



Т. І. Смірнов¹, Ю. В. Шабатура²

¹ Національний лісотехнічний університет України, м. Львів, Україна,

² Національна академія сухопутних військ імені гетьмана П. Сагайдачного, м. Львів, Україна

МОДЕЛЬ ЕВОЛЮЦІЇ ПРОЦЕСІВ ПОШИРЕННЯ ФЕЙКОВИХ ІНФОРМАЦІЙНИХ ПОВІДОМЛЕНЬ У СОЦІАЛЬНИХ МЕРЕЖАХ

Проаналізовано етапи еволюції процесів поширення неправдивих (фейкових) інформаційних повідомлень у глобальних соціальних мережах та охарактеризовано ключові механізми, що визначають їхню інтенсивність і напрям розвитку. Встановлено, що феномен фейкових новин поступово еволюціонував від традиційних централізованих медіа до високодинамічних децентралізованих комунікаційних структур, де критичну роль відіграють алгоритмічні системи рекомендацій, персоналізовані стрічки та механізми інформаційної селекції. З'ясовано, що сучасні соціальні мережі формують умови для пришвидшеної дифузії неправдивого контенту завдяки високій щільності локальних зв'язків, наявності впливових вузлів-хабів і підсиленню ефектів ехо-камер і когнітивної упередженості користувачів. Охарактеризовано закономірності впливу бот-мереж, автоматизованих агентів, алгоритмів машинного навчання, механізмів гіпертаргетингу та генеративних моделей штучного інтелекту на збільшення масштабів і швидкості формування інформаційних каскадів. Оцінено вплив топологічних характеристик соціальних графів, таких як коефіцієнт кластеризації, середня довжина шляху, щільність зв'язків, міжкластерна взаємодія, міра центральності та структурна кореляція між групами, на ймовірність виникнення швидких і довготривалих хвиль поширення дезінформації. Встановлено експоненційний та нелінійний характер зростання кількості репостів, скорочення глибини каскадів і збільшення темпу оновлення інформаційних потоків у період 2015–2025 рр., що свідчить про перехід системи до режиму стійкого самопідсилення. Охарактеризовано запропоновану графову модель, побудовану на підставі ймовірнісних процесів і структурно-динамічних залежностей, яка дає змогу відтворювати еволюцію фейкових каскадів із врахуванням локальних аномалій, впливу хабів і стохастичної природи взаємодій між користувачами. Обґрунтовано можливість застосування цієї моделі як базового інструменту для розроблення інтелектуальних систем моніторингу, прогнозування та раннього виявлення аномального контенту, а також для розроблення стратегій протидії дезінформації у складних соціальних екосистемах.

Ключові слова: інформаційні каскади; структура соціальних графів; ймовірнісні процеси; мережева динаміка; топологічні характеристики; каскадне поширення; аналітика поведінки користувачів.

Вступ / Introduction

Соціальні мережі наразі є головним віртуальним середовищем, де люди обмінюються інформацією в реальному часі. Поява інтерактивних платформ, таких як Facebook, X (Twitter), Instagram, TikTok та інші, радикально змінила механізми розроблення, поширення та споживання інформації. На відміну від традиційних медіа, де контроль достовірності здійснювався редакційними структурами, у соціальних мережах кожен користувач виступає одночасно і джерелом, і ретранслятором контенту.

Водночас відбулася глибока трансформація інформаційного середовища – від централізованих каналів комунікації до децентралізованих саморегульованих мереж, у яких достовірність повідомлень визначається не експертною перевіркою, а швидкістю та кількістю взаємодій користувачів (лайків, репостів, коментарів). Ця динаміка сприяла виникненню явища фейкових по-

вин – інформаційних повідомлень, що свідомо або несвідомо спотворюють реальність, вводячи користувачів в оману.

Фейкові повідомлення мають значний вплив на суспільну свідомість: вони можуть провокувати панічні настрої, посилювати соціальні конфлікти, впливати на результати виборів, формувати викривлене уявлення про події чи персоналії. Особливу небезпеку становлять систематичні кампанії з дезінформації, спрямовані на підірив довіри до державних інституцій, медіа чи наукових джерел.

