuteczność komunikacji politycznej w mediach społecznościowych nie polega wyłącznie na maksymalizacji zasięgu ani na intensyfikacji przekazu w obrębie jednej wspólnoty, lecz na odpowiednim ukształtowaniu architektury obiegu informacji. Analiza struktury wspólnotowej umożliwia identyfikację tych fragmentów sieci, w których przekaz ma realną szansę zmienić kontekst odbioru i dotrzeć do nowych segmentów użytkowników, zamiast jedynie wzmacniać już istniejące przekonania.

W tym sensie wyniki empiryczne pozostają spójne z założeniami Hipotezy pomocniczej 2. Analiza modularności oraz wskaźników LECAS i ICI dostarcza narzędzi do weryfikacji kanałów dystrybucji treści w środowisku sieciowym i pozwala opisać mechanizmy, za pomocą których komunikaty polityczne krążą pomiędzy wspólnotami odbiorców. Ma to znaczenie nie tylko dla analizy kampanii politycznych post factum, lecz także dla medioznawczego rozumienia platform społecznościowych jako złożonych systemów dystrybucji narracji publicznych.

---

<sup>503</sup> M. S. Granovetter, *The Strength of Weak Ties*, „American Journal of Sociology” 78 (1973), nr 6, s. 1360–1364.

### 5.1.2.3. Lojalność cyfrowa i trwałość wspólnot komunikacyjnych (Hipoteza 3)

Hipoteza pomocnicza 3 zakładała, że trwałość wspólnot komunikacyjnych w mediach społecznościowych pozostaje powiązana z wysoką kohezją lokalną, odpornością strukturalną sieci oraz powtarzalnością interakcji w czasie. Założenie to wpisuje się w literaturę z zakresu nauk o komunikacji społecznej i mediach oraz badań sieciowych, w której gęste, powtarzalne i osadzone we wspólnotach interakcje interpretuje się jako przejaw trwałości relacji komunikacyjnych, kapitału społecznego oraz wspólnotowego zakorzenienia uczestników w obiegu treści<sup>504</sup>. Weryfikacja hipotezy została oparta na triangulacji trzech grup wskaźników: miar kohezji lokalnej i struktury wspólnotowej, obserwacji odporności strukturalnej sieci oraz dynamicznych miar retencji i stabilności interakcji w czasie.

W rozdziale trzecim wykazano, że sieci niektórych kandydatów charakteryzują się wysoką lokalną kohezją. W przypadku Sławomira Mentzena oraz Adriana Zandberga wartości współczynnika grupowania przekraczały poziom 0,38, a średnia długość najkrótszej ścieżki w obrębie ich sieci była mniejsza niż 3,8. Wskazuje to na obecność struktur typu świata małego, w których gęste, silnie powiązane mikrospołeczności są połączone relatywnie krótkimi ścieżkami komunikacyjnymi. Uzupełniająco, sieci Magdaleny Biejat i Adriana Zandberga odznaczały się wysoką modularnością, na poziomie  $Q = 0,65-0,66$ , co potwierdza istnienie wyraźnie wyodrębnionych wspólnot interpretacyjnych. Tego rodzaju konfiguracje, łączące wysokie klastrowanie z silną strukturą wspólnotową, są w literaturze sieciowej interpretowane jako sprzyjające powstawaniu trwałych więzi wewnątrzgrupowych oraz wysokiego poziomu lojalności wobec wspólnego punktu odniesienia komunikacyjnego<sup>505</sup>.

Drugim elementem weryfikacji hipotezy była analiza odporności strukturalnej badanych sieci. Jak wykazano w rozdziale trzecim, w sieciach Szymona Hołowni i Rafała Trzaskowskiego zachowanie spójności komponentu głównego w warunkach ograniczenia dominującej roli węzłów centralnych wskazuje na wysoki poziom stabilności strukturalnej. Komponent główny zachował ponad dziewięćdziesiąt procent swojej pierwotnej spójności strukturalnej, co świadczy o obecności licznych, redundantnych powiązań i relacji alternatywnych. Tego rodzaju odporność jest charakterystyczna dla sieci opartych na relacjach wspólnotowych, a nie na pojedynczych węzłach dominujących, i bywa interpretowana jako wskaźnik trwałości społeczności online. Odmienny profil obserwowano w sieciach o niższej kohezji, gdzie ograniczenie roli węzłów centralnych prowadziło do wyraźnego osłabienia spójności struktury i fragmentacji wspólnot.

---

<sup>504</sup> Jenkins, *Convergence Culture...*, dz. cyt., s. 23–28.

<sup>505</sup> Newman, *Networks: An Introduction...*, dz. cyt., s. 224–230.

Trzecim filarem weryfikacji hipotezy była analiza dynamicznych wskaźników zaangażowania i retencji, oparta częściowo na autorskiej operacjonalizacji zjawisk trwałości i lojalności cyfrowej przyjętej w niniejszej pracy. Jak pokazano w rozdziale czwartym, w interpretacji tej wykorzystano zarówno klasyczne miary aktywności, jak i autorskie wskaźniki analityczne, których znaczenie weryfikacyjne pozostaje ściśle związane z przyjętymi w pracy założeniami interpretacyjnymi. Sławomir Mentzen i Adrian Zandberg osiągnęli wysokie wartości *engagement rate*, odpowiednio 1,42% i 1,19%, przy jednocześnie znacznym udziale użytkowników powracających. Ponad 38% wszystkich interakcji w ich sieciach pochodziło od kont angażujących się wielokrotnie w analizowanym okresie. Taka konfiguracja, łącząca wysoki poziom zaangażowania z powtarzalnością interakcji, jest zgodna z modelami lojalności cyfrowej, w których stabilność relacji komunikacyjnych opiera się na utrwalonych wzorcach uczestnictwa, a nie na pojedynczych epizodach zwiększonej uwagi<sup>506</sup>. Dla kontrastu, w sieciach Karola Nawrockiego i Marka Jakubiaka udział użytkowników powracających spadał poniżej 20%, co w połączeniu z niższą kohezją lokalną wskazuje na bardziej incydentalny i kampanijny charakter interakcji.

Znaczenie strukturalnej kohezji i retencji potwierdzają również analizy trajektorii interakcji w czasie. Zastosowanie trydniowych okien ruchomych pozwoliło oszacować zmienność liczby aktywnych kont wspierających poszczególnych kandydatów. W sieciach o wysokiej kohezji i trwałości komponentów, w szczególności u Adriana Zandberga i Magdaleny Biejat, odnotowano relatywnie niską zmienność, nieprzekraczającą wartości  $\sigma \leq 0,21$ , co wskazuje na stabilną i powtarzalną aktywność wspólnoty nawet w warunkach zmiennej intensywności kampanii. W sieciach mniej spójnych, takich jak Karola Nawrockiego i Marka Jakubiaka, wariancja liczby aktywnych kont była ponad dwukrotnie wyższa, osiągając wartości  $\sigma \geq 0,46$ , co sugeruje większą podatność na fluktuacje uwagi i brak trwałego zakorzenienia interakcji w strukturze relacji.

Zestawienie powyższych wyników prowadzi do jednoznacznego wniosku, że tam, gdzie struktura sieciowa sprzyja formowaniu gęstych, modułarnych i zarazem odpornych wspólnot, obserwowany jest wyższy poziom lojalności cyfrowej, rozumianej zarówno jako powtarzalność interakcji, jak i stabilność zaangażowania w czasie. Przypadki sieci o niższej kohezji i słabszej stabilności strukturalnej potwierdzają tę zależność w sposób negatywny. Tym samym Hipoteza pomocnicza 3 zostaje zweryfikowana pozytywnie. Wyniki te wskazują, że skuteczna komunikacja polityczna w mediach społecznościowych powinna być projektowana

---

<sup>506</sup> Papacharissi, *Affective Publics...*, dz. cyt., s. 109–114.

nie wyłącznie jako sekwencja treści, lecz jako długofalowy proces budowania i podtrzymywania relacji wewnątrz cyfrowych wspólnot, co pozostaje spójne zarówno z koncepcjami wspólnot marek medialnych, jak i z ujęciami kapitału społecznego w badaniach nad partycypacją obywatelską.

#### 5.1.2.4. Wiralność treści i temporalna dynamika propagacji (Hipoteza 4)

Czwarta hipoteza pomocnicza zakładała, że skuteczność komunikacji cyfrowej w mediach społecznościowych wzrasta wówczas, gdy publikowane treści są silnie skorelowane z aktualnymi trendami tematycznymi i wykazują cechy wiralności, rozumianej jako zdolność do szybkiej, wielopoziomowej i ponadklastrowej dyfuzji w sieci. Punktem wyjścia był więc nie tylko poziom aktywności czy zasięgu, lecz przede wszystkim dynamiczny rezonans treści z kontentowym kontekstem medialnym oraz sposób, w jaki rezonans ten zapisuje się w topologii i temporalnej ewolucji sieci. Weryfikacja hipotezy została oparta na analizie wskaźników LTIG (*Log-Time Influence Gradient*), LAPS (*Log-Adjusted Propagation Sensitivity*) oraz LECAS (*Log-Entropy Core Activation Score*), obliczanych w ujęciu dziennym i interpretowanych w odniesieniu do zmian intensywności aktywności komunikacyjnej w badanych sieciach. Takie podejście jest zgodne z kierunkiem badań nad wiralnością, w których dynamiczne metryki oddziaływania w czasie uznaje się za bardziej adekwatne niż statyczne miary popularności<sup>507</sup>.

LTIG został wykorzystany jako miara chwilowego przyrostu wpływu aktora w danym przedziale czasowym, pozwalająca uchwycić nagłe „impulsy” sieciowe, pojawiające się w odpowiedzi na nowe treści. Analiza rozkładu wartości tego wskaźnika w rozdziale czwartym wykazała, że w sieciach kilku kandydatów, w szczególności Mentzena, Brauna, Hołowni i Stanowskiego, obserwuje się wyraźne sekwencje dni, w których LTIG przyjmuje wartości należące do najwyższych w badanym okresie. Dni te nakładały się z fazami zwiększonej intensywności kampanii oraz z momentami o dużym znaczeniu medialnym (debaty, wystąpienia, kryzysy polityczne), co potwierdza, że skoki temporalne nie są losowe, lecz ściśle związane z rytmem wydarzeń zewnętrznych. W szczytowych momentach kampanii wykresy LTIG przyjmowały postać ostrych pików, po których następowała stopniowa normalizacja, co odpowiada klasycznym modelom kaskad informacyjnych, w których początkowa faza wzrostu ma charakter nadproporcjonalny<sup>508</sup>. Jednocześnie rozkłady LTIG dla kandydatów o mniej

---

<sup>507</sup> F. Wu, B. A. Huberman, *Novelty and Collective Attention in the Dynamics of the News Cycle*, „Proceedings of the National Academy of Sciences” 104 (2007), nr 45, s. 17599–17601.

<sup>508</sup> D. J. Watts, *A simple model of global cascades on random networks*, „Proceedings of the National Academy of Sciences” 2002, t. 99, nr 9, s. 5766–5771.

intensywnym zaangażowaniu medialnym były wyraźnie spłaszczone – wartości oscylowały wokół zera, a okresy dynamicznych przyrostów wpływu pojawiały się sporadycznie, co wskazuje na brak zdolności do systematycznego wykorzystywania okien możliwości w agendzie medialnej.

Z kolei wskaźnik LAPS pozwolił ocenić, w jakim stopniu treści, które uruchamiały impulsy LTIG, przekładały się na głęboką propagację w strukturze sieci. W rozdziale czwartym wykazano, że kandydaci tacy jak Mentzen i Braun osiągnęli najwyższe wartości średnie LAPS w całej próbie, przy czym w dniach silnego rezonansu z wydarzeniami medialnymi ich wartości przekraczały górne kwantyle rozkładu dla badanej populacji, co oznaczało kaskady obejmujące wiele poziomów pośrednich między nadawcą a odbiorcami. W praktyce oznacza to, że pojedynczy wpis, jeśli został odpowiednio zsynchronizowany z bieżącym dyskursem publicznym (np. poprzez odwołanie do głośnego wystąpienia lub spornego projektu ustawy), generował nie tylko większą liczbę bezpośrednich reakcji, ale był wielokrotnie przenoszony, cytowany i komentowany w odległych częściach sieci. Wyniki te korespondują z ustaleniami badań empirycznych nad wiralnością, wskazujących, że dyfuzja treści ma charakter silnie kontekstowy – te same formy stylistyczne mogą pozostać niezauważone, jeśli są publikowane poza „oknem rezonansu”<sup>509</sup>.

Istotnym uzupełnieniem analizy jest wskaźnik LECAS, który mierzy międzyklastrową aktywizację wspólnot. W badaniu wykazano, że w dniach, w których dane treści osiągały najwyższe wartości LAPS, równoległe obserwowano wzrost LECAS w sieciach Hołowni, Biejat i częściowo Trzaskowskiego. Oznacza to, że wiralne komunikaty działały jako „wektory transferu” między bańkami informacyjnymi: były podejmowane przez konta należące do różnych modułów, często o odmiennych afiliacjach ideologicznych, co skutkowało chwilowym osłabieniem granic wspólnotowych. Takie zjawisko jest zgodne z teorią słabych więzi i wynikami badań nad dyfuzją polityczną, w których treści wiralne pełnią funkcję katalizatorów kontaktu między grupami, nawet w silnie spolaryzowanych środowiskach<sup>510</sup>. W praktyce przekłada się to na możliwość chwilowego „wyjścia poza bańkę” bez konieczności zasadniczej zmiany struktury sieci – to treść pełni rolę nośnika, który wykorzystuje istniejące, choć zazwyczaj usłone połączenia międzyklastrowe.

---

<sup>509</sup> S. Lehmann, B. Gonçalves, J. J. Ramasco, C. Cattuto, Dynamical classes of collective attention in Twitter, w: „Proceedings of the 21st International Conference on World Wide Web (WWW '12)”, New York 2012, s. 251–260.

<sup>510</sup> M. S. Granovetter, The Strength of Weak Ties, „American Journal of Sociology” 1973, t. 78, nr 6, s. 1360–1380.

Zestawienie dynamiki LTIG i LAPS z klasycznymi wskaźnikami efektywności – takimi jak engagement rate – potwierdziło, że wiralność ma charakter wielowymiarowy. Wartości ER w dniach szczytowych kaskad były zauważalnie wyższe niż średnie tygodniowe, jednak to nie sam wzrost ER okazał się najważniejszy, lecz jego struktura: większy udział miały interakcje wysokokosztowe (*reply*, cytowane *retweety*), co było widoczne szczególnie w sieciach Mentzena, Brauna i Biejat. Oznacza to, że wiralne treści angażowały użytkowników nie tylko w sposób bierny, ale skłaniały ich do podejmowania własnych wypowiedzi – zgodnie z wynikami badań, które wiążą wiralność z generowaniem „wtórnych narracji” wokół pierwotnego komunikatu<sup>511</sup>. Analiza korelacji wykazała przy tym istotną dodatnią współzmiennność między synchronizacją treści z trendami medialnymi a wartościami ER, LTIG i LAPS, przy współczynnikach korelacji na poziomie umiarkowanie wysokim ( $r$  przekraczających 0,6). Potwierdza to, że rezonans kontekstowy rozumiany jako publikowanie treści w bezpośrednim sąsiedztwie ważnych wydarzeń i w ramach popularnych w danym momencie tematów jest kluczowym komponentem sukcesu komunikacyjnego.

Łączna interpretacja wyników wskazuje, że wiralność nie jest zjawiskiem jednowymiarowym ani sprowadzającym się do sumarycznej liczby interakcji. Składają się na nią co najmniej trzy powiązane komponenty. Po pierwsze, komponent temporalny, w którym decydujące znaczenie ma moment publikacji względem rytmu wydarzeń zewnętrznych odzwierciedlony w trajektoriach LTIG. Po drugie, komponent strukturalny, związany z pozycją nadawcy i jego sieci dystrybucji, mierzony przez LAPS i LECAS, które pokazują głębokość i przekrojowość kaskad. Po trzecie, komponent semantyczny, obejmujący dopasowanie treści do dominujących tematów, emocji i sporów publicznych, który w pracy został zrekonstruowany jakościowo na podstawie analizy hashtagów i odniesień do wydarzeń medialnych. Integracja tych trzech wymiarów odpowiada współczesnym modelom wiralności, w których dyfuzja treści jest efektem interakcji cech przekazu, struktury sieci oraz czasu jego wprowadzenia do obiegu<sup>512</sup>.

W świetle przedstawionych danych hipoteza pomocnicza 4 została zweryfikowana pozytywnie. Kandydaci, których treści były najlepiej zsynchronizowane z aktualnym kontekstem medialnym, zajmowali korzystne pozycje strukturalne i generowali wysokie wartości analizowanych wskaźników temporalno-propagacyjnych. W szczególności w ich sieciach obserwowano sekwencje dni o podwyższonych wartościach LTIG, przyjmujące postać wyraźnych

---

<sup>511</sup> J. Berger, K. L. Milkman, What Makes Online Content Viral?, „Journal of Marketing Research” 2012, t. 49, nr 2, s. 192–205.

<sup>512</sup> S. Goel, A. Anderson, J. Hofman, D. J. Watts, The Structural Virality of Online Diffusion, „Management Science” 2016, t. 62, nr 1, s. 180–196.

pików dynamiki wpływu, oraz najwyższe średnie wartości LAPS w całej próbie, z przekroczeniami górnych kwantyli rozkładu w dniach silnego rezonansu medialnego. Równolegle w tych samych okresach odnotowywano wzrost wartości LECAS w sieciach Hołowni, Biejat oraz częściowo Trzaskowskiego, co wskazywało na zwiększoną aktywizację międzyklastrową. Z kolei aktorzy, których przekaz był publikowany w większym oderwaniu od głównych wydarzeń agendy publicznej, charakteryzowali się niskimi lub umiarkowanymi wartościami LTIG i LAPS, brakiem wyraźnych wzrostów LECAS oraz endogenicznym charakterem dyfuzji treści. Zestawienie tych wyników wskazuje, że zaawansowana analiza temporalno-strukturalna, łącząca wskaźniki LTIG, LAPS i LECAS z analizą treści, umożliwia empiryczną ocenę dynamiki wiralności oraz stopnia dopasowania komunikacji do rytmu medialnego, co może stanowić podstawę dalszych analiz optymalizacji czasu, formatu i tematyki przekazu w środowisku mediów społecznościowych.

#### **5.1.2.5. Współwystępowanie zmian strukturalnych i semantycznych w okresach intensyfikacji dyskursu (Hipoteza 5)**

Hipoteza pomocnicza 5 zakładała, że epizody wzmożonej aktywności komunikacyjnej współwystępują ze zmianami zarówno w strukturze sieci interakcji, jak i w semantycznej organizacji dyskursu. Innymi słowy, przyjęto, że ilościowe i semantyczne narzędzia analizy relacji, przepływów informacji oraz struktur wspólnotowych pozwalają uchwycić momenty rekonfiguracji komunikacyjnej, w których przekształceniom topologii sieci towarzyszą przesunięcia w przestrzeni znaczeń. Założenie to ma w niniejszej pracy charakter diagnostyczny i interpretacyjny, a nie prognostyczny: celem badania było rozpoznanie współwystępujących zmian w materiale empirycznym, a nie budowa modelu przewidującego przyszłe kryzysy lub zmiany wizerunkowe.

Weryfikacja hipotezy opierała się na zestawieniu dwóch porządków analitycznych: autorskich wskaźników temporalno-strukturalnych oraz analizy treści. Z jednej strony zastosowano autorskie metryki LTIG, LAPS oraz LECAS, które służyły odpowiednio do opisu lokalnych przyrostów wpływu w czasie, głębokości kaskad komunikacyjnych oraz aktywizacji międzyklastrowej. Z drugiej strony uwzględniono analizę treści oraz narzędzia semantyczne opisane w części metodologicznej. W aktualnej wersji metodologii wskazano bowiem wprost wykorzystanie narzędzi analizy semantycznej opartych na embeddingach tekstu z użyciem modeli typu BERT oraz redukcji wymiaru PCA i t-SNE do obserwacji zmian dyskursu w czasie w przestrzeni znaczeń.

Przeprowadzone analizy wskazywały, że w okresach wzmożonej aktywności komunikacyjnej mogło dochodzić do równoczesnych zmian zarówno w dynamice sieci, jak i w organizacji treści. W materiale roboczym pokazano na przykład, że najwyższe dzienne wartości LTIG odnotowano dla Mentzena (0,34; 2025-03-05) oraz Brauna (0,29; 2025-03-09), a analiza LAPS wskazywała, że u Mentzena średnia wartość tego wskaźnika wynosiła 3,57, przy przekroczeniach 4,2 w dniach wzmożonej aktywności. W tym samym materiale odnotowano, że wpis Brauna z 9 marca 2025 r., opublikowany krótko po wystąpieniu premiera, osiągnął pięciokrotnie wyższy poziom retweetów niż mediana jego treści w tym tygodniu.

W materiale roboczym wskazano również, że epizodom tym towarzyszyły przesunięcia semantyczne. W przypadku Brauna wykresy embeddingów miały pokazywać przesunięcie centroidu wypowiedzi w stronę klastra związanego z emocjami negatywnymi, z dominacją słów takich jak „atak”, „nadużycie” i „manipulacja”. Z kolei w przypadku Hołowni średnia pozycja tweetów przesuwiała się po jednym z epizodów w stronę obszarów związanych z neutralnością i stabilnością semantyczną. Równoległe negatywne impulsy semantyczne korelowały z czasowym spadkiem modularności o 0,12–0,15 oraz wzrostem liczby komponentów rozłącznych.

Uzupełniająco, w tej samej roboczej analizie wykazano, że LECAS dla Biejat wzrósł z 1,78 do 2,23 w ciągu dwóch dni, co można interpretować jako wzrost aktywizacji międzyklastrowej. Tego rodzaju obserwacja sugeruje, że okresy silniejszego rezonansu nie ograniczały się do wzrostu liczby reakcji, lecz mogły wiązać się również z czasowym przekraczaniem granic wspólnot komunikacyjnych.

W tym sensie Hipoteza pomocnicza 5 może zostać uznana za potwierdzoną w warstwie diagnostyczno-interpretacyjnej. Jej znaczenie nie polega na dostarczeniu narzędzia prognostycznego w ścisłym sensie, lecz na wykazaniu, że analiza komunikacji politycznej w środowisku platformowym wymaga jednoczesnego uwzględnienia dwóch współzależnych porządków: struktury relacji sieciowych oraz organizacji semantycznej przekazu. Dopiero zestawienie tych wymiarów pozwala uchwycić, że okresy wzmożonej aktywności komunikacyjnej nie są jedynie chwilowymi wzrostami liczby interakcji, lecz epizodami bardziej złożonej rekonfiguracji dyskursu, w których zmianom intensywności obiegu treści towarzyszą przesunięcia w układzie wspólnot, dynamice przepływów oraz dominujących ramach interpretacyjnych.

Z perspektywy badawczej oznacza to, że komunikacja polityczna w mediach społecznościowych nie może być redukowana ani do prostych wskaźników popularności, ani do samej analizy treści oderwanej od relacyjnego kontekstu ich cyrkulacji. Wzrost liczby reakcji, pojawienie się kaskad propagacyjnych, przejściowe osłabienie granic międzyklastrowych czy

zmiana dominującego profilu znaczeniowego dyskursu tworzą łącznie układ zjawisk, który dopiero w integracji odsłania rzeczywistą dynamikę oddziaływania komunikacyjnego. Potwierdzenie hipotezy w tym zakresie wskazuje zatem, że analiza struktury sieci oraz analiza organizacji przekazu powinny być traktowane jako komplementarne, a nie konkurencyjne poziomy opisu.

Wartość tego wniosku wykracza poza sam opis pojedynczych epizodów wzmożonej aktywności. Sugeruje ona bowiem, że intensyfikacja dyskursu politycznego w środowisku platformowym wiąże się zazwyczaj nie tylko z większą widocznością określonych komunikatów, lecz również z przejściową zmianą sposobu, w jaki treści są obiegyane, interpretowane i włączane do szerszych ram debaty publicznej. Tym samym badanie takich momentów wymaga aparatu analitycznego zdolnego do jednoczesnego rozpoznawania zmian topologicznych, propagacyjnych i znaczeniowych. Właśnie w tym sensie przyjęta w pracy perspektywa okazuje się poznawczo użyteczna: umożliwia pełniejszy opis okresów intensyfikacji dyskursu, ich wewnętrznej złożoności oraz ich znaczenia dla dynamiki współczesnej komunikacji politycznej.

Ostatecznie potwierdzenie Hipotezy 5 w wymiarze diagnostyczno-interpretacyjnym wzmacnia ogólny wniosek płynący z rozprawy, zgodnie z którym zjawiska komunikacyjne zachodzące na platformach społecznościowych mają charakter relacyjny, dynamiczny i wielowarstwowy. O ich przebiegu decyduje nie tylko treść pojedynczego komunikatu, lecz także sposób jego osadzenia w sieci, podatność wspólnot na aktywizację oraz kontekst semantyczny, w jakim komunikat zaczyna funkcjonować. Taka perspektywa nie daje podstaw do formułowania silnych przewidywań, ale pozwala trafniej rozumieć mechanizmy intensyfikacji, polaryzacji i przejściowej rekonfiguracji dyskursu politycznego w środowisku cyfrowym.

### **5.1.3. Synteza wyników weryfikacji hipotez**

Zestawienie wyników przeprowadzonych analiz pozwala stwierdzić, że zarówno hipoteza główna, jak i pięć hipotez pomocniczych zostały zweryfikowane empirycznie, przy czym w każdym przypadku uzyskano pozytywny wynik weryfikacji. Opracowanie oparte na danych z platformy X obejmujące ponad 100 000 tweetów oznaczonych hasztagami kandydatów oraz ponad 35 000 unikalnych użytkowników umożliwiło nie tylko rekonstrukcję złożonych sieci interakcji, ale także zastosowanie zintegrowanego aparatu badawczego, łączącego klasyczną analizę sieciową z autorskimi miarami temporalno-entropijnymi oraz analizą semantyczną. Zastosowanie wskaźników centralności (stopnia, pośrednictwa, bliskości, PageRank), miar strukturalnych (gęstość, współczynnik grupowania, długość ścieżek), metryk modularnych

(modularność, identyfikacja wspólnot), a także zaawansowanych wskaźników LTIG, LAPS, LECAS, LSCI, EVZ, LSWI oraz miar retencji i lojalności cyfrowej pozwoliło na wielowymiarową ocenę funkcjonowania kampanii w środowisku sieciowym.

Pozytywny wynik weryfikacji hipotezy głównej opiera się na wykazaniu spójnych zależności między strukturą sieci a efektywnością przekazu. Kandydaci o największym wpływie – przede wszystkim Mentzen, Braun i Zandberg – osiągnęli podwyższone wartości w całym zestawie kluczowych wskaźników: cechowali się wysoką centralnością w strukturze sieci, wysoką entropią zasięgu (EVZ) i komunikatywnością spektralną (LSCI), a ich komunikaty generowały kaskady o dużej głębokości (LAPS), częste impulsy temporalne (LTIG) oraz relatywnie wysoki udział interakcji o wysokim koszcie poznawczym (LSWI). Profil ten przekładał się na większy zasięg, większą trwałość relacji oraz wysoką zdolność do przekraczania granic wspólnot informacyjnych. Tym samym uzyskane wyniki empiryczne pozwalają uznać zasadnicze założenie badania za zweryfikowane pozytywnie.

Hipotezy pomocnicze dopełniają ten obraz, rozkładając złożony model oddziaływania na bardziej szczegółowe wymiary. Wyniki weryfikacji hipotezy 1 wskazują, że metryki takie jak EVZ i LSCI pozwalają ilościowo różnicować typy komunikacji – od struktur rozproszonych i wielośrodkowych, sprzyjających dyfuzji treści, po struktury silnie sklastrowane, wzmacniające mobilizację wewnątrz grup, lecz ograniczające dotarcie do odbiorców zewnętrznych. Hipoteza 2 pokazała, że wskaźniki modularne i miary mostowania (LECAS, ICI, *bridge nodes*) umożliwiają identyfikację rzeczywistych kanałów dystrybucji treści oraz węzłów pełniących funkcję kluczowych pośredników między wspólnotami. W ramach hipotezy 3 potwierdzono, że lojalność cyfrowa może być operacjonalizowana i mierzona strukturalnie – jako kombinacja wysokiej kohezji lokalnej, odporności komponentów sieci na usunięcie węzłów centralnych oraz wysokiego udziału użytkowników powracających w puli interakcji. Weryfikacja czwartej hipotezy wykazała powiązanie dynamiki LTIG i LAPS z kalendarzem wydarzeń medialnych, co pokazało, że wiralność treści jest w znacznym stopniu funkcją temporalnej synchronizacji oraz zbieżności semantycznej z aktualną agendą publiczną. Wyniki weryfikacji hipotezy 5 wskazują, że analiza sieci wzbogacona o embeddingi semantyczne i detekcję anomalii – może pełnić funkcję narzędzia prognostycznego w zarządzaniu wizerunkiem, umożliwiając wczesne identyfikowanie sygnałów kryzysowych oraz ocenę skuteczności działań naprawczych.

Dla przejrzystości w tabeli 15 przedstawiono zestawienie wszystkich hipotez, ich zakresu merytorycznego, kluczowych zastosowanych wskaźników, poziomu analizy oraz statusu weryfikacji.

Tabela 15. Zestawienie wszystkich hipotez

Hipoteza	Zakres merytoryczny	Kluczowe wskaźniki / techniki	Poziom analizy	Status weryfikacji	Główne wnioski
H (główna)	Związek między strukturą i dynamiką sieci a efektywnością komunikacji politycznej	Centralności (degree, betweenness, closeness, PageRank), gęstość, clustering, LTIG, LAPS, LECAS, LSCI, EVZ, ER, analizy regresyjne	Makrostruktura sieci kandydatów; porównania między kandydatami	Zweryfikowana pozytywnie	Kandydaci o najwyższych wartościach wskaźników sieciowych (Mentzen, Braun, Zandberg) osiągają przewagę w zasięgu, wiralności i trwałości relacji; topologia i dynamika sieci są silnie skorelowane z efektywnością przekazu.
H1	Zróznicowanie modeli komunikacji i dyspersji obiegu informacji w zależności od struktury sieci	EVZ (entropia zasięgu), LSCI (komunikatywność spektralna), LSWI (jakość interakcji), analiza rozkładów i kwantyle	Mezopoziom – profil sieci poszczególnych kandydatów, struktura odbiorców	Zweryfikowana pozytywnie	EVZ i LSCI różnicują sieci bardziej otwarte i wielośrodkowe od sieci bardziej zamkniętych i klastrowych; możliwe jest rozróżnienie strategii nastawionych na ekspansję oraz strategii nastawionych na konsolidację wspólnoty.
H2	Rola struktury wspólnotowej i węzłów pomostowych w przepływach	Modularność (Q), wykrywanie wspólnot (Louvain), LECAS, ICI, analiza węzłów pomostowych (bridge nodes), mapy przepływów	Mezopoziom i mikro – struktura wspólnot, węzły pośredniczące	Zweryfikowana pozytywnie	Sieci o wysokiej aktywacji międzywspólnotowej (Hołownia, Biejał, Zandberg) posiadają czytelne kanały przenoszenia treści między grupami; węzły pomostowe mają znaczenie większe niż same węzły o najwyższej centralności stopnia.
H3	Trwałość i stabilność wspólnot komunikacyjnych wokół kandydatów	Clustering coefficient, modularność, testy odporności (Giant Component Size po usunięciu węzłów centralnych), wskaźniki retencji (udział użytkowników powracających, stabilność rol-	Mikro- i mezopoziom – wewnętrzna struktura społeczności kandydatów	Zweryfikowana pozytywnie	Wysoka kohezja lokalna, redundancja powiązań i duży udział użytkowników powtarzających interakcje są strukturalnymi wskaźnikami lojalności cyfrowej; sieci o niskiej kohezji są bardziej podatne na fluktuacje i erozję zaangażo-

		ling windows)			wania.
H4	Temporalna dynamika propagacji treści i wiralności w relacji do rytmu kampanii	LTIG (impulsy wpływu w czasie), LAPS (głębokość kaskad), LECAS (aktywacja międzyklastrowa), ER, analiza dynamiki dziennej i kontekstu wydarzeń, jakościowa analiza hashtagów	Temporalno-strukturalny – dynamika kaskad w relacji do wydarzeń zewnętrznych	Zweryfikowana pozytywnie	Najwyższe wartości LTIG i LAPS występują w dniach silnego rezonansu z wydarzeniami medialnymi; wiralność zależy od współdziałania czasu publikacji, treści i strukturalnych właściwości sieci, a nie tylko od pojedynczych cech przekazu.
H5	Współwystępowanie zmian strukturalnych i semantycznych w okresach intensyfikacji dyskursu	LTIG, LAPS, LECAS, modularność w czasie, liczba komponentów, analiza treści, narzędzia semantyczne opisane metodologicznie	Temporalno-semantyczny i wspólnotowy – dynamika rekonfiguracji dyskursu	Zweryfikowana pozytywnie	Okresom wzmożonej aktywności komunikacyjnej mogą towarzyszyć równoczesne zmiany w strukturze relacji i organizacji semantycznej dyskursu; analiza sieciowa i analiza treści są tu komplementarnymi poziomami opisu, ale wynik nie ma charakteru prognostycznego.

*Źródło: Opracowanie własne*

Tak skonstruowana synteza pokazuje, że hipotezy nie funkcjonują jako odizolowane twierdzenia, lecz tworzą spójny schemat interpretacyjny: od ogólnej relacji między strukturą sieci a efektywnością komunikacji (hipoteza główna), przez typologię stylów komunikacyjnych (H1), identyfikację kanałów dystrybucji (H2), wymiar lojalności i trwałości wspólnot (H3), temporalno-wiralny wymiar oddziaływania (H4), aż po współwystępowanie zmian strukturalnych i semantycznych w okresach intensyfikacji dyskursu (H5). Metodyka zastosowana w badaniu, łącząca dane sieciowe, temporalne i semantyczne, nie tylko umożliwiła pozytywną weryfikację wszystkich sformułowanych hipotez, lecz także pozwoliła uporządkować ich wzajemne relacje w ramach jednego modelu interpretacyjnego. Wyznaczyła również kierunki dalszych prac, obejmujące integrację analiz sieciowych z modelami narracyjnymi i sentymentowymi, rozwój wskaźników hybrydowych dla kampanii wieloplatformowych oraz pogłębianie badań nad zależnościami między strukturą relacji, dynamiką przekazu i semantyczną organizacją dyskursu w środowisku mediów społecznościowych.

## 5.2. Analiza zgodności wyników z oczekiwaniami

Analiza zgodności wyników z oczekiwaniami teoretycznymi, przeprowadzona na poziomie całej sieci, wskazuje, że rekonstruowana z danych platformy X struktura interakcji politycznych w bardzo wysokim stopniu odpowiada temu, czego należało się spodziewać na gruncie współczesnej teorii grafów i analizy sieci społecznych. Innymi słowy, sieć nie okazała się zbiorem „anomalnym” czy idiosynkratycznym, lecz realizacją dobrze opisanych w literaturze wzorców: silnej modularności, własności świata małego, ciężkoogonowych rozkładów stopni, wyspecjalizowanego rdzenia oraz peryferyjnych stref niskiej aktywności<sup>513</sup>. Zgodność ta dotyczy zarówno wymiaru strukturalnego (topologia grafu), jak i temporalnego (dynamika kaskad), a także informacyjno-entropijnego (dyspersja zasięgu, rozproszenie ścieżek propagacji)<sup>514</sup>.

Na poziomie globalnym sieci kandydatów spełniają podstawowe kryteria sieci złożonych znane z badań nad komunikacją w mediach społecznościowych<sup>515</sup>. Rozkłady stopni mają charakter wyraźnie skośny, z niewielką liczbą węzłów o bardzo wysokiej liczbie połączeń (oficjalne konta, media, influencerzy polityczni) oraz rozlegą „długą końcówką” użytkowników

---

<sup>513</sup> D. J. Watts, S. H. Strogatz, *Collective dynamics of “small-world” networks*, „Nature” 1998, 393(6684), s. 440–442.

<sup>514</sup> D. J. Watts, S. H. Strogatz, *Collective dynamics of “small-world” networks*, „Nature” 1998, t. 393, nr 6684, s. 440–442.

<sup>515</sup> A. Rao, A. Legout, *Studying Social Networks at Scale: Macroscopic Anatomy of the Twitter Social Graph*, w: *SIGMETRICS '14*, 2014, s. 277–288.

uczestniczących sporadycznie. Jest to w pełni zgodne z oczekiwaniami wobec struktur o silnie nierównomiernym rozkładzie stopni<sup>516</sup>, w których dystrybucja wpływu i widoczności komunikacyjnej jest silnie nierównomierna. Podobnie, obserwowany wzorzec jednoczesnego wysokiego *clustering coefficient* oraz stosunkowo krótkiej średniej długości ścieżek wskazuje na obecność własności świata małego: użytkownicy tworzą gęsto powiązane lokalne grupy, a jednocześnie pozostają od siebie oddaleni zaledwie o kilka kroków geodezyjnych. Taka konfiguracja była przewidywana na etapie projektowania badań jako prawdopodobna cecha sieci komunikacyjnych o dużej skali, zwłaszcza gdy są one zorganizowane wokół wyróżnionych ośrodków politycznych.

Kluczowym elementem oczekiwań teoretycznych była również wysoka modularność całej struktury, wynikająca z polaryzacji sceny politycznej i tendencji użytkowników do łączenia się w relatywnie homogeniczne wspólnoty interpretacyjne. Wyniki analizy wspólnot, zarówno na poziomie poszczególnych kandydatów, jak i w ujęciu agregowanym, potwierdzają ten obraz: sieć rozkłada się na wyraźne klastry, w których dominują określone profile ideowe, styl komunikacji i repertuary symboliczne. Przewidywano, że wspólnoty te będą nie tylko formalnymi „modułami” algorytmicznymi, ale również społeczno-semantycznymi przestrzeniami o odmiennej dynamice dyskusji; analiza treści potwierdziła tę tezę, ukazując względną spójność tematyczną wewnątrz klastrow oraz wyraźne kontrasty między nimi. Oczekiwania co do istnienia *echo chambers* i bańek informacyjnych znalazły więc potwierdzenie zarówno w wymiarze strukturalnym (wysokie wartości modularności), jak i dyskursywnym (różnice w profilach semantycznych)<sup>517</sup>.

Jednocześnie wyniki potwierdziły, że pomimo wysokiej modularności sieć nie jest strukturą całkowicie rozczłonkowaną: zgodnie z założeniami projektowymi, istotną rolę odgrywają węzły pośredniczące, tworzące „mosty” między wspólnotami. Wskaźniki LECAS, ICI oraz wartości EVZ dla części użytkowników ujawniły obecność aktorów, którzy wbrew dominującej logice homofilii rozkładają swoje interakcje między różne segmenty sieci. Tego typu konfiguracja, obejmująca silne klastry połączone rzadkimi, ale strukturalnie kluczowymi więziami, była przewidywana jako najbardziej prawdopodobna, zgodna z klasycznym ujęciem „słabych więzi” i ich roli w dyfuzji informacji<sup>518</sup>. Empirycznie okazało się, że właśnie te mostujące węzły często odgrywają kluczową rolę w propagacji treści o charakterze wiralnym oraz

---

<sup>516</sup> D. J. Watts, S. H. Strogatz, Collective dynamics of “small-world” networks, „Nature” 1998, t. 393, nr 6684, s. 440–442.

<sup>517</sup> M. E. J. Newman, *Modularity and Community Structure in Networks*, „Proceedings of the National Academy of Sciences of the USA” 103 (2006), nr 23, s. 8577–8582.

<sup>518</sup> M. S. Granovetter, *The Strength of Weak Ties*, „American Journal of Sociology” 78 (1973), nr 6, s. 1360–1380.

w transferze narracji między obozami politycznymi, co stanowi bezpośrednią realizację oczekiwań formułowanych w części teoretycznej.

Z punktu widzenia dynamiki temporalnej sieci, uzyskane wyniki również wpisują się w przewidywany obraz. Zakładano, że aktywność komunikacyjna będzie miała charakter silnie epizodyczny, skoncentrowany wokół wydarzeń medialnych i momentów kampanijnych, oraz że przebieg tej aktywności będzie przypominał znane z literatury *bursty patterns*<sup>519</sup>, czyli sekwencje nagłych skoków poprzedzanych okresami względnego spoczynku. Trajektorie LTIG i rozkłady LAPS są zgodne z tym założeniem, ponieważ widoczne są wyraźne piki intensywności, w których całe podstruktury sieci „zapalały się” komunikacyjnie w odpowiedzi na nowe bodźce, po czym stopniowo wygasały, pozostawiając ślady w postaci trwałych zmian w relacjach między użytkownikami. Oczekiwano także, że piki te będą silnie skorelowane z zewnętrznym kalendarzem wydarzeń politycznych i medialnych. Zgodność czasowa między skokami LTIG, wzrostami LAPS i zewnętrznym rytmem kampanii i wydarzeń medialnych wskazuje na wysoką zgodność z tym założeniem.

Ważnym elementem zgodności z oczekiwaniami była także koherencja różnych wymiarów opisu sieci. Zakładano, że wskaźniki strukturalne, temporalne i entropijne nie będą generować sprzecznych narracji, lecz uzupełniające się perspektywy. I rzeczywiście, kandydaci oraz segmenty sieci, które na poziomie topologicznym lokowały się w centrum struktury (wysokie centralności, LSCI), zazwyczaj odgrywały również znaczącą rolę w dynamice kaskad (wysokie LTIG, LAPS) oraz charakteryzowały się specyficznymi profilami znaczeniowymi. Z kolei obszary peryferyjne, słabo skomunikowane i nisko entropijne, rzadko stawały się miejscem istotnych procesów wiralnych. Poszczególne metryki nie tylko pozostawały ze sobą zgodne, ale wspólnie tworzyły spójny obraz sieci, którego zasadnicze cechy zostały przewidziane w modelu teoretycznym.

Wreszcie, analiza zgodności wyników z oczekiwaniami na poziomie całej sieci przemawia za zasadnością przyjętego założenia, że sieci polityczne w mediach społecznościowych należy traktować jako systemy złożone, w których oddziaływanie komunikacyjne jest efektem współdziałania wielu nakładających się mechanizmów: strukturalnych (topologia, wspólnoty, mosty), temporalnych (impulsy wpływu, rytm kampanii) oraz semantycznych (profile tematyczne i emocjonalne). Empiryczna struktura badanej sieci okazała się dobrze przewidywalna na gruncie tych założeń. Nie ujawniła nieoczekiwanych anomalii makro, lecz potwierdziła, że zaproponowany model opisu, łączący klasyczną teorię grafów z nowszymi ujęciami tempo-

---

<sup>519</sup> A.-L. Barabási, „*The origin of bursts and heavy tails in human dynamics*”, *Nature*, 435(7039), 2005, s. 207–211.

ralnymi i entropijnymi, stanowi adekwatne narzędzie analizy komunikacji politycznej w środowiskach cyfrowych. Zbieżność między oczekiwaniami a wynikami, widoczna na poziomie globalnych własności sieci, stanowi tym samym ważny argument na rzecz trafności przyjętej perspektywy teoretycznej i zasadności dalszego rozwijania zaproponowanego aparatu metrycznego.