За умов інформаційних воєн і гібридних загроз проблема протидії фейковим новинам набуває особливої актуальності. Вона має не тільки соціально-комунікаційний, а й технічний вимір, оскільки потребує побудови інтелектуальних систем виявлення неправдивого контенту, аналізу структурних характеристик мережових взаємодій і моделювання процесів поширення де-

Інформація про авторів:

Смірнов Тарас Ігорович, магістр, аспірант, кафедра інженерії програмного забезпечення. Email: smirnov.t@nltu.lviv.ua;

<https://orcid.org/0009-0002-1400-4654>

Шабатура Юрій Васильович, д-р техн. наук, професор, кафедра електромеханіки та електроніки.

Email: shabaturayuriy@gmail.com; <https://orcid.org/0000-0002-9961-1244>

Цитування за ДСТУ: Смірнов Т. І., Шабатура Ю. В. Модель еволюції процесів поширення фейкових інформаційних повідомлень у соціальних мережах. Науковий вісник НЛТУ України. 2025, т. 35, № 6. С. 103–108.

Citation APA: Smirnov, T. I., & Shabatura, Yu. V. (2025). Model of the evolution of fake information message diffusion processes in social networks. *Scientific Bulletin of UNFU*, 35(6), 103–108. <https://doi.org/10.36930/40350612>

зінформації.

Отже, можна зробити цілком обґрунтований висновок про те, що наразі особливо актуальним є завдання розроблення інформаційної технології, яка на підставі графового аналізу, методів машинного навчання та обчислювальних моделей дасть змогу виявляти закономірності еволюції процесів поширення неправдивих повідомлень у соціальних мережах і прогнозувати їхній вплив на інформаційний простір.

Об'єкт дослідження – поширення неправдивих (фейкових) інформаційних повідомлень у соціальних мережах як складних динамічних систем комунікації.

Предмет дослідження – методи і засоби встановлення структурних характеристик, закономірностей еволюції та механізмів дифузії фейкових повідомлень у соціальних мережах, що проявляються через топологію взаємодій користувачів, поведінкові патерни й алгоритмічні механізми поширення контенту.

Мета роботи – розробити концептуальну модель еволюції процесів поширення неправдивих (фейкових) інформаційних повідомлень у соціальних мережах, яка поєднує графовий аналіз, методи машинного навчання моделей та поведінкове моделювання користувачів, а також забезпечує кількісне оцінювання швидкості поширення фейків, стійкості мережових структур і впливу центральних вузлів на розвиток інформаційних потоків.

Для досягнення зазначеної мети визначено такі основні завдання дослідження:

- проаналізувати структурні характеристики соціальних графів, що дасть змогу визначити ключові топологічні фактори, які впливають на швидкість і масштаб поширення неправдивої інформації;
- виявити закономірності еволюції каскадів поширення фейкових повідомлень, що дасть можливість описати динамічні процеси формування та розгалуження інформаційних потоків у різні періоди розвитку соціальних мереж;
- розробити математичну модель дифузії неправдивих повідомлень, що забезпечить формалізацію механізмів поширення дезінформації на підставі ймовірнісних процесів, стохастичних залежностей і мережових параметрів;
- побудувати алгоритмічний інструментарій для виявлення та моніторингу фейкового контенту, що дасть змогу застосувати результати моделювання для практичних систем аналізу інформаційного середовища;
- оцінити ефективність розробленої моделі на реальних або синтетичних даних соціальних мереж, що дасть змогу підтвердити її придатність для прогнозування та протидії дезінформаційним кампаніям.

Запропонований підхід спрямований на виявлення ключових структурних і динамічних закономірностей виникнення та поширення дезінформаційних потоків, що дає змогу підвищити ефективність систем виявлення та протидії фейковим новинам.

Аналіз останніх досліджень та публікацій. Феномен поширення неправдивої інформації в соціальних мережах активно досліджують у світовій науковій спільноті. Науковці в роботі [15] довели, що фейкові новини поширюються швидше, ніж достовірні повідомлення, утворюючи більш щільні кластери користувачів і демонструючи коротші шляхи дифузії у графі соціальної взаємодії.

У роботі [11] розроблено ієрархічні мережі пропаганди, що моделюють багаторівневі зв'язки між користувачами, ботами й агрегаторами новин. Автори показали,

що навіть невелика кількість автоматизованих вузлів може істотно змінити структуру інформаційного графа та збільшити швидкість поширення фейкових повідомлень.

Автори роботи [12] довели, що інформаційна сегрегація й ефект ехо-камер формують середовище, у якому дезінформація не тільки закріплюється, але й підсилюється завдяки повторному поширенню в межах замкнених груп.