Analiza przeprowadzona w rozprawie pokazuje, że empirycznie zrekonstruowane sieci komunikacji politycznej w mediach społecznościowych można traktować jako pełnoprawne przykłady współczesnych sieci złożonych, a nie jako przypadek szczególny, oderwany od klasycznych ujęć teorii grafów. Struktury ujawnione w badaniu, niezależnie od konkretnych konfiguracji lokalnych, wykazują kombinację cech typowych dla modeli sieci małoświatowych, skali potęgowej i systemów silnie zmodularyzowanych: wysoka lokalna koncentracja połączeń współlistnieje z krótkim dystansem globalnym, na tle wyraźnie nierównego rozkładu pozycji aktorów w przestrzeni relacyjnej<sup>520</sup>.

Jednocześnie materiał empiryczny jednoznacznie wskazuje, że analizy czysto topologiczne, oparte wyłącznie na statycznych właściwościach grafu, są niewystarczające do opisu współczesnej komunikacji cyfrowej. Dopiero włączenie wymiaru temporalnego, obejmującego rytm pojawiania się impulsów aktywności, kaskad propagacyjnych, oraz wymiaru informacyjnego, odnoszącego się do rytmu pojawiania się treści, zróżnicowania obiegu i pól tematycznych, pozwala uchwycić mechanizmy, które pozostają niewidoczne z perspektywy statycznego przekroju sieci. Wyniki badania wpisują się tym samym w rosnący nurt analiz, w których graf nie jest traktowany jako zamrożona sieć relacji, lecz jako projekcja procesów ciągłej aktualizacji więzi, przepływów i znaczeń.

W perspektywie teorii grafów oznacza to przesunięcie akcentu z pytania o to, jaka jest struktura sieci, ku pytaniom o to, w jaki sposób sieć generuje, filtruje i wzmacnia oddziaływanie, a także jak węzły i krawędzie uczestniczą w konstytuowaniu sfery publicznej. Zastosowany aparat metryczny, obejmujący zarówno wskaźniki klasyczne, jak i autorskie miary temporalno-entropijne, pokazuje, że zjawiska takie jak polaryzacja, wiralność, czy trwałość wspólnot komunikacyjnych można modelować wprost w kategoriach grafowych, bez redukcji ich do poziomu wyłącznie jakościowych opisów. Wskazuje to zarazem na potrzebę myślenia o analizie sieci społecznościowych nie jako o narzędziu pomocniczym, lecz jako o użytecznej perspektywie badawczej w naukach społecznych.

---

<sup>520</sup> D. J. Watts, S. H. Strogatz, *Collective dynamics of "small-world" networks*, „Nature” 1998, t. 393, s. 440–442.

### 5.2.1. Integracja uzyskanych wyników z istniejącymi teoriami i koncepcjami

Na poziomie integracji teoretycznej wyniki badań pozostają spójne z kluczowymi koncepcjami wypracowanymi w ramach klasycznej i współczesnej teorii sieci<sup>521</sup>, a zarazem sugerują konieczność ich systematycznego rozszerzania.

Po pierwsze, uzyskane wyniki wskazują na heurystyczną użyteczność modeli *small-world* oraz ujęć opisujących sieci o silnie nierównomiernym rozkładzie stopni. Struktury rekonstruowane w rozprawie odpowiadają spodziewanemu obrazowi, dominuje w nich niewielka liczba węzłów o szczególnie wysokiej aktywności, występuje długa końcówka użytkowników słabo zaangażowanych, a także względnie krótki dystans geodezyjny między dowolnymi dwoma aktorami<sup>522</sup>. Z punktu widzenia teorii można to interpretować jako wskazanie, że polityczna sfera komunikacyjna w mediach społecznościowych, mimo swojej specyfiki pod względem treści i norm, podlega tym samym prawidłowościom strukturalnym, które obserwowano wcześniej w sieciach technologicznych, naukowych czy ekonomicznych<sup>523</sup>.

Po drugie, wyniki pozostają zgodne z ujęciem homofilii oraz z teorią słabych więzi<sup>524</sup>. Wysoka modularność i wyraziste wspólnoty odzwierciedlają tendencję aktorów do grupowania się w ideologicznie i stylistycznie spójne klastry; jednocześnie istnienie ograniczonej liczby powiązań między tymi klastrami ilustruje rolę mostów i brokerów strukturalnych<sup>525</sup>. Z perspektywy teorii oznacza to, że dyfuzja treści politycznych odbywa się w dwóch reżimach: szybka i gęsta cyrkulacja wewnątrz wspólnot oraz rzadsze, lecz strukturalnie kluczowe transfery pomiędzy odległymi segmentami sieci. Empiryczna obserwacja takiego dwupoziomowego porządku stanowi ilustrację intuicji Granovettera i Burta dotyczących znaczenia słabych więzi oraz dziur strukturalnych.<sup>526</sup>

Po trzecie, zastosowanie miar temporalnych i entropijnych wpisuje się w rozwijającą się linię badań nad sieciami czasowymi. Zamiast traktować graf jako jednorazowy obiekt, rozprawa operuje sekwencją kolejnych stanów sieci, w których miary takie jak gradient wpływu w czasie czy głębokość propagacji umożliwiają modelowanie kaskad informacyjnych

---

<sup>521</sup> R. Light, J. Moody, *Introduction*, w: *The Oxford Handbook of Social Networks*, Oxford University Press, 2020, s. 2–9.

<sup>522</sup> D. J. Watts, S. H. Strogatz, *Collective dynamics of “small-world” networks*, „Nature” 1998, t. 393, nr 6684, s. 440–442.

<sup>523</sup> S. H. Strogatz, *Exploring complex networks*, „Nature” 2001, 410, s. 268–276.

<sup>524</sup> S. Boccaletti, V. Latora, Y. Moreno, M. Chavez, D.-U. Hwang, *Complex networks: Structure and dynamics*, „Physics Reports” 2006, t. 424, nr 4–5, s. 189–191.

<sup>525</sup> J. M. McPherson, L. Smith-Lovin, J. M. Cook, *Birds of a Feather: Homophily in Social Networks*, „Annual Review of Sociology” 2001, t. 27, s. 415–444.

<sup>526</sup> M. S. Granovetter, *The strength of weak ties*, „American Journal of Sociology” 1973, t. 78, nr 6, s. 1360–1380.

w duchu współczesnych modeli dyfuzji innowacji i globalnych kaskad<sup>527</sup>. Występowanie epizodów gwałtownego wzrostu aktywności, przerywających okresy względnej stabilizacji, pozostaje zbieżne z rozpoznaniem dotyczącym „wybuchowej” dynamiki komunikacji w środowiskach cyfrowych, a jednocześnie może być formalizowane w kategoriach progów aktywacji i struktur podatności sieci.

Po czwarte, włączenie wymiaru analizy treści pozwala na powiązanie aparatu grafowego z ujęciami rozwijanymi w ramach *computational social science*. W takim podejściu sieć przestaje być wyłącznie zbiorem relacji między anonimowymi węzłami, a staje się strukturą organizującą przepływ konkretnych treści, stylów komunikacyjnych i emocji<sup>528</sup>. Wyniki wskazują, że pewne konfiguracje topologiczne, na przykład silnie zmodularyzowane klastry, sprzyjają określonym reżimom dyskursywnym, takim jak komunikacja polaryzująca i konfliktowa, podczas gdy inne konfiguracje sprzyjają raczej przepływowi informacyjnym o charakterze bardziej inkluzywnym lub deliberacyjnym.

Wreszcie, rozprawa wnosi wkład do dyskusji nad metodologicznym statusem wskaźników „autorskich” w analizie sieci. Miary takie jak LTIG, LAPS, LECAS, LSCI czy EVZ można traktować jako próbę formalizacji kategorii, które dotychczas funkcjonowały głównie na poziomie opisowym, takich jak impet kampanii, wiralność, międzywspólnotowa aktywizacja, globalna komunikatywność struktury czy rozproszenie zasięgu. Ich zastosowanie pokazuje, że teoria grafów jest otwartym systemem, w którym nowe konstrukty metryczne mogą stanowić pomost między abstrakcyjnymi modelami a konkretnymi zjawiskami komunikacji politycznej. Integracja tych wskaźników z klasycznymi koncepcjami, zamiast je zastępować, pozwala zachować ciągłość teoretyczną, a zarazem zwiększa zdolność aparatu sieciowego do opisywania wielowymiarowej, dynamicznej i semantycznie nasyconej rzeczywistości cyfrowej.

### **5.2.2. Wskazanie ewentualnych nowych teoretycznych ujęć w badaniach nad komunikacją polityczną w mediach społecznościowych**

Uzyskane wyniki empiryczne wskazują, że klasyczny aparat teorii grafów, choć wciąż niezwykle użyteczny, jest niewystarczający do wyczerpującego opisu zjawisk zachodzących w złożonych, wysoko dynamicznych środowiskach komunikacji cyfrowej. Analizowane sieci nie są wyłącznie strukturami relacji, lecz zarazem nośnikami strumieni treści, emocji i znaczeń, które podlegają ciągłym fluktuacjom w czasie. Oznacza to, że konieczne jest przeje-

---

<sup>527</sup> P. Holme, J. Saramäki, *Temporal networks*, „Physics Reports” 2012, t. 519(3), s. 97–125.

<sup>528</sup> D. Lazer i in., *Computational social science*, „Science” 2009, t. 323, nr 5915, s. 721–723.

ście od paradygmatu *statycznego grafu* do paradygmatu *sieci czasowo-semantycznych*, w których topologia, dynamika i zawartość informacyjna są traktowane jako współzależne wymiary jednego systemu. Wprowadzone w pracy metryki temporalne, takie jak LTIG (*Log-Time Influence Gradient*) i LAPS (*Log-Adjusted Propagation Sensitivity*), stanowią punkt wyjścia do przeformułowania pojęcia wpływu. Zamiast ujmować go jako własność przypisaną węzłowi w pojedynczym przekroju sieci, należy rozpatrywać wpływ jako proces różniczkowy, rozciągnięty w czasie, opisany trajektorią zmian w przestrzeni logarytmicznie przekształconych wartości. W takim ujęciu centralność staje się nie tyle „stanem”, ile *ścieżką* – sekwencją przyrostów i spadków, powiązanych z cyklem życia komunikatów, rytmem agendy publicznej i strukturą podatności odbiorców. Teoretycznie sugeruje to potrzebę budowy koncepcji „centralności dynamicznych”, definiowanych nie tylko przez pozycję węzła w grafie, lecz przez stabilność, amplitudę i częstotliwość jego trajektorii wpływu w czasie<sup>529</sup>.

Z kolei metryki entropijne, takie jak LECAS (*Log-Entropy Core Activation Score*) i EVZ (*Entropiczny Wektor Zasięgu*), wskazują na konieczność włączenia do teorii grafów wyraźnego komponentu informacyjnego. Klasyczne ujęcia wpływu koncentrują się na intensywności relacji (liczba połączeń, przepływ po najkrótszych ścieżkach), zakładając w istocie, że każde połączenie ma jednakowy „status informacyjny”. Wyniki badania sugerują natomiast, że kluczowe znaczenie ma *różnorodność* i *rozproszenie* powiązań: to, czy węzeł oddziałuje w obrębie jednego, homogenicznego klastra, czy też rozkłada swój wpływ na wiele segmentów sieci. Entropijne metryki zasięgu pozwalają formalizować takie intuicje, wprowadzając do teorii grafów pojęcia zaczerpnięte z teorii informacji (dyspersja, niepewność, rozkład prawdopodobieństwa kontaktu z różnymi klasami odbiorców)<sup>530</sup>. W perspektywie teoretycznej otwiera to drogę do budowy *grafów informacyjnych*, w których węzeł charakteryzowany jest nie tylko przez stopień, ale przez entropię struktury swoich relacji.

Za szczególnie istotne można uznać powiązanie miar strukturalnych z metrykami semantycznymi i komunikacyjnymi. W praktyce oznacza to postulat rozwinięcia teorii grafów w kierunku *grafów multimodalnych*, w których warstwa topologiczna, odpowiadająca na pytanie, kto z kim jest połączony, warstwa temporalna, opisująca moment występowania interakcji, oraz warstwa semantyczna, odnosząca się do treści wymienianych pomiędzy aktorami, są ujmowane w jednym spójnym modelu. W takim ujęciu węzeł jest jednocześnie podmiotem relacji, źródłem strumieni czasowych i nadawcą określonego repertuaru znaczeń. Teoretycz-

---

<sup>529</sup> P. Holme, J. Saramäki, *Temporal Networks*, „Physics Reports” 519 (2012), nr 3, s. 97–125.

<sup>530</sup> M. Dehmer, A. Mowshowitz, *A History of Graph Entropy Measures*, „Information Sciences” 181 (2011), nr 1, s. 57–78.

nie prowadzi to do koncepcji sieci wielowarstwowych (*multi-layer / multiplex networks*) rozszerzonych o dodatkową warstwę *semantic layer*, w której krawędzie są etykietowane nie tylko wagą, ale również wektorami embeddingów treści<sup>531</sup>. Analiza społeczności w takich sieciach wymagałaby rozszerzenia klasycznych metod modularności (Louvain, Leiden)<sup>532</sup> o komponent spektralny i temporalny, tak aby wspólnoty definiować nie tylko jako obszary zagęszczonych połączeń, lecz jako regiony relatywnie stabilnych, powtarzalnych konfiguracji strukturalno–semantycznych.

Wprowadzenie logarytmicznych przekształceń danych oraz deprecjacji wpływu ze względu na dystans czasowy i topologiczny sugeruje także potrzebę rozwijania teorii propagacji w kierunku modeli nieliniowych i stochastycznych. Klasyczne modele epidemiologiczne (SI, SIS, SIR) stosowane w analizie sieci zakładają zazwyczaj jednorodne prawdopodobieństwa przejścia stanu wzdłuż krawędzi i ignorują semantykę przekazu. Wyniki badania wskazują, że rzeczywiste procesy rozprzestrzeniania się treści są silnie zależne od czasu, w tym od opóźnień i wygaszania zainteresowania, od kontekstu, na przykład zgodności z dominującymi trendami, oraz od pozycji strukturalnej nadawcy. Z tego punktu widzenia zasadne wydaje się opracowanie hybrydowych modeli dyfuzji, łączących klasyczne podejście epidemiologiczne z parametrami w rodzaju LAPS i LTIG, w których prawdopodobieństwo „zakażenia” komunikatem byłoby funkcją zarówno odległości topologicznej, jak i aktualnego gradientu wpływu węzła oraz entropii jego zasięgu. Takie modele mogłyby znaleźć zastosowanie w analizach wiralizacji treści, rozprzestrzeniania fake newsów oraz procesów mobilizacyjnych w kampaniach politycznych<sup>533</sup>.

Szczególnie obiecującym kierunkiem rozwoju jest konceptualizacja *temporalnej entropii wpływu*. Obecnie wpływ węzła rozpatruje się często poprzez pojedyncze epizody o wysokiej intensywności, tymczasem z perspektywy teorii systemów złożonych kluczowa jest struktura zmienności w czasie: czy dana trajektoria jest stabilna, oscylacyjna, czy chaotyczna. Można zatem postulować rozwój typologii stylów wpływu, w której wyróżniano by wpływ stabilny, (niskie odchylenie, wysoka przewidywalność), wpływ oscylacyjny (cykliczne epizody wzmożonej aktywności) oraz wpływ chaotyczny (wysoka nieprzewidywalność i nieregularne skoki), mierzony na przykład poprzez rozkłady przyrostów LTIG, rozrzut wartości LAPS

---

<sup>531</sup> M. Kivelä i in., *Multilayer Networks*, „Journal of Complex Networks” 2 (2014), nr 3, s. 263–271.

<sup>532</sup> V. D. Blondel, J.-L. Guillaume, R. Lambiotte, E. Lefebvre, *Fast Unfolding of Communities in Large Networks*, „Journal of Statistical Mechanics: Theory and Experiment” (2008), nr 10, s. 6–9.

<sup>533</sup> S. Vosoughi, D. Roy, S. Aral, *The Spread of True and False News Online*, „Science” 359 (2018), nr 6380, s. 1146–1151.

w czasie oraz miary entropii trajektorii<sup>534</sup>. Teoretycznie łączyłoby to dorobek teorii chaosu, procesów punktowych i sieci czasowych w jednym, spójnym frameworku. Uzyskane wyniki sugerują, że dalszy rozwój analiz sieciowych w kontekście społeczności cyfrowych może zmierzać w kierunku ściślejszej integracji trzech porządków: metod topologicznych, analizy treści oraz podejść probabilistycznych i procesowych. Taka integracja wzmacnia potencjał badań nad komunikacją społeczną i mediami, ponieważ pozwala ujmować procesy komunikacyjne nie tylko jako układy relacji między aktorami, lecz także jako dynamiczne obiegi treści, emocji i znaczeń. Zaproponowane w niniejszej pracy metryki można traktować jako wkład w rozwój aparatu badawczego nauk o komunikacji społecznej i mediach. Pokazują one, że struktura relacji, dynamika obiegu treści i organizacja przekazu mogą być analizowane łącznie, a nie w odseparowanych, równoległych porządkach analizy.

### 5.3. Wytyczne dla przyszłych badań

Przeprowadzone analizy empiryczne potwierdziły wysoką użyteczność metod analizy sieci społecznościowych jako narzędzia wspierającego diagnozę i optymalizację komunikacji medialnej w środowiskach cyfrowych. Jednocześnie unaocznily one szereg ograniczeń związanych z jednowymiarowością platformy badawczej X, skończonym horyzontem czasowym oraz koniecznością operowania przede wszystkim na relacjach tekstowych. W perspektywie dalszego rozwoju pola oznacza to, że uzyskane wnioski powinny być traktowane jako element większego, otwartego programu badawczego, a nie jako zamknięty model wyjaśniający.

Z punktu widzenia teorii i metodologii analizy sieci społecznych kluczowe wydaje się przejście od badań opartych na pojedynczych platformach i statycznych przekrojach sieci do ujęć: wieloplatformowych i wielowarstwowych (*multi-layer, multiplex*)<sup>535</sup>, jawnie temporalnych, uwzględniających procesualność relacji i przepływów, oraz multimodalnych, integrujących dane tekstowe, wizualne i audiowizualne w jednym modelu analitycznym. Wyzwaniem jest zatem nie jedynie „powtórzenie” zastosowanych tu procedur w innych kontekstach, lecz systematyczne rozszerzanie aparatu badawczego w kierunku bardziej ogólnych ram obliczeniowych, zdolnych uchwycić złożoność współczesnych ekosystemów cyfrowych.

W niniejszym podrozdziale wskazano dwa komplementarne poziomy wytycznych: obszary problemowe, które domagają się dalszej eksploracji (5.3.1.), oraz rekomendacje metodyczno-strategiczne dla badaczy zainteresowanych rozwijaniem analiz sieciowych (5.3.2.). Oba

---

<sup>534</sup> S. M. Pincus, *Approximate Entropy as a Measure of System Complexity*, „Proceedings of the National Academy of Sciences” 88 (1991), nr 6, s. 2297–2301.

<sup>535</sup> S. Boccaletti i in., *The Structure and Dynamics of Multilayer Networks*, „Physics Reports” 544 (2014), nr 1, s. 101–122.

poziomy łączy przekonanie, że analiza grafowa powinna być traktowana jako element szerszego, interdyscyplinarnego paradygmatu badawczego, w którym techniki ilościowe, jakościowe i obliczeniowe pozostają w ścisłym sprzężeniu zwrotnym.

### 5.3.1. Propozycje obszarów do dalszych badań

Rozwój badań nad zastosowaniem analizy sieci społecznościowych w komunikacji cyfrowej wymaga systematycznego poszerzania zarówno zakresu materiału empirycznego, jak i repertuaru narzędzi teoretyczno–metodologicznych. Pierwszym, oczywistym, lecz wciąż niewystarczająco zrealizowanym kierunkiem jest wyjście poza jedną platformę i jeden model interakcji. Platforma X generuje stosunkowo klasyczną strukturę grafową, opartą na obserwowaniu kont, retweetach i odpowiedziach, natomiast takie środowiska jak TikTok, Instagram, LinkedIn czy Twitch operują zasadniczo odmiennymi mechanizmami: rekomendacją algorytmiczną, feedem opartym na podobieństwie treści, sieciami relacji formalnych, interakcjami silnie synchronicznymi czy logiką kanałów transmisji na żywo<sup>536</sup>.

Przyszłe badania powinny zatem rozwijać paradygmat sieci wielowarstwowych, w którym odrębne warstwy reprezentują nie tylko różne platformy, ale także różne typy więzi, na przykład obserwowanie, komentowanie, współobecność w transmisji, współtworzenie treści. Tego rodzaju ujęcie umożliwia analizę *translacji wpływu* pomiędzy platformami (np. migracja odbiorców, przenoszenie narracji) oraz uchwycenie zjawisk, które nie są widoczne w pojedynczej warstwie, takich jak koordynacja kampanii dezinformacyjnych prowadzonych równoległe na wielu platformach<sup>537</sup>.

Drugim kluczowym obszarem jest pogłębiona integracja analizy strukturalnej z analizą semantyczną i afektywną treści. Wykorzystanie nowoczesnych modeli przetwarzania języka naturalnego, takich jak BERT, RoBERTa, Sentence Transformers i ich następców, umożliwia reprezentację wypowiedzi jako punktów w przestrzeniach wektorowych wysokiego wymiaru, w których odległość odzwierciedla podobieństwo semantyczne<sup>538</sup>. Połączenie tych reprezentacji z grafowymi opisami relacji pomiędzy nadawcami i odbiorcami otwiera możliwość budowy grafów semantyczno-społecznych, w których węzły reprezentują aktorów lub tematy, krawędzie kodują zarówno relacje społeczne, jak i podobieństwo treści, a wspólnoty odzwier-

---

<sup>536</sup> J. van Dijck, T. Poell, *Understanding social media logic*, „Media and Communication” 2013, t. 1, nr 1, s. 2–14.

<sup>537</sup> M. Kivelä i in., *Multilayer networks*, „Journal of Complex Networks” 2014, t. 2(3), s. 203–271.

<sup>538</sup> J. Devlin, M.-W. Chang, K. Lee, K. Toutanova, *BERT: Pre-training of Deep Bidirectional Transformers for Language Understanding*, w: „Proceedings of the 2019 Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics: Human Language Technologies (NAACL-HLT)”, Minneapolis 2019, s. 4171–4186.

ciędlają klastry ideologiczne oraz bańki interpretacyjne, a nie jedynie komponenty mechanicznie wyodrębnione przez algorytm. Takie podejście pozwoliłoby zoperacjonalizować zjawiska homofilii ideologicznej, polaryzacji, radykalizacji czy konwergencji opinii w kategoriach ściśle sieciowych, z jednoczesnym uwzględnieniem wymiaru znaczeniowego przekazu<sup>539</sup>.

Trzecim obszarem o wysokim potencjale jest analiza danych multimodalnych. Współczesne środowiska cyfrowe są coraz silniej zdominowane przez treści wizualne i audiowizualne (memy, wideo krótkie i długie, transmisje na żywo), które pod względem mechanizmów oddziaływania znacząco różnią się od komunikacji tekstowej<sup>540</sup>. Przyszłe badania powinny zatem rozwijać multimodalne grafy komunikacji, w których węzły reprezentujące treści posiadają równocześnie reprezentacje tekstowe, wizualne i dźwiękowe, a podobieństwo między nimi jest określane w przestrzeni cech multimodalnych<sup>541</sup>. Pozwoliłoby to modelować takie zjawiska, jak wiralizacja memów, rola form wizualnych w mobilizacji politycznej czy różnice w strukturze dystrybucji treści wideo i tekstowych w ramach tej samej kampanii.

Czwartym, szczególnie perspektywicznym kierunkiem jest wdrożenie dynamicznych modeli predykcyjnych opartych na uczeniu głębokim na grafach. Architektury typu *Graph Neural Networks* (GNN), *Graph Attention Networks* (GAT) oraz *Temporal Graph Networks* (TGN) umożliwiają uczenie się reprezentacji węzłów i krawędzi, które zmieniają się w czasie, oraz modelowanie zjawisk takich jak przewidywanie powstania nowych krawędzi, prognozowanie trajektorii wpływu, detekcja anomalii, na przykład skoordynowanych kampanii dezinformacyjnych, oraz identyfikacja węzłów o potencjale krytycznym dla rozprzestrzeniania się treści<sup>542</sup>. Integracja zaproponowanych w rozprawie metryk (LTIG, LAPS, LECAS, EVZ) z tymi modelami na przykład jako cech wejściowych lub elementów funkcji straty, mogłaby doprowadzić do powstania hybrydowych modeli prognostycznych, zdolnych oceniać w czasie quasi rzeczywistym ryzyko eskalacji kryzysu informacyjnego lub sukcesu mobilizacji politycznej.

W tym kontekście warto również odnotować, że w najnowszej literaturze pojawiają się bardziej radykalne próby przekroczenia klasycznego aparatu teorii grafów, inspirowane formalizmem mechaniki kwantowej. W ramach tzw. *Quantum Graph Theory* oraz pokrewnych podejść sieciowych proponuje się modelowanie procesów dyfuzji informacji i wpływu

---

<sup>539</sup> M. McPherson, L. Smith-Lovin, J. M. Cook, *Birds of a Feather: Homophily in Social Networks*, „Annual Review of Sociology” 2001, t. 27, s. 415–444.

<sup>540</sup> M. Szewczyk, *Zmediatyzowany obraz*, „Roczniki Kulturoznawcze” XVI (2025), nr 4, s. 75–92.

<sup>541</sup> T. Baltrušaitis, C. Ahuja, L.-P. Morency, *Multimodal Machine Learning: A Survey and Taxonomy*, „IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence” 2019, t. 41, nr 2, s. 423–443.

<sup>542</sup> P. Veličković i in., *Graph Attention Networks*, ICLR 2018, arXiv:1710.10903.

z wykorzystaniem pojęć takich jak superpozycja stanów, interferencja ścieżek propagacji czy entropia von Neumanna<sup>543</sup>. Ujęcia te traktują sieć nie tylko jako strukturę relacji, lecz jako układ dynamicznych stanów informacyjnych, w których oddziaływanie nie musi być redukwalne do klasycznych, addytywnych przepływów. Choć podejścia kwantowe otwierają interesujące perspektywy teoretyczne dla badań nad komunikacją w środowiskach cyfrowych, w niniejszej rozprawie pozostają one poza zakresem bezpośrednich analiz empirycznych. Praca świadomie lokuje się w obrębie klasycznej teorii grafów, rozszerzonej o miary temporalne, entropijne i semantyczne, traktując je jako etap pośredni pomiędzy statycznymi modelami grafowymi a bardziej abstrakcyjnymi formalizmami kwantowymi.

Ostatnim, lecz nie mniej istotnym obszarem jest rozwój badań porównawczych i podłużnych. Zasadne jest prowadzenie syntez porównujących topologię, dynamikę i semantykę sieci w różnych systemach politycznych, kulturach komunikacyjnych i językach. Pozwoliłoby to rozstrzygnąć, w jakim stopniu obserwowane w niniejszej pracy mechanizmy, takie jak rola brokerów, wzory polaryzacji czy strukturalne zakorzenienie lojalności cyfrowej, mają charakter uniwersalny, a w jakim są produktem specyficznych uwarunkowań instytucjonalnych i historycznych.

### 5.3.2. Możliwości rozwinięcia tematu

Złożoność współczesnych ekosystemów informacyjnych implikuje rosnące wymagania wobec badaczy zajmujących się analizą sieci społecznych. Konieczne staje się łączenie kompetencji z zakresu teorii społecznej, metod ilościowych, metod jakościowych, informatyki oraz wizualizacji danych. Poniżej wskazano wybrane kierunki, które mogą stanowić ramę rozwoju badań w tym obszarze.

Po pierwsze, szczególnie obiecującym polem jest analiza mikrodynamiki interakcji z wykorzystaniem koncepcji *network motifs*<sup>544</sup>. Zamiast ograniczać się do opisu struktur makroskopowych (wspólnot, komponentów, rozkładów centralności), można skoncentrować uwagę na powtarzalnych mikrostrukturach, obejmujących triady, małe podgrafy oraz mikro-kaskady, które pełnią funkcję „elementarnych cegieł” zjawisk makrospołecznych<sup>545</sup>. W kontekście komunikacji politycznej badania motywów mogłyby ujawnić, jakie konfiguracje lokalne (np. układy typu media → polityk → odbiorcy, triady antagonistyczne, asyme-

---

<sup>543</sup> E. Estrada, *The Structure of Complex Networks: Theory and Applications*, Oxford University Press, Oxford 2011, rozdz. 7: *Quantum Walks and Network Structure*, s. 233–276.

<sup>544</sup> R. Milo, S. Shen-Orr, S. Itzkovitz, N. Kashtan, D. Chklovskii, U. Alon, *Network motifs: Simple building blocks of complex networks*, „Science” 298(5594)/2002, s. 824–827.

<sup>545</sup> Tamże.

tryczne struktury ataku wielu kont na jednego aktora) poprzedzają wyłonienie się kaskady wiralnej lub kryzysu reputacyjnego.

Po drugie, niedostatecznie rozwiniętym obszarem pozostaje analiza sieci marginalnych i nieformalnych, takich jak mikrospołeczności alternatywne, grupy peryferyjne, subkultury cyfrowe, sieci aktywistyczne, struktury funkcjonujące w półcieniu platform na przykład zamknięte grupy, serwery czy szyfrowane komunikatory. Struktury te mogą pełnić rolę laboratoriów innowacji komunikacyjnych i źródeł emergentnych trendów, które dopiero z czasem przenikają do głównego nurtu sfery publicznej. Ich badanie wymaga adaptacji metodologii do struktur rozproszonych, słabo skomunikowanych, częściowo ukrytych, co z kolei implikuje potrzebę łączenia analizy sieciowej z narzędziami badań jakościowych i etnograficznych<sup>546</sup>.

Po trzecie, istnieje znacząca luka w zakresie badań porównawczych o wymiarze kulturowym. Nawet jeśli platformy mają charakter globalny, wzory korzystania z nich, repertuary komunikacyjne i normy interakcyjne są silnie zróżnicowane kulturowo. Z tego względu zasadne są projekty porównujące:

- topologie sieci politycznych w różnych krajach,
- role symboliki narodowej i narracji tożsamościowych w strukturze powiązań,
- mechanizmy mobilizacji i demobilizacji w sieciach ruchów społecznych funkcjonujących w odmiennych reżimach politycznych.

Analizy takie pozwoliłyby przetestować hipotezę o „lokalnych odmianach” społeczeństwa sieciowego i sprawdzić, w jakim stopniu globalne platformy faktycznie homogenizują praktyki komunikacyjne.

Po czwarte, szczególnie wartościowa wydaje się połączenie analizy sieciowej, mającej charakter obliczeniowy i ilościowy, z badaniami jakościowymi. Dane grafowe dostarczają informacji o strukturze i dynamice relacji, ale nie wyjaśniają, jakie motywacje, znaczenia i strategie kryją się za obserwowanymi wzorami. Łączenie analiz ilościowych (metryki sieciowe, modele predykcyjne) z wywiadami, analizą dyskursu, obserwacją uczestniczącą czy etnografią cyfrową pozwala konfrontować „widok z lotu ptaka” (*macro-view*) z „widokiem z wnętrza sieci” (*actor's view*). W szczególności w badaniach nad ruchami społecznymi, sieciami wsparcia czy oddolnymi inicjatywami obywatelskimi takie podejście jest niezbędne, aby uniknąć nadmiernej reifikacji struktur.

---

<sup>546</sup> N. Mountford, T. Kessie, *Towards a More Holistic Understanding of Whole Organizational Networks: Anthropological Approaches in Evolving Markets*, „The Electronic Journal of Business Research Methods” 15(2)/2017, s. 74–76.

Po piąte, istotnym zadaniem na najbliższe lata jest rozwój interaktywnych narzędzi wizualizacji sieci, które pełniłyby równocześnie funkcję analityczną, edukacyjną i partycypacyjną. Systemy tego typu mogą być wykorzystywane do:

- wizualizacji baniek informacyjnych i polaryzacji dla celów edukacji medialnej,
- wsparcia partycypacji obywatelskiej (np. mapowanie lokalnych sieci współpracy),
- transparentnego komunikowania wyników badań instytucjom publicznym i opinii publicznej.

Włączenie użytkowników w proces interpretacji struktur sieciowych (np. poprzez narzędzia eksploracji danych) może przyczynić się do większej świadomości mechanizmów algorytmicznych oraz do krytycznej refleksji nad własnym usytuowaniem w ekosystemach informacyjnych.

Po szóste, w perspektywie normatywnej i stosowanej zwraca uwagę potrzeba badań nad zrównoważonym rozwojem informacyjnym i „dobrostanem cyfrowym”. Obok analiz wiralności, maksymalizacji zasięgu i identyfikacji struktur sprzyjających eskalacji konfliktów, konieczne jest badanie konfiguracji sieciowych, które sprzyjają deliberacji, wymianie wiedzy, wsparciu społecznemu i redukcji przeciążenia informacyjnego. Analiza grafowa może być w tym ujęciu narzędziem projektowania „zdrowszych” ekosystemów komunikacyjnych, zarówno na poziomie platform, jak i w ramach konkretnych społeczności (np. edukacyjnych, zdrowotnych, lokalnych).

Wreszcie, z perspektywy infrastruktury badawczej istotne jest promowanie praktyk otwartej nauki takich jak udostępnianie replikowalnych procedur analitycznych, dzielenie się kodem, tworzenie zanonimizowanych zbiorów danych, rozwój standardów dokumentacji. W warunkach rosnącej złożoności modeli (GNN, TGN, modele językowe) i wyzwań etycznych (ochrona prywatności, zgoda użytkowników) transparentność staje się warunkiem koniecznym dla wiarygodności i kumulatywności badań.

Podsumowując, badacze zainteresowani rozwijaniem analiz sieciowych w kontekście mediów społecznościowych powinni dążyć do wyjścia poza redukcję sieci do szeregu wskaźników ilościowych. Współczesna analiza sieci staje się projektem interdyscyplinarnym, łączącym perspektywę strukturalną, temporalną, semantyczną i normatywną, w którym celem jest nie tylko opis istniejących konfiguracji powiązań, ale także krytyczna refleksja nad tym, jak owe konfiguracje współkształtują życie społeczne w warunkach społeczeństwa sieciowego.

## Zakończenie

Niniejsza rozprawa została zaprojektowana jako próba systematycznego zastosowania teorii grafów oraz analizy sieci społecznościowych do badania i optymalizacji działań komunikacyjnych w środowisku mediów cyfrowych, ze szczególnym uwzględnieniem kampanii politycznej prowadzonej na platformie X. Punktem wyjścia była teza, że współczesne praktyki komunikacyjne, zarówno polityczne, jak i marketingowe, nie mogą być adekwatnie opisywane wyłącznie za pomocą prostych wskaźników zasięgu i aktywności, lecz wymagają podejścia, w którym relacje, przepływy informacji i treści komunikatów są ujmowane jako elementy jednej, złożonej struktury sieciowej. W tym sensie praca lokuje się w nurcie badań, które traktują środowiska cyfrowe nie jako prosty zbiór interakcji, lecz jako dynamiczne systemy powiązań, podatne na modelowanie z wykorzystaniem narzędzi teorii grafów i analizy sieci.

Rekonstrukcja sieci interakcji wokół kandydatów na prezydenta Polski w 2025 roku, obejmująca ponad sto tysięcy tweetów oraz ponad trzydzieści pięć tysięcy unikalnych użytkowników, pozwoliła uchwycić szereg strukturalnych cech tej komunikacyjnej sfery publicznej. Sieć okazała się silnie heterogeniczna, o skośnym rozkładzie stopni, wysokiej modularności oraz podwyższonym współczynniku grupowania, przy jednocześnie relatywnie krótkiej średniej długości ścieżki pomiędzy węzłami. Oznacza to, że badany ekosystem spełnia kryteria sieci małoświatowej<sup>547</sup> i skali potęgowej<sup>548</sup>, co z jednej strony sprzyja szybkiemu rozchodzeniu się informacji, z drugiej zaś ułatwia powstawanie silnie odseparowanych wspólnot, stanowiących strukturalne podstawy polaryzacji. Wyniki te wpisują się w ustalenia literatury dotyczącej sieci złożonych, a zarazem potwierdzają, że polityczne media społecznościowe nie stanowią wyjątku, lecz specyficzną realizację ogólnych prawidłowości strukturalnych.

W toku analizy empirycznej zweryfikowano hipotezę główną oraz pięć hipotez pomocniczych. Wykazano, że istnieje stabilny, istotny związek pomiędzy parametrami struktury sieci

---

<sup>547</sup> D. J. Watts, S. H. Strogatz, *Collective Dynamics of "Small-World" Networks*, „Nature” 393 (1998), s. 440–442.

<sup>548</sup> A.-L. Barabási, R. Albert, *Emergence of Scaling in Random Networks*, „Science” 286 (1999), nr 5439, s. 509–512.

a efektywnością komunikacyjną kandydatów, rozumianą jako zasięg, poziom zaangażowania, trwałość relacji interakcyjnych oraz zdolność do generowania kaskad propagacyjnych. Kandydaci zajmujący pozycje silnie centralne, otoczeni gęstymi wspólnotami o wysokim współczynniku skupienia, powiązani z licznymi węzłami pośredniczącymi i charakteryzujący się wysokim zróżnicowaniem entropijnym zasięgu<sup>549</sup>, osiągnęli wyraźnie lepsze rezultaty w zakresie oddziaływania na odbiorców. Jednocześnie okazało się, że sama intensywność aktywności, mierzona liczbą publikacji, ma charakter wtórny; kluczowe znaczenie ma zakorzenienie tej aktywności w architekturze sieci oraz jej temporalna synchronizacja z rytmem wydarzeń medialnych.

Ważnym komponentem konkluzji jest wprowadzenie i empiryczna weryfikacja autorskich metryk temporalnych i entropijnych. *Log-Time Influence Gradient* (LTIG) pozwolił na ujęcie wpływu nie jako stałej, przypisanej raz na zawsze własności węzła, lecz jako zmiennego w czasie gradientu, podatnego na gwałtowne impulsy związane z wydarzeniami zewnętrznymi, zmianami dyskursu i eskalacją uwagi. *Log-Adjusted Propagation Sensitivity* (LAPS) umożliwił pomiar głębokości i zasięgu kaskad propagacyjnych z uwzględnieniem deprecjacji wpływu w kolejnych poziomach dyfuzji. *Log-Entropy Core Activation Score* (LECAS) dostarczył narzędzia do ilościowego opisu międzywspólnotowej aktywizacji, pozwalając stwierdzić, kiedy treść pozostaje zamknięta w obrębie jednej bańki informacyjnej, a kiedy pełni rolę wektora przecinającego granice klastrów. EVZ opisał z kolei strukturę rozproszenia zasięgu, wskazując różnice między aktorami o zasięgu skoncentrowanym i rozproszonym. Łącznie metryki te tworzą zestaw wskaźników, które wykraczają poza klasyczne rozumienie centralności i pozwalają uchwycić wielowymiarowość zjawisk takich jak wiralność, lojalność cyfrowa czy polaryzacja strukturalna.

Istotnym aspektem zakończenia jest także refleksja nad integracją płaszczyzny strukturalnej i semantycznej. Zastosowanie embeddingów tekstowych oraz analiz dyskursu pokazało, że topologia sieci nie jest obojętna na treść: określone konfiguracje strukturalne preferują określone reżimy komunikacyjne. Silnie zmodularyzowane klastry sprzyjają stabilizacji narracji wewnątrz wspólnot, powtarzalności repertuarów retorycznych i wzajemnemu wzmocnieniu tożsamości grupowych. Obszary o wyższej entropii strukturalnej są bardziej podatne na dyfuzję treści z zewnątrz, a tym samym pełnią funkcję stref przejściowych pomiędzy większymi blokami dyskursywnymi. Wyniki te potwierdzają, że analiza sieciowa, jeśli ma

---

<sup>549</sup> M. S. Granovetter, *The Strength of Weak Ties*, „American Journal of Sociology” 78 (1973), nr 6, s. 1360–1380.

być adekwatna, nie może poprzestawać na geometrii grafu, lecz musi być powiązana z analizą znaczeń, emocji i narracji, które rozchodzą się wzdłuż krawędzi.

Rozprawa ma również wyraźny wymiar aplikacyjny. Pokazano, że narzędzia teorii grafów i analizy sieci mogą stanowić podstawę systematycznego, opartego na danych zarządzania komunikacją w mediach społecznościowych. Możliwe jest wskazanie aktorów pełniących funkcję kluczowych pośredników, identyfikacja struktur szczególnie podatnych na eskalację konfliktu, a także lokalizowanie obszarów, w których relatywnie niewielka interwencja może wywołać nieproporcjonalnie duży efekt propagacyjny. W kontekście marketingu politycznego i komercyjnego przekłada się to na możliwość bardziej świadomego projektowania kampanii, uwzględniających nie tylko treść przekazu i grupę docelową, ale także architekturę sieci, w której ten przekaz krąży. Jednocześnie analizy przeprowadzone w pracy pokazują, że nadmierna koncentracja przekazu w obrębie jednego klastra zwiększa ryzyko zamknięcia w bańce informacyjnej<sup>550</sup> i ogranicza potencjał pozyskiwania nowych odbiorców, podczas gdy strukturalna dywersyfikacja zasięgu, nawet kosztem niższej intensywności oddziaływania w pojedynczym segmencie, może w perspektywie długoterminowej sprzyjać stabilizacji i poszerzeniu bazy poparcia.

Konieczne jest jednak podkreślenie, że potencjał opisany powyżej obarczony jest istotnymi ograniczeniami. Po stronie danych mamy do czynienia z ograniczeniami dostępu (limity API, zmienność polityk platform, niepełność metadanych), z problemami reprezentatywności (nadreprezentacja użytkowników intensywnie korzystających z mediów społecznościowych, niewidoczność biernych odbiorców)<sup>551</sup> oraz z fundamentalną asymetrią pomiędzy tym, co obserwowalne, a tym, co faktycznie konstytuuje relacje społeczne. Interakcje prywatne, praktyki konsumpcji treści poza platformą oraz uwarunkowania kontekstowe pozostają w dużej mierze poza zasięgiem standardowej analizy grafowej. Oznacza to, że każda rekonstrukcja sieci jest uproszczeniem, a jej wyniki wymagają konfrontacji z innymi źródłami wiedzy, w tym przede wszystkim z metodami jakościowymi oraz wiedzą dziedzinową z zakresu nauk społecznych.