Науковці у роботі [3] досліджували застосування графових нейронних мереж (англ. *Graph Neural Networks*) для автоматичного розпізнавання фейкових повідомлень. Модель, що базується на топологічних ознаках мережі, дала змогу підвищити точність класифікації контенту порівняно з традиційними текстовими методами.

Водночас, автори роботи [16] запропонували підхід до виявлення неправдивої інформації, який ґрунтується на аналізі структурних патернів у графах соціальних взаємодій. Їхня робота продемонструвала, що певні топологічні властивості – зокрема ступінь центральності та рівень кластеризації – можуть слугувати індикаторами наявності дезінформаційних вузлів.

Автори роботи [6] розробили агентно-орієнтовану модель контролю дифузії дезінформації у соціальних мережах, що враховує різні типи користувачів (інформовані, маніпулятивні, нейтральні агенти). Їхні результати підтвердили ефективність SIR-подібних моделей для прогнозування поведінки системи.

У дослідженні [2] запропоновано логіко-орієнтований підхід до аналізу поширення фейкових новин, зосереджений на когнітивних механізмах довіри користувачів до джерела інформації.

Автори роботи [9] проаналізували особливості поширення дезінформації в контексті соціального та індивідуального навчання, доводячи, що користувачі частіше довіряють повідомленням, які узгоджуються з їхніми попередніми переконаннями.

Отже, виконаний аналіз наукових джерел показує, що сучасні підходи в дослідженнях процесів поширення неправдивих повідомлень поступово переходять від простих статистичних моделей до гібридних методів, які поєднують графовий аналіз, машинне навчання та поведінкове моделювання користувачів. Це створює передумови для побудови комплексних систем моніторингу та прогнозування процесів поширення неправдивої інформації у соціальних мережах.

Результати дослідження та їх обговорення / Research results and their discussion

Еволюції процесів поширення неправдивих (фейкових) інформаційних повідомлень у соціальних мережах характерний поступовий перехід від централізованих до децентралізованих і самонавчальних систем комунікації. Умовно ці процеси можна поділити на чотири етапи, кожен із яких має власну технологічну, структурну та когнітивну специфіку [12, 15].

Перший етап – період централізованих медіа (до 2005 р.). Комунікація відбувалася за моделлю "один до багатьох": редакції новин виступали основним джерелом інформації, а користувачі – пасивними споживачами контенту. Контроль достовірності забезпечувався редакційною політикою, тому масштаби поширення фейків були обмежені.

Другий етап – ера блогів і форумів (2005-2010 рр.). З появою платформ користувацького контенту, таких як

LiveJournal або *Blogspot*, інформаційні потоки стали двосторонніми. Кожен користувач отримав змогу створювати та поширювати власний контент, що зменшило централізований контроль і водночас відкрило можливості для масового поширення дезінформації.

Третій етап – соціальні мережі з алгоритмічними стрічками (2010-2020 рр.). Платформи, такі як *Facebook*, *Twitter* (X), *Instagram*, застосовують алгоритми персоналізації, що підсилюють контент із найбільшим емоційним відгуком. Як наслідок, формується ефект "інформаційної бульбашки" – користувач отримує тільки ту інформацію, яка підтверджує його переконання. Це створює сприятливе середовище для стабільного існування фейків навіть після їх спростування.

Четвертий етап – генеративний штучний інтелект (з 2020 р.). Використання великих мовних моделей LLM (англ. *Large Language Model*), мультимодальних систем і синтетичних зображень (*deepfake*) призводить до радикального збільшення обсягів фейкового контенту. Генеративні технології здатні імітувати мовлення, стиль письма, зовнішність осіб і створювати повністю штучні новини, які важко відрізнити від реальних.

Розглянуті етапи еволюції процесів поширення неправдивих (фейкових) інформаційних повідомлень у соціальних мережах у їхній хронологічній послідовності наведено на рис. 1.