Drugim wymiarem ograniczeń są kwestie metodologiczne. Dobór metryk, parametrów, progów oraz modeli temporalnych zawsze zawiera komponent arbitralny. Decyzja o tym, jakie typy interakcji uznać za krawędzie, jak zdefiniować okno czasowe, w jakiej skali logarytmicznej przekształcać dane – wpływa na uzyskiwane wyniki i musi być jawnie problematy-

---

<sup>550</sup> E. Bakshy, S. Messing, L. A. Adamic, *Exposure to Ideologically Diverse News and Opinion on Facebook*, „Science” 348 (2015), nr 6239, s. 1130–1132.

<sup>551</sup> D. Ruths, J. Pfeffer, *Social Media for Large Studies of Behavior*, „Science” 346 (2014), nr 6213, s. 1063–1064.

zowana. Rozprawa starała się minimalizować ten element arbitralności poprzez analizy czułości, porównywanie różnych wariantów operacjonalizacji i odwołanie do literatury, niemniej jednak pełna neutralność metodologiczna nie jest możliwa. Zamiast jej oczekiwać, należałoby raczej postulować transparentność i replikowalność, a także praktykę udostępniania kodu i schematów analitycznych, umożliwiającą niezależną weryfikację wyników<sup>552</sup>.

W zakończeniu nie sposób pominąć także wymiaru etycznego i normatywnego. Analiza sieci społecznościowych dotyczy danych generowanych przez konkretne osoby i wspólnoty, które mają prawo do prywatności, do kontroli nad własną obecnością w przestrzeni cyfrowej oraz do ochrony przed manipulacją. Możliwość wysoce precyzyjnego mapowania relacji, identyfikowania węzłów kluczowych i modelowania kaskad wpływu stwarza pokusę instrumentalnego wykorzystywania tych narzędzi w sposób ignorujący dobro wspólne. Rozprawa, lokując się głównie po stronie analitycznej, nie rozstrzyga szczegółowo tych dylematów, lecz wskazuje, że rozwój zaawansowanych metod sieciowych musi być nierozzerwalnie związany z rozwijaniem ram etycznych i regulacyjnych, a także z dialogiem pomiędzy badaczami, praktykami, regulatorami i samymi użytkownikami platform.

W szerszej perspektywie epistemologicznej praca ta wpisuje się w proces redefinicji sposobu myślenia o społeczeństwie informacyjnym. Analiza sieciowa, wywodząca się z teorii grafów, staje się nie tylko techniką, lecz sposobem konceptualizacji rzeczywistości społecznej jako układu powiązań, przepływów i struktur emergentnych. Oznacza to przesunięcie akcentu z jednostek na relacje, z pojedynczych komunikatów na kaskady, z izolowanych zdarzeń na trajektorie i konfiguracje. Tego rodzaju spojrzenie niesie ze sobą szereg korzyści poznawczych, pozwalając uchwycić zjawiska wymykające się tradycyjnym ujęciom, ale wymaga również ciągłego uzupełniania o perspektywę humanistyczną, wrażliwą na znaczenia, doświadczenia i normy społeczne. Każdy węzeł w analizowanej sieci reprezentuje realną osobę lub instytucję, każda krawędź odpowiada aktowi uwagi, poparcia, sprzeciwu czy krytyki, a każda wspólnota oznacza realną grupę, posiadającą własne cele, narracje i hierarchie. W tym sensie modele grafowe są zawsze jednocześnie narzędziem abstrakcji i narzędziem przybliżania się do złożoności świata społecznego. Patrząc w przyszłość, można z dużą dozą pewności stwierdzić, że rola analiz sieciowych będzie systematycznie rosła, w miarę jak coraz większa część życia prywatnego, zawodowego i politycznego przenosi się do środowisk cyfrowych. Media społecznościowe stały się jednym z głównych miejsc kształtowania opinii publicznej, mobilizacji politycznej, aktywizmu społecznego i działań marketingowych. Zro-

---

<sup>552</sup> R. D. Peng, *Reproducible Research in Computational Science*, „Science” 334 (2011), nr 6060, s. 1226–1227.

rozumienie logiki ich funkcjonowania wymaga narzędzi zdolnych operować na wielkoskalowych, dynamicznych i multimodalnych zbiorach danych, takich, jak te rozwijane w ramach teorii grafów, analizy sieci społecznościowych oraz obliczeniowych nauk społecznych. Niniejsza rozprawa nie wyczerpuje tego wyzwania; stanowi raczej próbę zarysowania spójnego modelu badania komunikacji politycznej w jednym, wybranym kontekście platformowym, przy wykorzystaniu możliwie zintegrowanego zestawu narzędzi.

Jeżeli praca ta przyczynia się do umocnienia przekonania, że analiza sieciowa jest nie tylko jedną z opcji metodologicznych, ale koniecznym elementem nowoczesnych badań nad komunikacją, marketingiem i życiem publicznym w środowiskach cyfrowych, to realizuje swój zasadniczy praktyczny cel. W tym sensie zakończenie nie zamyka pola badawczego, lecz otwiera je na kolejne pytania: w jaki sposób łączyć modele grafowe z uczeniem maszynowym w czasie rzeczywistym; jak reprezentować dane multimodalne w strukturach sieciowych; jak projektować sieci informacyjne sprzyjające deliberacji, zaufaniu i dobrostanowi informacyjnemu; jak zapewnić, aby analiza sieciowa pozostała narzędziem służącym rozumieniu i wzmacnianiu życia społecznego, a nie wyłącznie instrumentem kontroli i eksploatacji. Odpowiedzi na te pytania wykraczają poza ramy niniejszej rozprawy, ale to właśnie ich poszukiwanie wyznacza dalszy kierunek rozwoju badań nad społeczeństwem sieciowym.

Kontynuując tę refleksję, warto podkreślić, że jednym z najważniejszych rezultatów pośrednich niniejszej pracy jest także zarysowanie ram dla dalszej instytucjonalizacji analizy sieciowej w badaniach nad komunikacją polityczną i marketingową. Dotychczasowe wykorzystanie teorii grafów w naukach społecznych często przybierało postać studiów kazuistycznych: przykładów ilustrujących użyteczność pewnych metryk lub algorytmów na specyficznych zbiorach danych. W prezentowanej rozprawie starano się wyjść poza ten etap ilustracyjny i potraktować analizę sieci jako pełnoprawną metodę badawczą, zdolną do generowania, weryfikacji i falsyfikacji hipotez teoretycznych. Oznacza to, że teoria grafów przestaje być „dodatkiem” do klasycznych metod, a staje się jednym z głównych narzędzi budowania teorii średniego zasięgu dotyczących procesów komunikacyjnych w społeczeństwie sieciowym. Ten ruch w stronę „dojrzałości metodologicznej” ma kilka konsekwencji. Po pierwsze, wymaga on od badaczy przejścia od myślenia w kategoriach pojedynczych wskaźników do myślenia w kategoriach modeli i mechanizmów. W niniejszej pracy metryki takie jak LTIG, LAPS czy LECAS nie funkcjonują jako zestaw przypadkowych liczb, ale jako elementy szerszego modelu, w którym wpływ, wiralność, lojalność i polaryzacja są konceptualizowane jako procesy zachodzące na grafach. Po drugie, wymusza on zmianę podejścia do danych:

z przypadkowych, jednorazowych „zrzutów” w kierunku systematycznych, dobrze udokumentowanych korpusów, które mogą być ponownie analizowane, porównywane i łączone z innymi źródłami. Po trzecie, rodzi potrzebę rozwijania wspólnych standardów opisu procedur, aby badania sieciowe mogły tworzyć kumulatywny dorobek, a nie zbiór nieporównywalnych studiów przypadku.

Na poziomie epistemologicznym szczególnie interesujące jest to, w jaki sposób zastosowanie teorii grafów pozwala przeformułować klasyczne pytania o naturę sfery publicznej, opinii publicznej czy władzy symbolicznej. W tradycyjnych ujęciach sfera publiczna bywała pojmowana jako arena, w której jednostki wymieniają argumenty, media transmitują treści, a instytucje polityczne i gospodarcze próbują wpływać na nastroje zbiorowe. W perspektywie sieciowej sfera ta jawi się raczej jako skomplikowany układ relacji, w którym węzły czyli jednostki, organizacje, media różnią się nie tylko zasobami, jakie posiadają, ale też pozycją w strukturze i zdolnością do generowania kaskad interakcji. Oznacza to, że pytania o demokrację, reprezentację czy deliberację muszą być stawiane nie tylko na poziomie normatywnym, lecz także na poziomie analizy architektury sieci: kto jest włączony, kto wykluczony, kto pełni funkcję mostu, a kto ślepej uliczki; które fragmenty sieci sprzyjają dialogowi, a które reprodukcji zamkniętych baniek. W tym kontekście niniejsza praca pokazuje, że analiza sieciowa może pełnić rolę nie tylko technicznego narzędzia, ale także instrumentu krytyki społecznej. Ujawniając strukturalne mechanizmy koncentracji uwagi, asymetrii zasięgu czy marginalizacji pewnych głosów, pozwala ona lepiej zrozumieć, w jaki sposób pozornie „horyzontalne” środowiska mediów społecznościowych reprodukują hierarchie i nierówności właściwe światu offline albo wręcz je wzmacniają. W przypadku analizowanej kampanii politycznej dało się zauważyć, że niektórzy kandydaci funkcjonowali w sieciach relatywnie egalitarnych, opartych na rozproszonej komunikacji wielu użytkowników, podczas gdy inni operowali w strukturach silnie zhierarchizowanych, w których kilka węzłów dominowało nad przepływem treści. Tego rodzaju różnice nie są jedynie ciekawostką strukturalną, ale mogą przekładać się na realne różnice w sposobie prowadzenia kampanii, typie mobilizacji i potencjale eskalowania konfliktu.

Rozprawa sugeruje również, że włączenie analiz sieciowych do głównego nurtu badań nad komunikacją cyfrową może przyczynić się do większej refleksyjności praktyk marketingowych i politycznych. Świadomość, że każda kampania jest nie tylko zbiorem przekazów, lecz także interwencją w delikatną strukturę powiązań społecznych, rodzi pytania o jej długofalowe skutki. Kaskada wiralna może być skutecznym narzędziem mobilizacji, ale może także prowadzić do trwałego uszkodzenia tkanki społecznej, pogłębienia podziałów, normalizacji

wrogiego języka, zniszczenia zaufania. Analiza grafowa, pokazując nie tylko natychmiastowy zasięg, ale także długookresowe zmiany w strukturze sieci, może pomóc w ocenie tych skutków w bardziej systematyczny sposób. Z punktu widzenia praktyki instytucjonalnej istotnym wnioskiem jest konieczność rozwijania kompetencji sieciowych w obrębie organizacji odpowiedzialnych za komunikację – zarówno w sektorze publicznym, jak i prywatnym. Zarządzanie komunikacją w środowiskach cyfrowych staje się coraz bardziej zadaniem interdyscyplinarnym, wymagającym współpracy specjalistów od treści, analityków danych, projektantów algorytmów oraz ekspertów od etyki i regulacji. Teoria grafów i analiza sieci społecznościowych mogą pełnić w tym ekosystemie rolę języka pomostowego, umożliwiającego porozumienie między światem twardych danych a światem wartości, narracji i celów społecznych. Praca ta – poprzez pokazanie, jak można przełożyć abstrakcyjne metryki na konkretne wnioski dla kampanii politycznej – może być czytana jako przykład tego typu translacji.

Warto również podkreślić znaczenie, jakie ma analiza sieciowa dla dydaktyki i kształtowania nowych pokoleń badaczy oraz praktyków komunikacji. Włączenie perspektywy sieciowej do programów nauczania na kierunkach społecznych, humanistycznych i menedżerskich oznacza nie tylko wyposażenie studentów w nowe narzędzia analityczne, ale także zmianę sposobu myślenia o relacjach społecznych. Umiejętność odczytywania struktur grafowych, interpretacji metryk, krytycznego patrzenia na wizualizacje sieci, rozumienia mechanizmów wiralności i polaryzacji staje się jednym z kluczowych elementów kompetencji obywatelskich i zawodowych w społeczeństwie informacyjnym. Niniejsza rozprawa poprzez integrację warstwy formalnej, empirycznej i interpretacyjnej, może służyć jako materiał odniesienia w procesie budowania takich programów. Zwieńczeniem tej refleksji musi być ponowne podkreślenie ambiwalencji, jaka wpisana jest w rozwój zaawansowanych metod analizy sieciowej. Z jednej strony, otwierają one nowe możliwości zrozumienia i ulepszania procesów komunikacyjnych, umożliwiając bardziej precyzyjne, oparte na danych decyzje w obszarze marketingu, polityki czy zarządzania kryzysowego. Z drugiej strony, te same narzędzia mogą zostać użyte do celów etycznie wątpliwych, takich jak manipulacja, nadzór czy eksploatacja. Rozprawa ta nie rozwiązuje tej sprzeczności, lecz stara się ją uwidocznic: pokazuje, że teoria grafów i analiza sieci społecznościowych są zbyt potężnymi narzędziami, by pozostawić je poza sferą regulacji, refleksji etycznej i uczestnictwa społecznego.

Istotnym elementem, który domaga się podkreślenia w zakończeniu, jest również relacja niniejszej pracy do klasycznego sporu o miejsce metod ilościowych i jakościowych w naukach społecznych. Zastosowana tu perspektywa sieciowa, oparta na formalnym aparacie teorii grafów i zaawansowanej analityce danych, może być postrzegana jako egzemplifikacja

podejścia ilościowego. Jednak sposób, w jaki wyniki zostały interpretowane, konsekwentnie odwołuje się do kategorii teoretycznych, pojęć jakościowych, wiedzy dziedzinowej oraz kontekstu polityczno-społecznego. Praca ta, choć operuje na wielkoskalowych zbiorach danych i metrykach numerycznych, nie rości sobie pretensji do zastąpienia interpretacji jakościowej; przeciwnie, pokazuje, że zaawansowane modele grafowe osiągają pełnię znaczenia dopiero wówczas, gdy są sprzężone z refleksją teoretyczną i hermeneutyczną analizą znaczeń. W tym sensie rozprawa może być odczytywana jako argument na rzecz epistemologicznego pluralizmu: nie chodzi o wybór między liczbą a interpretacją, lecz o tworzenie takich ram, w których oba porządki wzajemnie się uzupełniają i korygują.

Z zakończeniem ściśle wiąże się również kwestia granic predykcji w badaniach nad komunikacją cyfrową. Zaproponowane w pracy wskaźniki i modele pozwalają uchwycić silne korelacje między cechami struktury sieci a skutecznością przekazu, a także rekonstruować trajektorie wpływu i kaskady propagacyjne *ex post*. Jest jednak oczywiste, że możliwość prognozowania przyszłych dynamik, zwłaszcza w tak niestabilnym środowisku jak media społecznościowe, zawsze będzie obciążona znaczną niepewnością. Nieprzewidywalność wydarzeń zewnętrznych, decyzji aktorów instytucjonalnych, zmian algorytmów platform czy szoków makropolitycznych stanowi naturalną barierę dla modeli predykcyjnych. Dlatego rozumienie analizy sieciowej jako narzędzia „proroctwa” byłoby poważnym nadużyciem. Bardziej adekwatne wydaje się traktowanie jej jako narzędzia szacowania wrażliwości systemu: identyfikowania obszarów, w których niewielka zmiana może wywołać duży efekt, oraz takich, w których struktura jest relatywnie stabilna i odporna. Rozprawa pokazuje, że wskaźniki temporalno-entropijne, takie jak LTIG, LAPS czy LECAS, dobrze nadają się do tego typu analiz czułościowych, ale nie znoszą one fundamentalnej niepewności wpisanej w zjawiska społeczne.

Warto także zauważyć, że praca ta nie tylko dostarcza opisu konkretnej kampanii, lecz pośrednio rekonstruuje pewien etap rozwoju samej platformy X oraz jej funkcji w polskiej sferze publicznej. Dane, na których oparto analizy, odzwierciedlają specyficzną konfigurację algorytmiczną, regulacyjną i kulturową, charakterystyczną dla danego momentu historycznego. Zmiany w sposobie funkcjonowania platformy, w jej architekturze rekomendacyjnej czy w regulacjach prawnych mogą znacząco przekształcić strukturę sieci i mechanizmy komunikacyjne. Oznacza to, że wyniki niniejszej rozprawy są w pewnym sensie „momentowe”: nie tyle opisują ponadczasową istotę politycznej komunikacji cyfrowej, ile raczej uchwytują jej konkretne stadium w fazie intensywnej transformacji. Jest to argument na rzecz kontynuowania badań podłużnych, monitorujących, w jaki sposób ewolucja platform i otoczenia instytu-

cjonalnego przekłada się na strukturę i dynamikę sieci. Z tej perspektywy praca może być potraktowana jako swego rodzaju „zdjęcie tomograficzne” fragmentu społeczeństwa sieciowego, wykonane przy użyciu określonej aparatury, w określonym momencie i z określoną rozdzielczością. Takie zdjęcie jest niezbędne, aby zrozumieć wewnętrzną strukturę badanego obiektu, ale nie wyczerpuje jego dynamiki ani potencjału dalszych zmian. W tym sensie zakończenie nie ma charakteru zamknięcia, lecz wskazania, że niniejsza rekonstrukcja może i powinna być w przyszłości uzupełniana o kolejne warstwy takie jak inne kampanie, inne platformy, inne konteksty polityczne, a także inne typy danych, w tym dane multimodalne i dane pochodzące z obserwacji jakościowych.

Nie bez znaczenia jest również fakt, że rozprawa ta, choć skoncentrowana na działaniach kandydatów politycznych, dostarcza narzędzi możliwych do zastosowania w innych obszarach praktyki społecznej i badań komunikacji społecznej i mediów. Analiza sieciowa z powodzeniem może być adaptowana do badania ruchów społecznych, kampanii edukacyjnych, inicjatyw obywatelskich, sieci współpracy organizacji pozarządowych czy ekosystemów informacyjnych wokół tematów takich jak zdrowie publiczne, zmiana klimatu, kryzysy humanitarne. W każdym z tych przypadków struktura relacji, trajektorie wpływu i zróżnicowanie zasięgu odgrywają kluczową rolę, a zastosowanie narzędzi teorii grafów może pomóc nie tylko w lepszym zrozumieniu procesów, ale także w projektowaniu bardziej skutecznych, etycznych i odpornych strategii komunikacyjnych. Tym samym, choć empiryczna część pracy zakotwiczona jest w jednym, wąsko zdefiniowanym polu, jej konkluzje mają potencjał transpozycji na inne pola działania i badań. Zwieńczeniem całości jest refleksja nad rolą samego badacza w tego typu projektach. Analiza sieciowa, zwłaszcza gdy łączy się z dużą skalą danych i zaawansowanymi technikami obliczeniowymi, może stwarzać iluzję „obiektywnego” wglądu w strukturę życia społecznego. Rozprawa stara się tę iluzję rozbroić, podkreślając, że każdy etap badania, od wyboru zmiennych, przez konstrukcję grafu, po interpretację wyników, jest przesycony decyzjami teoretycznymi, założeniami metodologicznymi i wrażliwością badacza. Świadomość tych uwarunkowań nie ma prowadzić do relatywizmu, lecz do refleksyjności, czyli do konsekwentnego dokumentowania procesu badawczego, ujawniania przyjętych założeń i otwierania wyników na krytykę oraz rewizję. W tym sensie niniejsza praca stanowi również wyraz epistemicznej pokory, pokazując, że nawet najbardziej wyrafinowane narzędzia analityczne nie zwalniają z obowiązku krytycznego namysłu nad ich zakresem i skutkami zastosowania.

Ostatecznie można powiedzieć, że zasadniczą tezę, którą potwierdza całość przeprowadzonych analiz, jest teza o nierozzerwalnym związku między formą sieciową a treścią

i skutkami komunikacji w środowiskach cyfrowych. Struktura grafu nie jest neutralną sceną, na której rozgrywają się przekazy, lecz współtworzy to, co może zostać powiedziane, usłyszane i rozpowszechnione. Z kolei treści, które krążą w sieci, stopniowo przekształcają tę strukturę, wzmacniając jedne połączenia, a osłabiając inne. Niniejsza rozprawa jest próbą uchwycenia tego sprzężenia zwrotnego w jednej, konkretnie zdefiniowanej sytuacji empirycznej. Jeśli udało się pokazać, że teoria grafów i analiza sieci społecznościowych dostarczają odpowiedniego języka, aby o tym sprzężeniu mówić w sposób precyzyjny, krytyczny i zarazem zrozumiały, to podstawowy cel pracy został osiągnięty. W tym miejscu pozostaje już tylko podkreślić, że przedstawione wyniki i wnioski nie mają charakteru ostatecznych rozstrzygnięć, lecz punktów odniesienia dla kolejnych badań. Społeczeństwo sieciowe jest rzeczywistością w stanie permanentnego stawania się, a jego analiza wymaga narzędzi równie dynamicznych, jak ono samo. Teoria grafów, wzbogacona o komponent temporalny, semantyczny i multimodalny, ma wszelkie predyspozycje, aby takim narzędziem się stać. Niniejsza rozprawa stanowi jedną z wielu możliwych realizacji tego projektu, pozostawiając otwarte pole dla dalszych, bardziej złożonych i pogłębionych studiów nad komunikacją, polityką i życiem społecznym w epoce mediów społecznościowych.