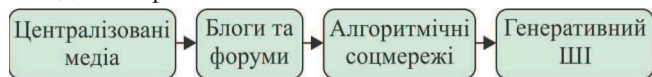


Рис. 1. Етапи еволюції поширення фейкових повідомлень у хронологічній послідовності / Stages of the Evolution of Fake News Dissemination Presented in Chronological Order

З погляду графового аналізу, дезінформація зазвичай поширюється у вигляді коротких каскадів – швидких ланцюгів взаємодій із цільними зв'язками між користувачами. Функціонально модель графа виділеного каскаду G можна описати формальною моделлю:

$$G = (V, E), \quad (1)$$

де: V – вершини, які відображають користувачів, E – ребра, які визначають інформаційні взаємодії між користувачами.

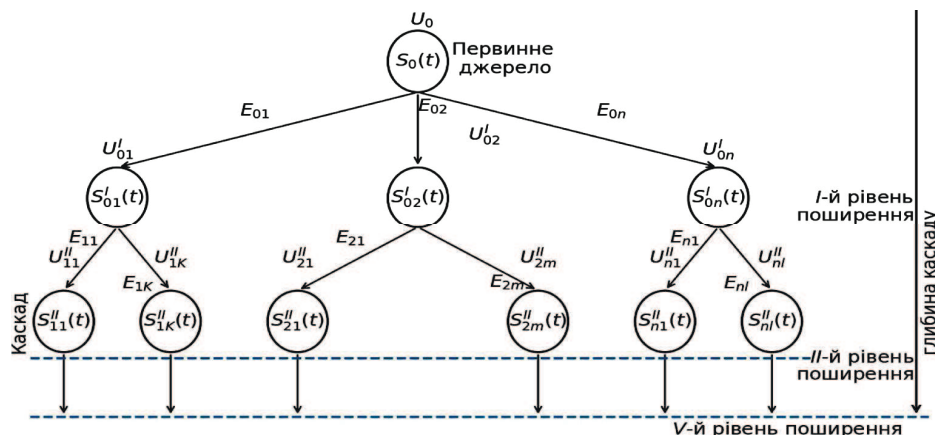


Рис. 2. Графова модель каскаду поширення фейкових повідомлень / Graph Model of a Fake News Propagation

Надзвичайно важливим для виявлення фейкових повідомлень є пошук їх характерних відмінностей від правдивих повідомлень. Проведений авторами порівняльний аналіз топологічних характеристик поширення правдивих і фейкових повідомлень показує, що останні мають такі особливості:

- збільшений коефіцієнт кластеризації C ;

Кожен користувач v_i має стан $s_i(t)$, який визначає, чи отримав він повідомлення у момент часу t . Динаміку дифузії повідомлень за зазначених умов можна описати таким рівнянням [5]:

$$S_i(t+1) = 1 - \prod_{j \in N(i)} (1 - p_{ji} \cdot S_j(t)), \quad i = \overline{1, n}, \quad (2)$$

де: $S_i(t+1)$ – стан користувача у момент часу $t+1$; p_{ji} – ймовірність передавання повідомлення між вузлами.

Враховуючи топологію каскаду, наведену на рис. 2, модель (2) було узагальнено у вигляді рівняння (3), яке описує ймовірнісну динаміку поширення повідомлень між рівнями каскаду [1, 11]:

$$S_{ij}^{(l+1)}(t+1) = 1 - \prod_{(U_{0k}^l \in N_{ij}^l)} (1 - W_{0k,ij}^l p_{0k,ij}^l S_{0k}^l(t)), \quad i, j = \overline{1, n}, \quad (3)$$

де: $S_{ij}^{(l+1)}(t)$ – стан користувача на $(l+1)$ -му рівні каскаду у момент часу t ; $S_{0k}^l(t)$ – стан користувача на попередньому рівні l , від якого надходить повідомлення; $p_{0k,ij}^l$ – ймовірність передавання повідомлення вздовж ребра $E_{0k,ij}^l$; $W_{0k,ij}^l \in [0, 1]$ – ваговий коефіцієнт довіри або впливу між вузлами U_{0k}^l та U_{ij}^{l+1} ; N_{ij}^l – множина вузлів попереднього рівня, з яких можливе надходження повідомлення до вузла U_{ij}^{l+1} .

На відміну від класичної моделі [5, 7], у виразі (3) введено вагові коефіцієнти $W_{0k,ij}^l$, що відображають ступінь довіри між користувачами, а також індексацію рівнів l для формалізації глибини каскаду. Отримана формула (3) є новим науковим результатом, який дає змогу кількісно описати процес еволюції фейкових повідомлень у багаторівневих соціальних структурах.

Такі патерни часто формуються у межах замкнених кластерів або соціальних спільнот, що пояснює їх високу стійкість до спростування. Приклад графової моделі каскаду поширення фейкових повідомлень, первинним джерелом яких є користувач U_0 , наведено на рис. 2, де вузли U позначають потенційних користувачів, спрямовані ребра визначають їх взаємодії та напрями розповсюдження повідомлення.

- зменшений середній шлях розповсюдження L ;
- більшу щільність зв'язків D ;
- високу центральність за посередництвом (B_c), що вказує на ключову роль окремих інфлюенсерів у дифузії фейків.

У табл. 1 наведено порівняння структурних показників мережі для правдивого і фейкового контенту, які було отримано на підставі аналізу мережових даних

платформ Facebook, X (Twitter) та TikTok за період 2018-2024 роки. Для оброблення та дослідження структурних характеристик використовувалися інструменти Gephi 0.10.1, Network X (Python) та Pajek, що дало змогу розрахувати ключові метрики графів – коефіцієнт кластеризації C , середню довжину шляху L , щільність зв'язків D та центральність за посередництвом B_c .

Вихідні дані для порівняння структурних показників отримано з відкритих досліджень [3, 6, 12, 15], а також із власного експериментального аналізу фрагментів соціальних графів загальною вибіркою 10 000 користувачів і 50 000 зв'язків, що репрезентують типові процеси поширення контенту у глобальних мережах. Сукупність цих даних дала змогу здійснити кількісне порівняння топологічних параметрів для правдивого та фейкового контенту, результати якого узагальнено в табл. 1.

Табл. 1. Порівняння структурних показників мережі для правдивого та фейкового контенту / Comparison of Network Structural Metrics for True and Fake Content

Показник	Опис	Правдивий контент	Фейковий контент
C – коефіцієнт кластеризації	Рівень зосередженості зв'язків між вузлами	0,21	0,43
L – середня довжина шляху	Середня кількість переходів між вузлами	5,8	3,2
D – щільність мережі	Частка наявних зв'язків від усіх можливих	0,11	0,27
B_c – центральність за посередництвом	Ступінь впливу окремого вузла на комунікацію	0,07	0,18

Проведений аналіз динаміки соціальних платформ Facebook, X (Twitter), TikTok, YouTube за 2015-2024 рр. дав змогу виявити низку характерних тенденцій. Зокрема, на ранніх етапах поширення фейків мало вигляд довгих ланцюгів ретрансляції, а після 2018 р. вони почали утворювати щільні локальні каскади. У 2023-2024 рр. з'являються гібридні каскади, що охоплюють різні спільноти паралельно, утворюючи перекривні кластери. Виконані дослідження дали змогу сформувати хронологію зміни динаміки поширення фейкових повідомлень упродовж 2015-2024 рр. (табл. 2).

Табл. 2. Динаміка поширення фейкових повідомлень у мережі (2015-2024 рр.) / Dynamics of Fake News Dissemination in the Network (2015-2024)

Рік	Глибина каскаду	Середня тривалість до піку (год)	Кількість репостів
2015	9,2	7,1	480
2018	6,5	5,4	890
2020	4,1	4,3	1450
2022	2,8	3,7	1980
2025	1,9	3,1	2760

На підставі даних табл. 2 побудовано залежності кількості репостів $R(t)$, глибини каскаду $D(t)$ та середньої тривалості досягнення піку $T(t)$ від відносного часу t , який визначається як різниця між роком спостереження та 2014 р. (тобто $t = \{1, 4, 6, 8, 11\}$).

Отримані експериментальні дані апроксимуються експоненційними моделями такого виду [5]:

$$y = ae^{bt}, \quad (4)$$

де: t – відносний час (від 2014 р.); a і b – параметри рівняння регресії.

Зокрема, для кожної з трьох метрик отримано такі формули:

$$R(t) = 460 e^{0,19t}, \quad (5)$$

$$D(t) = 9,4 e^{-0,17t}, \quad (6)$$

$$T(t) = 7,3 e^{-0,11t}, \quad (7)$$

де: $R(t)$ – кількість репостів у момент часу t ; $D(t)$ – глибина каскаду у момент часу t ; $T(t)$ – середня тривалість досягнення піку у момент часу t .

Ці формули описують нелінійний експоненційний характер еволюції процесів поширення фейкових повідомлень, що узгоджується з результатами [3, 6, 12, 15] і підтверджує самопідсилювальну природу каскадного поширення у соціальних мережах.