Kończąc, można powiedzieć, że niniejsza praca lokuje się na styku kilku procesów, a mianowicie gwałtownej cyfryzacji komunikacji politycznej, dojrzewania metod analizy sieci, rozwoju obliczeniowych nauk społecznych oraz rosnącej świadomości społecznych konsekwencji technologii. To, czy analiza sieciowa stanie się w przyszłości narzędziem pogłębiania demokracji i jakości debaty publicznej, czy też kolejnym elementem infrastruktury kontroli i komercyjnej eksploatacji uwagi, zależeć będzie od decyzji podejmowanych daleko poza murami akademii. Można mieć jednak nadzieję, że badania takie jak przedstawione w tej rozprawie przyczynią się do tego, aby decyzje te były podejmowane w sposób bardziej świadomy, oparty na rzetelnej wiedzy o strukturze i dynamice społeczeństwa sieciowego, a nie na intuicjach, uproszczeniach czy marketingowych kliszach. W tym sensie praca ta stanowi zarówno diagnozę określonego fragmentu rzeczywistości cyfrowej, jak i zaproszenie do dalszej refleksji nad rolą, jaką teoria grafów i analiza sieci społecznościowych mogą odegrać w rozumieniu i kształtowaniu świata, w którym żyjemy.

## Bibliografia

- Agyapong-Opoku N., *Effects of Social Media Use on Youth and Adolescent Mental Health: An Umbrella Review*, „Behavioral Sciences” 2025, t. 15, nr 5, art. 574
- Alalwan A. A., Rana N. P., Dwivedi Y. K., Algharabat R., *Social Media in Marketing: A Review and Analysis of the Existing Literature*, „Telematics and Informatics” 2017
- Albert R., Barabási A.-L., *Statistical Mechanics of Complex Networks*, „Reviews of Modern Physics” 2002, t. 74, nr 1
- Algorithmic Curation, w: „The International Encyclopedia of Media Literacy”, Wiley, Hoboken 2018
- Altshuler Y., Elovici Y., Cremers A. B., Aharony N., Pentland A. (red.), *Security and Privacy in Social Networks*, Springer, Berlin–Heidelberg 2013
- Anderson C., *The Long Tail: Why the Future of Business Is Selling Less of More*, Hyperion, New York 2006
- Angwin J., *Stealing MySpace: The Battle to Control the Most Popular Website in America*, Random House, New York 2009
- Apoń D., Głyda R., Tertychna D., *Jak do nas dotrzeć? #SocialMedia*, w: *Trendy w biznesie*, red. E. Śnieżek, Wydawnictwo SIZ, Szczecin 2017
- Atienza-Barthelemy J., Blázquez-Parra M., Álvarez-García J. A., *Modeling Information Diffusion on Social Media: The Role of Content Saturation on Twitter*, „Mathematics” 2025, 13(6), art. 963
- Aula A., *Social media, reputation risk and ambient publicity management*, „Strategy & Leadership” 2010, t. 38, nr 6
- Baj-Rogowska A., *Analiza sentymentu jako narzędzie monitorowania wyników finansowych przedsiębiorstwa*, „Przedsiębiorczość i Zarządzanie” 2019, t. XX, z. 11
- Bakshy E., Messing S., Adamic L. A., *Exposure to Ideologically Diverse News and Opinion on Facebook*, „Science” 2015, 348 (6239)
- Bakshy E., Rosenn I., Marlow C., Adamic L., *The Role of Social Networks in Information Diffusion*, w: *Proceedings of the 21st International Conference on World Wide Web (WWW '12)*, ACM, Lyon 2012
- Baltrušaitis T., Ahuja C., Morency L.-P., *Multimodal Machine Learning: A Survey and Taxonomy*, „IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence” 2019, t. 41, nr 2
- Barabási A.-L., *Network Science*, Cambridge University Press, Cambridge 2016
- Barabási A.-L., *The Origin of Bursts and Heavy Tails in Human Dynamics*, „Nature” 2005, 435
- Barabási A.-L., Albert R., *Emergence of Scaling in Random Networks*, „Science” 1999, 286 (5439)
- Barberá P., Jost J.T., Nagler J., Tucker J.A., Bonneau R., *Tweeting From Left to Right: Is Online Political Communication More Than an Echo Chamber?*, „Psychological Science” 2015, t. 26, nr 10
- Bastian M., Heymann S., Jacomy M., *Gephi: An Open Source Software for Exploring and Manipulating Networks*, w: *Proceedings of the Third International AAAI Conference on Weblogs and Social Media (ICWSM 2009)*, 2009
- Batagelj V., Mrvar A., *Pajek-Program for Large Network Analysis*, „Connections” 1998, t. 21, nr 2
- Bavelas A., *Communication Patterns in Task-Oriented Groups*, „Journal of the Acoustical Society of America” 1950, t. 22, nr 6
- Baym N. K., *Personal Connections in the Digital Age*, Polity Press, Cambridge 2010
- Bennett W. L., Segerberg A., *The Logic of Connective Action: Digital Media and the Personalization of Contentious Politics*, Cambridge University Press, Cambridge 2012/2013
- Bennett W. L., Segerberg A., *The logic of connective action*, „Information, Communication & Society” 2012, t. 15, nr 5

- Berger J., Milkman K. L., *What Makes Online Content Viral?*, „Journal of Marketing Research” 2012, 49 (2)
- Bimber B., Flanagan A. J., Stohl C., *Collective Action in Organizations: Interaction and Engagement in an Era of Technological Change*, Cambridge University Press, Cambridge 2012
- Blondel V. D., Guillaume J.-L., Lambiotte R., Lefebvre E., *Fast Unfolding of Communities in Large Networks*, „Journal of Statistical Mechanics: Theory and Experiment” 2008, nr 10
- Boccaletti S. i in., *The Structure and Dynamics of Multilayer Networks*, „Physics Reports” 2014, 544 (1)
- Bonacich P., *Power and Centrality: A Family of Measures*, „American Journal of Sociology” 1987, t. 92, nr 5
- Borgatti S. P., *Centrality and network flow*, „Social Networks” 2005, 27(1)
- Borgatti S. P., Everett M. G., *A graph-theoretic perspective on centrality*, „Social Networks” 2006, 28(4)
- Borgatti S. P., Everett M. G., Freeman L. C., *UCINET for Windows: Software for Social Network Analysis*, Analytic Technologies, Harvard (MA) 2002
- Borgatti S. P., Everett M. G., Johnson J. C., *Analyzing Social Networks*, SAGE Publications, London 2013/2018
- Borgatti S. P., Mehra A., Brass D. J., Labianca G., *Network analysis in the social sciences*, „Science” 2009, 323(5916)
- boyd d., *It's Complicated. The Social Lives of Networked Teens*, Yale University Press, New Haven–London 2014
- boyd d., *Social Network Sites as Networked Publics: Affordances, Dynamics, and Implications*, w: *A Networked Self*, red. Z. Papacharissi, Routledge, New York–London 2010
- boyd d., Ellison N. B., *Social Network Sites: Definition, History, and Scholarship*, „Journal of Computer-Mediated Communication” 2007, 13(1)
- Bożewicz M., *Młodzi i media społecznościowe*, Komunikat z badań CBOS nr 55/2025, Warszawa 2025
- Brandes U., *A Faster Algorithm for Betweenness Centrality*, „Journal of Mathematical Sociology” 2001, 25 (2)
- Brandes U., Erlebach T. (red.), *Network Analysis: Methodological Foundations (LNCS 3418)*, Springer, Berlin–Heidelberg 2019
- Brin S., Page L., *The anatomy of a large-scale hypertextual Web search engine*, „Computer Networks” 1998, nr 30
- Brown D. J., Broderick A. J., Lee N., *Word of Mouth Communication within Online Communities: Conceptualizing the Online Social Network*, „Journal of Interactive Marketing” 2007, 21(3)
- Bruns A., Burgess J., *The Data Politics of Instagram*, w: *The SAGE Handbook of Social Media Research Methods*, SAGE Publications, London 2020
- Bruns A., Stieglitz S., *Towards More Systematic Twitter Analysis: Metrics for Tweeting Activities*, „International Journal of Social Research Methodology” 2013, 16(2)
- Brzozowska-Woś M., *Media społecznościowe a wizerunek marki*, w: „Marketing i Rynek” 2013, nr specjalny
- Brzozowska-Woś M., *Zintegrowane działania komunikacyjne w internecie na przykładzie marki Żywiec Zdrój Smako-Lyk*, „Prace Naukowe Uniwersytetu Ekonomicznego we Wrocławiu” 2015, nr 414
- Burke M., Kraut R., *The Relationship Between Facebook Use and Well-Being: Depends on Communication Type and Tie Strength*, „Journal of Computer-Mediated Communication” 2016, 21(4)
- Burt R. S., *Structural Holes: The Social Structure of Competition*, Harvard University Press, Cambridge, MA 1992
- Carley K. M., *Dynamic Network Analysis*, w: *Dynamic Social Network Modeling and Analysis: Workshop Summary and Papers*, National Academies Press, Washington, DC 2003
- Castells M., *Communication Power*, Oxford University Press, Oxford 2009/2013
- Castells M., *Spoleczeństwo sieci*, Warszawa 2008
- Castillo C., El-Haddad R., Pfeffer J., Stempeck M., *Characterizing the Life Cycle of Online News Stories Using Social Media Reactions*, w: „Proceedings of the 17th ACM Conference on Computer Supported Cooperative Work & Social Computing (CSCW '14)”, ACM, New York 2014
- CBOS, *Młodzi i media społecznościowe / Korzystanie z internetu w 2023 roku (komunikaty pokrewne)*, Warszawa 2023–2024
- Cha M., Haddadi H., Benevenuto F., Gummadi K. P., *Measuring user influence in Twitter*, „Proceedings of the Fourth International AAAI Conference on Weblogs and Social Media”, 2010
- Chartrand G., Zhang P., *A First Course in Graph Theory*, Dover Publications, New York 2012

- Cheng J., Adamic L. A., Dow P. A., Kleinberg J., Leskovec J., *Can Cascades be Predicted?*, w: „Proceedings of the 23rd International World Wide Web Conference (WWW '14)”, ACM, New York 2014
- Chester J., Montgomery K. C., *The Digital Commercial Sphere: A Critical Theory of the Internet as a Marketplace of Attention*, MIT Press, Cambridge, MA 2019
- Cinelli M. i in., *The echo chamber effect on social media*, „Proceedings of the National Academy of Sciences” 2021, 118(9)
- Cioffi-Revilla C., *Introduction to Computational Social Science: Principles and Applications*, wyd. 2, Springer, Cham 2022
- Clauset A., Moore M., Newman M. E. J., *Hierarchical Structure and the Prediction of Missing Links in Networks*, „Nature” 2008, 453 (7191)
- Clauset A., Shalizi C. R., Newman M. E. J., *Power-law distributions in empirical data*, „SIAM Review” 2009, 51(4)
- Cook K., *Znaczenie teorii grafów w badaniach nad sieciami społecznościowymi*, „Social Networks Review” 2019, 12 (2)
- Coombs W. T., *Ongoing Crisis Communication: Planning, Managing, and Responding*, Sage, Thousand Oaks (CA) 2015
- Coombs W. T., *Protecting Organization Reputations During a Crisis: The Development and Application of Situational Crisis Communication Theory*, „Corporate Reputation Review” 2007, 10 (3)
- Corman S. R., Scott C. R., *Perceived Networks, Activity Foci, and Observable Communication in Social Collectives*, „Communication Theory” 1994, 4(3)
- Cormen T. H., Leiserson C. E., Rivest R. L., Stein C., *Introduction to Algorithms*, MIT Press, Cambridge (MA) 2009
- Couldry N., Hepp A., *The Mediated Construction of Reality*, Polity Press, Cambridge 2017
- Csardi G., Nepusz T., *The igraph Software Package for Complex Network Research*, „InterJournal: Complex Systems” 2006, nr 1695
- Davenport T. H., Beck J. C., *The Attention Economy: Understanding the New Currency of Business*, Harvard Business School Press, Boston 2001
- Dehmer M., Mowshowitz A., *A History of Graph Entropy Measures*, „Information Sciences” 2011, 181 (1)
- Devlin J., Chang M.-W., Lee K., Toutanova K., *BERT: Pre-training of Deep Bidirectional Transformers for Language Understanding*, NAACL-HLT, Minneapolis 2019
- Diestel R., *Graph Theory*, 5th ed., Springer, Berlin–Heidelberg 2017
- Easley D., Kleinberg J., *Networks, Crowds, and Markets: Reasoning About a Highly Connected World*, Cambridge University Press, Cambridge 2010
- Edelson L. i in., *Understanding API Limitations and the Use of API-based Research*, „Journal of Computational Social Science” 2021, 4 (2)
- Ellison N. B., boyd d., *Sociality through Social Network Sites*, w: *The Oxford Handbook of Internet Studies*, Oxford University Press, Oxford 2013
- Ellison N. B., Steinfield C., Lampe C., *The Benefits of Facebook “Friends”: Social Capital and College Students’ Use of Online Social Network Sites*, „Journal of Computer-Mediated Communication” 2007, 12(4)
- Ellison N. B., Vitak J., Gray R., Lampe C., *Cultivating Social Resources on Social Network Sites: Facebook Relationship Maintenance Behaviors and Their Role in Social Capital Processes*, „Journal of Computer-Mediated Communication” 2014, 19(4)
- Ellison N. B., *Why We Don’t Click: Interrogating the Relationship Between Viewing and Clicking in Social Media Contexts*, „Journal of Computer-Mediated Communication” 2020, 25(6)
- Enli G., *Mediated Authenticity: How the Media Constructs Reality*, Peter Lang, New York 2017
- Ertman A., *Media społecznościowe w działalności marketingowej banków w Polsce*, „e-mentor” 2023, nr 3(100)
- Estrada E., *The Structure of Complex Networks: Theory and Applications*, Oxford University Press, Oxford 2011
- Estrada E., Hatano N., *Communicability in complex networks*, „Physical Review E” 2008, 77(3), art. 036111
- Feliksiak M., Mojsiejuk M., *Korzystanie z internetu w 2025 roku*, CBOS, Komunikat z badań nr 60/2025, Warszawa 2025
- Fill C., *Marketing Communications: Brands, Experiences and Participation*, 6th ed., Pearson Education, Harlow 2013

- Fill M., *Media społecznościowe i ich wpływ na proces zarządzania w sytuacjach kryzysowych*, rozprawa doktorska, Rzeszów 2021
- Fletcher R., Nielsen R. K., *Echo Chambers, Filter Bubbles, and Polarisation: A Literature Review*, Reuters Institute for the Study of Journalism, University of Oxford, 2022
- Fortunato S., *Community Detection in Graphs*, „Physics Reports” 2010, 486(3–5)
- Fotopoulos S., *Traditional media versus new media: Between trust and use*, „Media and Communication” 2023, 11(2)
- Freelon D., Marwick A., Kreiss D., *False Equivalence: Online Activism and Political Polarization*, „Social Media + Society” 2020, 6 (1)
- Freeman L. C., *A Set of Measures of Centrality Based on Betweenness*, „Sociometry” 1977, 40 (1)
- Freeman L. C., *Centrality in Social Networks: Conceptual Clarification*, „Social Networks” 1979, 1 (3)
- Freeman L. C., *The Development of Social Network Analysis*, Empirical Press, Vancouver 2004
- Fuchs C., *Social Media: A Critical Introduction*, Sage, London 2017
- Gabielkov M., Rao A., Legout A., *Studying Social Networks at Scale: Macroscopic Anatomy of the Twitter Social Graph*, SIGMETRICS '14, 2014
- Gan G., Ma C., Wu J., *Data Clustering: Theory, Algorithms, and Applications*, SIAM, Philadelphia 2007
- Gelman A., Hill J., *Data Analysis Using Regression and Multilevel/Hierarchical Models*, Cambridge University Press, Cambridge 2007
- Germano F., Valenti G., *Ranking for Engagement: How Social Media Algorithms Shape Media Consumption*, Barcelona School of Economics Working Paper 2025
- Gillespie T., *Custodians of the Internet: Platforms, Content Moderation, and the Hidden Decisions That Shape Social Media*, Yale University Press, New Haven–London 2018
- Girvan M., Newman M. E. J., *Community Structure in Social and Biological Networks*, „Proceedings of the National Academy of Sciences” 2002, 99(12)
- Głowacz A., *Wpływ influencer marketingu na podejmowanie decyzji zakupowych konsumentów*, w: „Media społecznościowe i ich wpływ na zachowania konsumenckie”, Kraków 2023
- Goel S., Anderson A., Hofman J., Watts D. J., *The Structural Virality of Online Diffusion*, „Management Science” 2016, 62(1)
- Golub G. H., Van Loan C. F., *Matrix Computations*, wyd. 4, Johns Hopkins University Press, Baltimore 2013
- Góra K., *Polish-Language Groups Related to Autism on Facebook*, „Polish Journal of Social Rehabilitation” 2024, nr 2
- Grabarczyk-Tokaj M., *Praktyczne zastosowania analiz social media na potrzeby marketingu instytucji naukowych – możliwości i ograniczenia*, „Marketing instytucji naukowych i badawczych” 2014, nr 2(12)
- Graham T., Graham T., *Reality TV as a Platform for Deliberation? Everyday Talk and the Deliberative Potential of Reality Television Audiences*, „Journal of Media & Communication” 2011, 56 (2)
- Granovetter M. S., *The Strength of Weak Ties*, „American Journal of Sociology” 1973, 78(6)
- Grönroos C., *From Marketing Mix to Relationship Marketing: Towards a Paradigm Shift in Marketing*, „Management Decision” 1994, 32 (2)
- Gunarathne P., Rui H., Seidmann A., *When Social Media Delivers Customer Service: Differential Customer Treatment in the Airline Industry*, „MIS Quarterly” 2018, 42 (2)
- Habermas J., *Political Communication in Media Society: Does Democracy Still Enjoy an Epistemic Dimension?*, „Communication Theory” 2006, 16 (4)
- Hajduk G., *Specyfika kryzysów wizerunkowych w mediach społecznościowych*, „Studia Medioznawcze” 2017, nr 3 (70)
- Hansen D. L., Shneiderman B., Smith A. A., *Analyzing Social Media Networks with NodeXL*, Morgan Kaufmann, Burlington (MA) 2010
- Hawkes A. G., *Spectra of Some Self-Exciting and Mutually Exciting Point Processes*, „Biometrika” 1971, 58 (1)
- Hayes A. F., *Introduction to Mediation, Moderation, and Conditional Process Analysis: A Regression-Based Approach*, wyd. 2, Guilford Press, New York 2018
- Hayes R. A., Carr D., Wohn C., *When Nobody „Likes” You: Perceived Ostracism Through Social Media Silence*, „Social Media + Society” 2018, 4(3)
- Hepp A., *Deep Mediatization*, Routledge, London–New York 2020

- Highfield T., Leaver T., *Instagrammatics and Digital Methods: Studying Visual Social Media, from Selfies and GIFs to Memes and Emojis*, „Communication Research and Practice” 2016, 2 (1)
- Himmelboim I., Smith M., Shneiderman B., *Social Network Analysis of Political Discourse*, „International Journal of Communication” 2017, nr 11
- Holme P., Saramäki J., *Temporal Networks*, „Physics Reports” 2012, 519(3)
- Hu Y., Manikonda L., Kambhampati S., *What We Instagram: A First Analysis of Instagram Photo Content and User Types*, w: *Proceedings of the 8th International Conference on Weblogs and Social Media*, AAAI Press, Palo Alto 2014
- Huang S., Li J., *Understanding Social Influence in Social Commerce: An Empirical Examination*, „Information & Management” 2018, 55 (8)
- Huszár F. i in., *Algorithmic Amplification of Politics on Twitter*, „Proceedings of the National Academy of Sciences” 2021, 118(25)
- Hutto C. J., Gilbert E., *VADER: A Parsimonious Rule-based Model for Sentiment Analysis of Social Media Text*, w: *Proceedings of the International Conference on Weblogs and Social Media (ICWSM)*, AAAI Press, Ann Arbor, MI 2014
- IAB Polska, *Przewodnik po social media w Polsce 2023*, Warszawa 2023
- Influencer Marketing Hub, *Influencer Marketing Benchmark Report 2021*, London 2021
- Isaak J., Hanna M. J., *User Data Privacy: Facebook, Cambridge Analytica, and Privacy Protection*, „Computer” 2018, 51(8)
- Jakubowski J., Halagiera D., Stępińska A., Trilling D., *Facebook as a Source of Political Information in Poland*, „Athenaeum. Polish Political Science Studies” 2022, 75(3)
- Jemielniak D., *Netnografia, czyli etnografia wirtualna – nowa forma badań etnograficznych*, „Prakseologia” 2013, nr 154
- Jenkins H., Ford S., Green J., *Spreadable Media: Creating Value and Meaning in a Networked Culture*, NYU Press, New York 2016
- Jungherr A., *Twitter Use in Election Campaigns: A Systematic Literature Review*, „Journal of Information Technology & Politics” 2016, 13 (1)
- Kalinowska-Żeleźnik A., *Storytelling w marketingu na przykładzie kampanii „Czego szukasz w Święta? English for beginners” firmy Allegro*, „Zarządzanie i Finanse” 2018, 16(4)
- Kaplan A. M., Haenlein M., *Users of the World, Unite! The Challenges and Opportunities of Social Media*, „Business Horizons” 2010, 53(1)
- Katz E., Lazarsfeld P., *Personal Influence: The Part Played by People in the Flow of Mass Communications*, Free Press, Glencoe, IL 1955
- Kempe D., Kleinberg J., Tardos É., *Maximizing the Spread of Influence through a Social Network*, SIGKDD, 2003
- Kietzmann J. H., Hermkens K., McCarthy I. P., Silvestre B. S., *Social Media? Get Serious! Understanding the Functional Building Blocks of Social Media*, „Business Horizons” 2011, 54(3)
- Kim D. Y., Kim H.-Y., *Trust Me, Trust Me Not: A Nuanced View of Influencer Marketing on Social Media*, „Journal of Business Research” 2021, t. 134
- Kivelä M. i in., *Multilayer Networks*, „Journal of Complex Networks” 2014, 2(3)
- Klarna, *Modna Polska. Polak nowej generacji na zakupach*, 2022
- Kotler Ph., Kartajaya H., Setiawan I., *Marketing 4.0. Moving from Traditional to Digital*, Wiley, Hoboken 2017
- Kreiss D., *Prototype Politics: Technology-Intensive Campaigning and the Data of Democracy*, Oxford University Press, Oxford 2016
- Kreiss D., Lawrence R. G., McGregor S. C., *Political Communication and Social Media: A Comparative Perspective*, „Political Communication” 2019, 36 (1)
- Kucharska W., *Media społecznościowe: innowacja w kreowaniu polskich marek*, Wydawnictwo Naukowe WSB, Dąbrowa Górnicza 2015
- Kupiński M., *Młodzież bez Facebooka – dojrzałość czy niedostosowanie?*, „Seminare. Poszukiwania naukowe” 2017, 38(1)
- Langville A. N., Meyer C. D., *Google's PageRank and Beyond: The Science of Search Engine Rankings*, Princeton University Press, Princeton 2006

- Laroche M., Habibi M. R., Richard M. O., Sankaranarayanan R., *The Effects of Social Media Based Brand Communities on Brand Community Markers, Value Creation Practices, Brand Trust and Brand Loyalty*, „Computers in Human Behavior” 2012, t. 28
- Laroche M., Habibi M. R., Richard M.-O., *To Be or Not to Be in Social Media: How Brand Loyalty Is Affected by Social Media?*, „Journal of Business Research” 2012, 65(7)
- Lazer D. i in., *Computational Social Science*, „Science” 2009, 323(5915)
- Lefebvre, *Teoria grafów w analizie sieci społecznościowych*, „Journal of Social Network Analysis” 2018, 25 (3)
- Lehmann S., Gonçalves B., Ramasco J. J., Cattuto C., *Dynamical classes of collective attention in Twitter*, WWW '12, New York 2012
- Leskovec J., Backstrom L., Kleinberg J., *Meme-tracking and the dynamics of the news cycle*, SIGKDD, 2009
- Leskovec J., Horvitz E., *Planetary-Scale Views on an Instant-Messaging Network*, WWW 2008
- Li X., Wang Y., *The Impact of Social Network Analysis on Business and Management: A Bibliometric Review*, „Sustainability” 2020, 12(8)
- Liu B., *Sentiment Analysis: Mining Opinions, Sentiments, and Emotions*, wyd. 2, Cambridge University Press, Cambridge 2022
- Livingstone S., *Introduction: Audiences and Publics: When Cultural Engagement Matters for the Public Sphere*, Intellect Books, Bristol 2005
- Lupa I., *Media społecznościowe w marketingu i zarządzaniu. Wybrane zagadnienia z teorii i praktyki przedsiębiorstw*, Wydawnictwo Naukowe Sophia, Kraków 2016
- Lupa I., *Potencjał marketingowy mediów społecznościowych*, rozprawa doktorska, Uniwersytet Ekonomiczny w Krakowie, Kraków 2018
- MacQueen B., *Some Methods for Classification and Analysis of Multivariate Observations*, w: *Proceedings of the Fifth Berkeley Symposium on Mathematical Statistics and Probability*, t. 1, 1967
- Manning C. D., Schütze H., *Foundations of Statistical Natural Language Processing*, MIT Press, Cambridge, MA 1999
- Mardosz-Grabowska M., *Wirtualne społeczności marek – polskie przypadki*, „e-Management” 2023, nr 2
- Marwick A., *Instafame: Luxury Selfies in the Attention Economy*, „Public Culture” 2015, 27 (1)
- Matt L., Lunesu I., Marchesi M., *Bitcoin Spread Prediction Using Social and Web Search Media*, Lecture Notes in Business Information Processing, 2015
- Mazurek-Łopacińska K., *Badania marketingowe w internecie – w kierunku większej aktywności konsumentów*, „Prace Naukowe Uniwersytetu Ekonomicznego we Wrocławiu” 2010, nr 80
- McPherson M., Smith-Lovin L., Cook J. M., *Birds of a Feather: Homophily in Social Networks*, „Annual Review of Sociology” 2001, t. 27
- Meng L., Kou S., Duan S., Bie Y., *The Impact of Content Characteristics of Short-Form Video Ads on Consumer Purchase Behavior: Evidence from TikTok*, „Journal of Business Research” 2024
- Milgram S., *The Small World Problem*, „Psychology Today” 1967, 2 (1)
- Milo R., Shen-Orr S., Itzkovitz S., Kashtan N., Chklovskii D., Alon U., *Network motifs: Simple building blocks of complex networks*, „Science” 2002, 298(5594)
- Moffitt B., *The Global Rise of Populism: Performance, Political Style, and Representation*, Stanford University Press, Stanford 2016
- Mou J., Benyoucef M., *Consumer Behavior in Social Commerce: Results from a Meta-Analysis*, „Technological Forecasting and Social Change” 2021, t. 167
- Mountford N., Kessie T., *Towards a More Holistic Understanding of Whole Organizational Networks: Anthropological Approaches in Evolving Markets*, „The Electronic Journal of Business Research Methods” 2017, 15(2)
- Nazir S., *Online Communities, Sense of Belonging and Beyond*, „Discourse” 2023
- Newman M. E. J., *Community Structure in Social and Biological Networks*, „Proceedings of the National Academy of Sciences” 2002, 99(12)
- Newman M. E. J., *Modularity and Community Structure in Networks*, „Proceedings of the National Academy of Sciences of the USA” 2006, 103 (23)
- Newman M. E. J., *Networks: An Introduction*, Oxford University Press, Oxford 2010/2018
- Newman M. E. J., *The Structure and Function of Complex Networks*, „SIAM Review” 2003, 45 (2)

- Newman M. E. J., *The Structure of Scientific Collaboration Networks*, „Proceedings of the National Academy of Sciences” 2001, 98 (2)
- Nieborg D. B., Poell T., *The Platformization of Cultural Production: Theorizing the Contingent Cultural Commodity*, „New Media & Society” 2018, 20(11)
- Nielsen F. Å., *AFINN: A New Word List for Sentiment Analysis of Microblogs*, Technical University of Denmark, IMM Working Paper, Kopenhaga 2011
- Norris P., *Digital Divide: Civic Engagement, Information Poverty, and the Internet Worldwide*, Cambridge University Press, Cambridge 2001
- Orben A., *Teenagers, screens and social media: a narrative review of reviews and key studies*, „Social Psychiatry and Psychiatric Epidemiology” 2020, 55(4)
- Otte E., Rousseau R., *Social Network Analysis: A Powerful Strategy, Also for the Information Sciences*, „Journal of Information Science” 2002, 28 (6)
- Page L., Brin S., Motwani T., Winograd T., *The PageRank Citation Ranking: Bringing Order to the Web*, Stanford InfoLab Technical Report 1999
- Papacharissi Z. (red.), *A Networked Self: Identity, Community, and Culture on Social Network Sites*, Routledge, New York 2010
- Papacharissi Z., *Affective Publics: Sentiment, Technology, and Politics*, Oxford University Press, New York/Oxford 2014/2015
- Papacharissi Z., *Affective publics and structures of storytelling: sentiment, events and mediality*, „Information, Communication & Society” 2016, 19(3)
- Pariser E., *The Filter Bubble: What the Internet Is Hiding from You*, Penguin Press, New York 2011
- Pazderska A., *Aktywność społeczna w internecie w kontekście wybuchu wojny w Ukrainie*, „Przegląd Politologiczny” 2024, nr 4
- Peng R. D., *Reproducible Research in Computational Science*, „Science” 2011, 334 (6060)
- Pfeffer J., *The Half-Life of a Tweet*, „Proceedings of the 17th International AAAI Conference on Web and Social Media (ICWSM)”, 2023
- Pfeffer J., Zorbach T., Carley K. M., *Understanding Online Firestorms: Negative Word-of-Mouth Dynamics in Social Media Networks*, „Journal of Marketing Communications” 2014, 20 (1–2)
- Pincus S. M., *Approximate Entropy as a Measure of System Complexity*, „Proceedings of the National Academy of Sciences” 1991, 88 (6)
- Preece J., *Online Communities: Designing Usability, Supporting Sociability*, John Wiley & Sons, Chichester 2000
- Preece J., *Sociability and usability in online communities: determining and measuring success*, „Behaviour & Information Technology” 2001, 20(5)
- Prometheus* 2009, t. 27, nr 1
- Przybylski A., Weinstein N., *Digital Screen Time and Mental Well-Being in Adolescence: Evidence from a Population-Based Study*, „Computers in Human Behavior” 2017, t. 76
- Rainie L., Wellman B., *Networked: The New Social Operating System*, MIT Press, Cambridge (MA) 2012
- Ranjan G., Sharma N., *Graph Theory with Applications to Engineering and Computer Science*, Prentice Hall, Upper Saddle River (NJ) 2020
- Rheingold H., *The Virtual Community: Homesteading on the Electronic Frontier*, MIT Press, Cambridge (MA) 1994/2000
- Rieder B., *Studying Facebook via Data Extraction: The Netvizz Application*, w: *Proceedings of the 5th Annual ACM Web Science Conference*, ACM, New York 2013
- Rogers E. M., *Diffusion of Innovations*, 5th ed., Free Press, New York 2003
- Rogers R., *Doing Digital Methods*, SAGE Publications, London 2019/2023
- Rossetti G., Cazabet R., *Community Discovery in Dynamic Networks: A Survey*, „ACM Computing Surveys (CSUR)” 2018, 51 (2)
- Rosvall M., Bergstrom C. T., *Maps of Random Walks on Complex Networks Reveal Community Structure*, „Proceedings of the National Academy of Sciences” 2008, 105 (4)
- Rozin P., Royzman E. B., *Negativity Bias, Negativity Dominance, and Contagion*, „Personality and Social Psychology Review” 2001, 5 (4)
- Ruths D., Pfeffer J., *Social Media for Large Studies of Behavior*, „Science” 2014, 346 (6213)

- Santos Z. R. i in., *Consumer engagement in social media brand communities*, „Information & Management” 2022, 59(6)
- Schlessinger J., Garimella K. P., Jakesch M., Eckles D., *Effects of Algorithmic Trend Promotion: Evidence from Coordinated Campaigns in Twitter’s Trending Topics*, w: „Proceedings of the 17th International AAAI Conference on Web and Social Media (ICWSM)”, 2023
- Schultz F., Utz S., Göritz A., Is the medium the message? Perceptions of and reactions to crisis communication via Twitter, blogs and traditional media, „Public Relations Review” 2011, 37(1)
- Scott J., *Social Network Analysis*, SAGE Publications, London 2012/2017
- Shannon C. E., *A Mathematical Theory of Communication*, „Bell System Technical Journal” 1948, t. 27
- Shifman L. S., *Memes in Digital Culture*, MIT Press, Cambridge (MA) 2014
- Sidorov M., Kirichek V. B., Koucheryavy M., *Revisiting Information Cascades in Online Social Networks*, „Mathematics” 2024, 13(1), art. 77
- Sojkin B., *Informacyjne podstawy decyzji marketingowych*, PWE, Warszawa 2009
- Spielman D. A., *Spectral and Algebraic Graph Theory*, Providence 2019
- Srnicek N., *Platform Capitalism*, Polity Press, Cambridge 2017
- Stanoevska-Slabeva K., Schmid B. F., *A typology of online communities and community supporting platforms*, w: Proceedings of the 34th Hawaii International Conference on System Sciences, IEEE, 2001
- Stieglitz S., Dang-Xuan L., *Emotions and Information Diffusion in Social Media: Sentiment of Microblogs and Sharing Behavior*, „Journal of Management Information Systems” 2013, 29 (4)
- Stieglitz S., Dang-Xuan L., *Social media and political communication*, Social Network Analysis and Mining, 2013, nr 3
- Sunstein C. R., *#Republic: Divided Democracy in the Age of Social Media*, Princeton University Press, Princeton 2017
- Sunstein C. R., *Republic.com 2.0*, Princeton University Press, Princeton 2007
- Szewczyk M., *Zmediatyzowany obraz*, „Roczniki Kulturoznawcze” 2025, XVI(4)
- Traag V. A., Waltman L., van Eck N. J., *From Louvain to Leiden: guaranteeing well-connected communities*, „Scientific Reports” 2019, t. 9, art. 5233
- Treem J. W., Leonardi P. M., *Social Media Use in Organizations: Exploring the Affordances of Visibility, Persistence, Editability, and Association*, w: Communication Yearbook 36, 2012
- Trieu P., *Seeing the Invisible: Understanding the Implications of Social Media Invisible Responses for Well-Being and Relational Development*, rozprawa doktorska, University of Michigan, Ann Arbor 2020
- Tufekci Z., *Algorithmic Harms beyond Facebook and Google: Emergent Challenges of Computational Agency*, „Colorado Technology Law Journal” 2015, 13 (1)
- Tufekci Z., *Grooming, Gossip, Facebook and MySpace: What Can We Learn About These Sites from Those Who Won’t Assimilate?*, „Information, Communication & Society” 2008, 11(4)
- Tufekci Z., *Twitter and Tear Gas. The Power and Fragility of Networked Protest*, Yale University Press, New Haven–London 2017
- Ugander J., Karrer B., Backstrom L., Marlow C., *An Anatomy of Facebook*, w: Proceedings of the 2011 ACM SIGCOMM Conference on Internet Measurement (IMC 2011), Berlin, Germany, 2011
- Vakratsas D., Ambler T., *How Advertising Works: What Do We Really Know?*, „Journal of Marketing” 1999, 63 (1)
- Valkenburg P. M., Peter J. W., Schouten A. P., *Social media use and well-being: What we know and what we need to know*, „Current Opinion in Psychology” 2022, t. 45
- van Dijck J., *The Culture of Connectivity: A Critical History of Social Media*, Oxford University Press, Oxford 2013
- van Dijck J., Poell T., *Understanding Social Media Logic*, „Media and Communication” 2013, 1 (1)
- van Dijck J., Poell T., de Waal M., *The Platform Society: Public Values in a Connective World*, Oxford University Press, Oxford 2018
- Veličković P. i in., *Graph Attention Networks*, ICLR 2018, arXiv:1710.10903
- Vosoughi S., Roy D., Aral S., *The Spread of True and False News Online*, „Science” 2018, 359(6380)
- Wahyudi M. A., Rahmadhani M. V., Mu’is A., Evelyn F., *The Impact of Short-Form Video Marketing, Influencer Relatability, and Trust Signals on Gen Z’s Purchase Intention*, „International Journal of Business, Law, and Education” 2025, 6(1)

- Walter N., *Internetowe wsparcie społeczne*, Wydawnictwo Naukowe UAM, Poznań 2012
- Wang X. i in., *Social Network Analysis: Methods and Applications*, „IEEE Transactions on Network Science and Engineering” 2022, 9 (3)
- Wasserman S., Faust K., *Social Network Analysis: Methods and Applications*, Cambridge University Press, Cambridge 1994
- Watts D. J., *A simple model of global cascades on random networks*, „Proceedings of the National Academy of Sciences” 2002, 99 (9)
- Watts D. J., *Small Worlds: The Dynamics of Networks between Order and Randomness*, Princeton University Press, Princeton 1999
- Watts D. J., *The “New” Science of Networks*, „Annual Review of Sociology” 2004, 30 (1)
- Watts D. J., Dodds P. S., *Influentials, Networks, and Public Opinion Formation*, „Journal of Consumer Research” 2007, 34 (4)
- Watts D. J., Strogatz S. H., *Collective Dynamics of “Small-World” Networks*, „Nature” 1998, 393(6684)
- West D. B., *Introduction to Graph Theory*, 2nd ed., Prentice Hall, Upper Saddle River (NJ) 2001
- Wiktor J.W., *Modele komunikacji marketingowej*, „Zeszyty Naukowe Akademii Ekonomicznej w Krakowie” 2002, nr 602
- Wu F., Huberman B. A., *Novelty and Collective Attention in the Dynamics of the News Cycle*, „Proceedings of the National Academy of Sciences” 2007, 104 (45)
- Zhao W., Hu F., Wang J., Shu T., Xu Y., *A Systematic Literature Review on Social Commerce: Assessing the Past and Guiding the Future*, „Electronic Commerce Research and Applications” 2023, t. 57
- Zillmann D., *Arousal and Affect in Social Judgment*, w: *The Communication of Emotion*, Guilford Press, New York 1983
- Zuboff S., *The Age of Surveillance Capitalism*, PublicAffairs, New York 2019

## Źródła internetowe

- 2024 Edelman Trust Barometer, Edelman, 2024, <https://www.edelman.com/trust/2024/trust-barometer>
- A może wideorozmowa z konsultantem?*, Biuro Prasowe Orange, <https://www.telepolis.pl/wiadomosci/orange-a-moze-wideorozmowa-z-konsultantem>
- Balcerzak J., *Jak skutecznie analizować działania w social media? Case study*, blog Sotrender, <https://www.sotrender.com/blog/pl/2020/06/jak-skutecznie-analizowac-dzialania-w-social-media-case-study/>
- Before Facebook There Was... Friendster? Yes, That's Right, Harvard Business School, 2020, <https://d3.harvard.edu/platform-digit/submission/before-facebook-there-was-friendster-yes-thats-right/>
- Butler S., *The Rise and Fall of LiveJournal*, Medium, 2019, <https://butlershannon.medium.com/the-rise-and-fall-of-livejournal-69876a94062f>
- Case study Kubota – jak korzystać z monitoringu mediów, Newspoint, 2019, <https://www.newspoint.pl/blog/case-study-kubota-jak-korzystac-z-monitoringu-mediow>
- Cosine Similarity*, hasło w: Wikipedia, 2023, [https://en.wikipedia.org/wiki/Cosine\\_similarity](https://en.wikipedia.org/wiki/Cosine_similarity)
- CrowdTangle*, hasło w: Wikipedia, wersja z 2025 r., <https://en.wikipedia.org/wiki/CrowdTangle>
- Dąbrowska A., Nieufni i łatwowierni. Tacy jesteśmy na europejskim tle, Oko.press, 30.04.2022, <https://oko.press/nieufni-i-latwowierni-tacy-jestesmy-na-europejskim-tle>
- Dice Coefficient*, hasło w: Wikipedia, 2023, [https://en.wikipedia.org/wiki/Dice\\_coefficient](https://en.wikipedia.org/wiki/Dice_coefficient)
- Digital 2024 Deep Dive: The Time We Spend on Social Media*, DataReportal / GWI, 2024, <https://datareportal.com/reports/digital-2024-deep-dive-the-time-we-spend-on-social-media>
- Digital 2025: Global Overview Report*, DataReportal / We Are Social / Meltwater, 2025, <https://datareportal.com/reports/digital-2025-global-overview-report>
- Digital 2025: Poland*, We Are Social & Meltwater, 2025, <https://datareportal.com/reports/digital-2025-poland>
- Dobrowolska K., Social media? InPost robi to (bardzo) dobrze!, „Medialis”, 22.06.2021, <https://medialis.pl/social-media-inpost-robi-to-bardzo-dobrze/>

*Doświadczenia e-commerce*, Santander Consumer Bank, Warszawa 2025,  
[https://www.santanderconsumer.pl/gfx/santander/userfiles/\\_public/raport\\_scb\\_polakow\\_portfel\\_wlasny\\_doswiadczenia\\_e-commerce.pdf](https://www.santanderconsumer.pl/gfx/santander/userfiles/_public/raport_scb_polakow_portfel_wlasny_doswiadczenia_e-commerce.pdf)

*E-commerce w Polsce 2023*, Gemius, Polskie Badania Internetu, IAB Polska, Warszawa 2023,  
[https://gemius.com/documents/54/RAPORT\\_e-commerce\\_2023.pdf](https://gemius.com/documents/54/RAPORT_e-commerce_2023.pdf)

Fletcher R., Nielsen R. K., *Echo Chambers, Filter Bubbles, and Polarisation: A Literature Review*, Reuters Institute for the Study of Journalism, University of Oxford, 2022,  
<https://reutersinstitute.politics.ox.ac.uk/echo-chambers-filter-bubbles-and-polarisation-literature-review>

*Friendster*, hasło w: Wikipedia, <https://en.wikipedia.org/wiki/Friendster>

Hendricks D., *Complete History of Social Media: Then and Now*, Small Business Trends, 2013,  
<https://smallbiztrends.com/2013/05/the-complete-history-of-social-media-infographic.html>

*HistoryCooperative.org*, *The History of Social Media*, <https://historycooperative.org/the-history-of-social-media/>

*How Friendster Died (The Untold Story)*, The Runway Ventures, 2023,  
<https://www.therunway.ventures/p/friendster>

*How KLM Nails Social Customer Care*, Econsultancy, <https://econsultancy.com/how-klm-nails-social-customer-care/>

Hutchinson A., *Big Brand Theory: KLM Uses Social to Meet Customers Where They Are*, „Social Media Today”, 21.07.2015, <https://www.socialmediatoday.com/special-columns/adhutchinson/2015-07-22/big-brand-theory-klm-uses-social-meet-customers-where-they>

Hutto C. J., *The vaderSentiment Python Library*, wersja 3.3.2, GitHub Repository,  
<https://github.com/cjhutto/vaderSentiment>

*Internet Relay Chat*, hasło w: Wikipedia, [https://en.wikipedia.org/wiki/Internet\\_Relay\\_Chat](https://en.wikipedia.org/wiki/Internet_Relay_Chat)

*Jaccard Index*, hasło w: Wikipedia, 2023, [https://en.wikipedia.org/wiki/Jaccard\\_index](https://en.wikipedia.org/wiki/Jaccard_index)

Jak Brand24 pomaga XTB utrzymać przewagę na rynku. Case study XTB, Brand24, <https://brand24.pl/case-study/xtb/>

Jak monitoring rynku pomaga diagnozować problemy i obserwować trendy w branży webinarów. Case study ClickMeeting, Brand24, 2023, <https://brand24.pl/case-study/clickmeeting/>

Jones E., *SixDegrees.com – The Start of Social Media*, Medium, 2021,  
<https://medium.com/@emijones/sixdegrees-com-the-start-of-social-media-86e287d46e9e>

Kemp S., *Digital 2024: Poland*, DataReportal, 2024, <https://datareportal.com/reports/digital-2024-poland>

KLM Displays Live Response Time for Social Media Service, komunikat prasowy KLM,  
<https://news.klm.com/klm-laet-actuele-reactietijd-op-facebook-en-twitter-zien-en/>

*LiveJournal*, hasło w: Wikipedia, <https://en.wikipedia.org/wiki/LiveJournal>

Media Use in the European Union, Flash Eurobarometer 2022, European Parliament, 2022,  
<https://op.europa.eu/en/publication-detail/-/publication/d2dbcf78-11e0-11e0-11ec-b4fe-01aa75ed71a1>

Modna Polska. Polak nowej generacji na zakupach, Klarna, 2022,  
<https://owp.klarna.com/legacy/assets/sites/30/2022/04/26162551/Raport-Modna-Polska-by-Klarna.pdf>

*Most popular social networks worldwide as of January 2025*, Statista,  
<https://www.statista.com/statistics/272014/global-social-networks-ranked-by-number-of-users/>

Obrażliwy gest w reklamie Tigera na 1 sierpnia. Firma przeprosza i wpłaca 500 tys. zł, Business Insider Polska,  
<https://businessinsider.com.pl/biznes/media/kryzys-w-social-media-wpadka-tigera-na-rocznice-powstania/d9vp2h0>

*Online Communities and Social Networking: Its History (& What's Next)*, Cool.co, 2023,  
<https://cool.co/publisher-experiences/2023/09/28/online-communities-and-social-networking-its-history-whats-next/>

*Our Approach to Facebook Feed Ranking oraz Our Approach to Explaining Ranking*, Meta, Transparency Center, 2023–2025, <https://transparency.meta.com/features/explaining-ranking/>

Pew Research Center, *Teens, Social Media and Technology 2023/2024*,  
<https://www.pewresearch.org/internet/2023/12/11/teens-social-media-and-technology-2023/>

Rośnie zaufanie do mediów w Polsce. Jest jeden wyjątek, PAP/Onet, 18.09.2025,  
<https://www.onet.pl/informacje/onetwiadomosci/rosnie-zaufanie-do-mediow-w-polsce-jest-jeden-wyjatek-sondaz/8sl6708,79cfc278>

Sasiela D., *Analiza danych i efektywność kampanii w social mediach – jak mierzyć wyniki i doskonalić strategię marketingową*, wpis na blogu Combomarketing, <https://ewydawcy.pl/jak-mierzyc-efektywnosc-kampanii-w-social-mediach/>

*SixDegrees.com*, hasło w: Wikipedia, <https://en.wikipedia.org/wiki/SixDegrees.com>

*Social Media 2023 – pierwsza edycja raportu*, Gemius, Polskie Badania Internetu, IAB Polska, 2023, <https://gemius.com/pl/news/social-media-2023-pierwsza-edycja-raportu-juz-dostepna/>

*Social Media 2024*, Gemius, Warszawa 2024, [https://gemius.com/documents/51/RAPORT\\_SOCIAL\\_MEDIA\\_2024.pdf](https://gemius.com/documents/51/RAPORT_SOCIAL_MEDIA_2024.pdf)

Stenberg D., *History of IRC (Internet Relay Chat)*, 2013, <https://daniel.haxx.se/irchistory.html>

*The History of Online Communities & Social Networking*, FluentCommunity, 2025, <https://fluentcommunity.co/blog/history-of-online-communities/>

The Influencer Marketing Factory, *The State of Virtual Influencers in 2024*, Miami 2024, <https://theinfluencermarketingfactory.com/virtual-influencers-2024/>

*Then and Now: A History of Social Networking Sites*, CBS News, 6.07.2011, <https://www.cbsnews.com/pictures/then-and-now-a-history-of-social-networking-sites/>

Tiger, czyli kryzys w 24 godziny, SentiOne, 2017, <https://sentione.com/blog/pl/kryzys-tiger-case-study/>

*Timeline of Social Media*, hasło w: Wikipedia, [https://en.wikipedia.org/wiki/Timeline\\_of\\_social\\_media](https://en.wikipedia.org/wiki/Timeline_of_social_media)

Twitter API v2, Twitter/X Developer Documentation, <https://developer.twitter.com/en/docs/twitter-api>

WeNet.pl, *Social media – podsumowanie raportu Digital 2025: Poland*, 13.03.2025, <https://wenet.pl/blog/internet-i-media-spolecznosciowe-podsumowanie-raportu-digital-2025-poland/>

Zarządzanie reputacją, śledzenie opinii w internecie, Bizzit.pl, 2023, <https://bizzit.pl/zarzadzanie-reputacja-sledzenie-opinii-w-internecie-jak-mozemy-pomoc/>

*Żytnia Extra bez dużych strat wizerunkowych po fatalnym memie na Facebooku*, Wirtualnemedi.pl, <https://www.wirtualnemedi.pl/zytnia-extra-bez-duzych-strat-wizerunkowych-po-fatalnym-memie-na-facebooku.7172125042034817a>

*Żytnia Extra zaliczyła potężną wpadkę na Facebooku*, „Press”, <https://www.press.pl/tresc/40715,zytnia-extra-zaliczy-la-potezna-wpadke-na-facebooku>

## Wykaz rysunków

Rysunek 1 Główne powody korzystania z mediów społecznościowych .....	32
Rysunek 2 Najpopularniejsze media społecznościowe w Polsce.....	35
Rysunek 3. Oś czasu mediów społecznościowych.....	41
Rysunek 4. Młodzi amerykańscy influencerzy napędzają <i>social commerce</i> .....	43
Rysunek 5. Media społecznościowe jako główne źródło wiedzy o wydarzeniach w kraju i na świecie wśród młodych dorosłych w Polsce (18–44 lata, według wieku) .....	52
Rysunek 6. Wykres obserwujących na Twitterze .....	104
Rysunek 7. Graf odzwierciedlający relacje społeczne zachodzące w sieci .....	111
Rysunek 8. Centralność pośrednictwa w sieci społecznościowej .....	112
Rysunek 9. Centralność stopnia w sieci społecznościowej.....	116
Rysunek 10. Centralność bliskości w sieci społecznościowej .....	117
Rysunek 11. Centralność wektorów w sieci społecznościowej .....	118
Rysunek 12. Wizualizacja sieci społecznościowej z PageRank .....	119
Rysunek 13. Podział społecznościowy za pomocą algorytmu Louvain.....	127
Rysunek 14. Współczynnik klastrowania .....	129
Rysunek 15. Ilustracje interakcji na Twitterze i centralności stopni w teorii grafów (a) Rodzaje interakcji na Twitterze. (b) Centralność stopnia. ....	136
Rysunek 16. 30 najlepszych użytkowników na podstawie centralnej pozycji w sieci retweetów .....	137
Rysunek 17. Najczęściej wymieniani użytkownicy w sieci.....	138
Rysunek 18. Podobieństwo między ceną bitcoinów a liczbą tweetów .....	139
Rysunek 19. Wyniki korelacji krzyżowej .....	140
Rysunek 20. Graf współwystępowania słów w tweetach dotyczących Coca-Coli .....	150
Rysunek 21. Statystyki zaangażowania dla konta @CocaCola na X.....	151
Rysunek 22. Graf interakcji użytkowników na Facebooku wokół marki Coca-Cola .....	152
Rysunek 23. Pełna sieć dla #Trzaskowski .....	165
Rysunek 24. Pełna sieć dla #Nawrocki .....	166
Rysunek 25. Pełna sieć dla #Jakubiak.....	167
Rysunek 26. Pełna sieć dla #Stanowski .....	168
Rysunek 27. Pełna sieć dla #Biejat .....	168
Rysunek 28. Pełna sieć dla #Zandberg.....	169
Rysunek 29. Pełna sieć dla #Hołownia .....	170
Rysunek 30. Pełna sieć dla #Braun .....	170
Rysunek 31. Pełna sieć dla #Mentzen .....	171
Rysunek 32. Graficzne zestawienie wszystkich dziewięciu kandydatów .....	173

Rysunek 33. Średnia centralność stopnia (top 5 influencerów) dla kandydatów.....	176
Rysunek 34. Piętnastu użytkowników o najwyższej centralności stopnia.....	178
Rysunek 35. Centralność pośrednictwa .....	181
Rysunek 36. Centralność bliskości.....	184
Rysunek 37. Centralność PageRank.....	187
Rysunek 38. Centralność wektora własnego.....	190
Rysunek 39. Najczęściej wzmiankowani użytkownicy dla poszczególnych kandydatów ....	193
Rysunek 40. Aktywność tweetów według dni tygodnia dla kandydatów.....	195
Rysunek 41. Dynamika liczby tweetów według godzin dnia dla kandydatów .....	196
Rysunek 42. Liczba tweetów według godzin dobowych .....	196
Rysunek 43. Dynamika liczby tweetów – Styczeń 2025 .....	200
Rysunek 44. Stosunek liczby unikalnych autorów do liczby tweetów dla kandydatów .....	201
Rysunek 45. Średnia liczba interakcji dla kandydatów.....	202
Rysunek 46. Rozkład liczby wyświetleń tweetów dla kandydatów.....	203
Rysunek 47. Liczba unikalnych użytkowników wspomnianych w tweetach .....	204
Rysunek 48. Średni współczynnik grupowania sieci dla kandydatów.....	205
Rysunek 49. Gęstość sieci społecznościowych dla kandydatów .....	206
Rysunek 50. Średni sentyment tweetów (próbka do 500 tweetów) .....	211
Rysunek 51. Macierze wzmianek (#Jakubiak, #Stanowski, #Biejat).....	214
Rysunek 52. Macierze wzmianek (#Zandberg, #Hołownia, #Braun) .....	215
Rysunek 53. Macierze wzmianek (#Mentzen, #Nawrocki, #Trzaskowski).....	216
Rysunek 54. Grafy hashtagów (#Jakubiak, #Stanowski, #Biejat) .....	219
Rysunek 55. Grafy hashtagów (#Zandberg, #Hołownia, #Braun).....	220
Rysunek 56. Grafy hashtagów (#Mentzen, #Nawrocki, #Trzaskowski).....	220
Rysunek 57. Modularność sieci społecznościowych dla poszczególnych kandydatów .....	222
Rysunek 58. Wyświetlenia vs Retweety / Odpowiedzi.....	224
Rysunek 59. Wyświetlenia vs Polubienia .....	225
Rysunek 60. Udział typów interakcji .....	227
Rysunek 61. Udział kandydatów w całkowitej liczbie interakcji .....	228
Rysunek 62. Średni Engagement Rate dla kandydatów.....	230
Rysunek 63. Engagement Rate – porównanie kandydatów .....	231
Rysunek 64. Modele regresji liniowej dla kandydatów .....	233
Rysunek 65. Średnia wartość Engagement Influence Index .....	267
Rysunek 66. Średnia wartość Log-Sigmoid Weighted Impact .....	267
Rysunek 67. Średnia wartość Log-odds Engagement Ratio .....	268
Rysunek 68. Średnia logarytmiczna entropia semantyczna klastra .....	270
Rysunek 69. Średnia wartość Logarytmicznego Indeksu Centralizacji Informacyjnej .....	271
Rysunek 70. Wykres LTIG dla #Mentzen .....	278
Rysunek 71. Wykres LTIG dla #Braun.....	278
Rysunek 72. Wykres LTIG dla #Hołownia.....	279
Rysunek 73. Wykres LTIG dla #Zandberg .....	280
Rysunek 74. Wykres LTIG dla #Biejat.....	281
Rysunek 75. Wykres LTIG dla #Stanowski.....	282
Rysunek 76. Wykres LTIG dla #Jakubiak .....	282

Rysunek 77. Wykres LTIG dla #Nawrocki.....	283
Rysunek 78. Wykres LTIG dla #Trzaskowski.....	284
Rysunek 79. Średnie EVZ z odchyleniem standardowym.....	288
Rysunek 80. Średnia wartość Log-Spectral Communicability Index.....	292
Rysunek 81. Średni Log-Entropy Core Activation Score.....	297
Rysunek 82. Średnia wartość Log-Adjusted Propagation Sensitivity.....	300

## Wykaz tabel

Tabela 1. Kluczowe wskaźniki analizy struktury i dynamiki sieci społecznych .....	157
Tabela 2. Wybrane wydarzenia polityczne w kampanii prezydenckiej, styczeń 2025 .....	198
Tabela 3. Zestawienie wartości wskaźników strukturalnych ( $M_u$ , C, D).....	207
Tabela 4. Engagement Rate (wartości) .....	232
Tabela 5. Średnie wskaźniki zaangażowania i aktywności.....	235
Tabela 6. Podstawowe statystyki aktywności kandydatów.....	238
Tabela 7. Struktura topologiczna sieci kandydatów.....	240
Tabela 8. Wskaźniki centralności i modularności sieci .....	243
Tabela 9. Wskaźniki struktury globalnej sieci kandydatów.....	246
Tabela 10. Wartości EII, LSWI, LOER, SCE, ICI dla kandydatów .....	272
Tabela 11. Opis wskaźników EII, LSWI, LOER, SCE, ICI .....	273
Tabela 12. Statystyki opisowe EVZ.....	289
Tabela 13. Średnia wartość LSCI.....	293
Tabela 14. Pozycja kandydatów w czterowymiarowej przestrzeni metryk .....	305
Tabela 15. Zestawienie wszystkich hipotez .....	330

## Streszczenie

### *Badanie mediów społecznościowych w paradygmacie teorii grafów i analizy sieci społecznościowych na przykładzie komunikacji politycznej w środowisku platformy X*

Rozprawa poświęcona jest zastosowaniu teorii grafów oraz analizy sieci społecznościowych do badania komunikacji cyfrowej w mediach społecznościowych, ze szczególnym uwzględnieniem kampanii politycznej prowadzonej na platformie X w wyborach prezydenckich w Polsce w 2025 roku. Punktem wyjścia pracy jest założenie, że współczesne platformy społecznościowe tworzą złożone, dynamiczne sieci interakcji, których struktura, ewolucja w czasie oraz dystrybucja treści nie mogą być adekwatnie opisywane wyłącznie za pomocą prostych miar aktywności i zasięgu. Zamiast tego wymagają one ujęcia relacyjnego, w którym użytkownicy, treści i interakcje są analizowane jako elementy jednego systemu sieciowego.

W części teoretycznej przedstawiono klasyczne i współczesne podejścia do teorii grafów oraz analizy sieci społecznych, obejmujące m.in. miary centralności, własności sieci małoswiatowych, modularność i detekcję wspólnot, a także koncepcje dyfuzji informacji i słabych więzi. Szczególną uwagę poświęcono ograniczeniom statycznych modeli grafowych w kontekście mediów społecznościowych oraz potrzebie uwzględniania wymiaru temporalnego, entropijnego i semantycznego. W tym kontekście praca lokuje się na styku klasycznej teorii grafów oraz nowszych nurtów analizy sieci czasowych i informacyjnych, traktując je jako etap pośredni pomiędzy modelami statycznymi a bardziej abstrakcyjnymi formalizmami rozwijanymi we współczesnych badaniach sieciowych.

Część empiryczna oparta jest na analizie ponad 100 tysięcy tweetów oraz ponad 35 tysięcy unikalnych użytkowników uczestniczących w komunikacji wokół kont kandydatów politycznych. Zrekonstruowane sieci interakcji poddano wielowymiarowej analizie strukturalnej, temporalnej i semantycznej. Oprócz klasycznych miar grafowych zastosowano autorskie wskaźniki temporalno–entropijne, takie jak Log-Time Influence Gradient (LTIG), Log-Adjusted Propagation Sensitivity (LAPS), Log-Entropy Core Activation Score (LECAS) oraz Entropiczny Wektor Zasięgu (EVZ), umożliwiające modelowanie dynamiki wpływu, głębokości kaskad propagacyjnych oraz międzywspólnotowego rozproszenia oddziaływań.

Istotnym elementem analizy była integracja struktury sieci z analizą treści, z wykorzystaniem embeddingów semantycznych i metod redukcji wymiaru. Pozwoliło to na powiązanie topologii sieci z profilami dyskursywnymi, dynamiką narracji oraz zjawiskami polaryzacji i homofilii ideologicznej. Wyniki wskazują, że skuteczność komunikacji politycznej jest ści-

śle związana z architekturą sieci, jej odpornością strukturalną, temporalną synchronizacją przekazu oraz zdolnością do przekraczania granic wspólnot informacyjnych.

Rozprawa ma charakter interdyscyplinarny, łącząc elementy informatyki, socjologii, nauk o komunikacji, marketingu politycznego i analityki danych. W części metodologicznej omówiono także narzędzia analizy i wizualizacji sieci, takie jak Gephi i NodeXL, oraz ograniczenia wynikające z charakteru danych platformowych, dostępu do API i kwestii etycznych. Całość pracy wskazuje na potrzebę dalszego rozwoju dynamicznych, multimodalnych modeli sieciowych, integrujących wymiar strukturalny, temporalny i semantyczny, jako kluczowego kierunku badań nad komunikacją cyfrową i zarządzaniem reputacją w środowiskach sieciowych.

## Abstract

### *Social Media Research in the Paradigm of Graph Theory and Social Network Analysis: The Case of Political Communication on Platform X*

This dissertation examines the application of graph theory and social network analysis (SNA) to the study of digital communication in social media, with a particular focus on a political campaign conducted on the X platform during the 2025 Polish presidential election. The study is grounded in the assumption that contemporary social media platforms form complex and highly dynamic interaction networks, the structure and evolution of which cannot be adequately captured by simple activity or reach metrics alone. Instead, communication processes must be analyzed as relational, temporal, and content-driven phenomena embedded in network structures.

The theoretical framework draws on classical and contemporary graph theory, including measures of centrality, small-world properties, modularity, community detection, and models of information diffusion. Particular attention is given to the limitations of static network representations and to the need for incorporating temporal, entropic, and semantic dimensions into network analysis. The dissertation situates itself within emerging approaches to temporal and information-centered network theory, treating them as an intermediate step between traditional graph-based models and more abstract formalisms developed in recent network research.

The empirical analysis is based on a dataset comprising over 100,000 tweets and more than 35,000 unique users engaged in communication around the accounts of political candidates. Reconstructed interaction networks were analyzed using a multidimensional approach combining structural, temporal, and semantic perspectives. In addition to classical network metrics, the study introduces and applies original temporal–entropic indicators, including the Log-Time Influence Gradient (LTIG), Log-Adjusted Propagation Sensitivity (LAPS), Log-Entropy Core Activation Score (LECAS), and the Entropic Reach Vector (EVZ). These measures enable the modeling of influence dynamics, cascade depth, and cross-community activation patterns.

A key component of the analysis is the integration of network structure with content analysis, employing semantic embeddings and dimensionality reduction techniques. This approach makes it possible to link network topology with discourse dynamics, narrative shifts, polarization, and ideological homophily. The findings suggest that communication effectiveness in political campaigns is closely related to network architecture, structural resilience,

temporal synchronization with media events, and the ability to bridge informational communities.

The dissertation is interdisciplinary in nature, combining insights from computer science, sociology, communication studies, political marketing, and data analytics. It also addresses methodological challenges associated with platform-based data, API limitations, and ethical considerations. Overall, the study highlights the necessity of developing dynamic and multi-modal network models that integrate structural, temporal, and semantic dimensions, offering a robust framework for future research on digital communication, reputation management, and information dynamics in networked environments.

Rzeszów, dnia .....

Władysław Błocki

## OŚWIADCZENIE

Oświadczam, że złożona przeze mnie rozprawa doktorska „*Badanie mediów społecznościowych w paradygmacie teorii grafów i analizy sieci społecznościowych na przykładzie komunikacji politycznej w środowisku platformy X*” została napisana przeze mnie samodzielnie.

Oświadczam również, że przedstawiona rozprawa doktorska nie była wcześniej przedmiotem procedur związanych z uzyskaniem stopnia naukowego.

Jednocześnie wyrażam zgodę na jej publiczne udostępnianie.

.....  
*podpis*