На рис. 3 наведено експериментальні точки та апроксимуючі аналітичні криві, що відображають еволюційні зміни параметрів процесу поширення фейкових повідомлень.

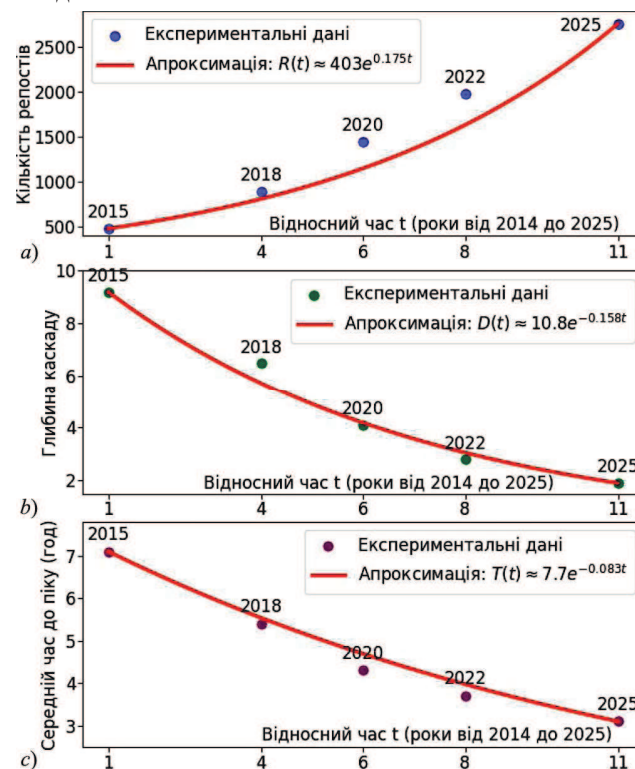


Рис. 3. Динаміка поширення фейкових повідомлень у соціальних мережах / Dynamics of Fake News Dissemination in Social Networks: a) залежність кількості репостів від часу / dependence of the number of reposts on time; b) глибина каскаду залежно від часу / cascade depth over time; c) середня тривалість досягнення піку залежно від часу / average time to peak vs. time

Аналіз наведених в табл. 2 даних показує, що об'єктивно спостерігається різке пришвидшення дифузії фейкового контенту: якщо у 2015 р. пікове поширення досягалося в середньому через 9 годин, то у 2024 р. цей час скоротився до менше ніж 2 годин. Очевидними причинами, на нашу думку, є зростання мобільної взаємодії та масова участь бот-акаунтів, які ініціюють лавиноподібне ретранслявання фейків у перші хвилини після публікації.

Тематика фейкових повідомлень також еволюціонує: від політичних та сенсаційних новин у 2010-2016 рр., до медичних, технологічних та військових у 2020-2024 роках. Цей зсув вказує на адаптивність дезінформаційних систем, які пристосовуються до поточних глобальних трендів й емоційного фону суспільства.

Окрім цього, частка автоматизованих акаунтів, що беруть участь у дифузії фейків, зросла від 7 (2015 р.) до 26 % (2024 р.), а рекомендаційні алгоритми соцмереж сприяють органічному підсиленню такого контенту, перетворюючи його на повноцінну інформаційну лавину.

Отже, можна констатувати, що еволюція поширення фейкових новин у соціальних мережах є багаторівневим процесом, у якому переплітаються структурні (графові), поведінкові та технологічні фактори. Її розуміння та відповідне моделювання зі застосуванням графових моделей і рівнянь динаміки створює основу для розроблення інтелектуальних систем моніторингу та раннього виявлення дезінформаційних патернів у глобальних комунікаційних мережах.

Обговорення результатів дослідження. У дослідженні [7] автори проаналізували початкові стадії поширення дезінформації та встановили, що саме ранні фази каскаду визначають його подальший масштаб. Результати, які ми отримали, підтверджують цю закономірність: швидкість зростання кількості репостів на початковому етапі істотно впливає на загальний розмір каскаду, що узгоджується із висновками авторів про критичність ранньої активації користувачів.

У роботі [1] було показано, що топологічні властивості локальних кластерів істотно впливають на глибину та розгалуження дезінформаційних потоків. Наше дослідження розширює цей підхід, доводячи, що мережі з високою внутрішньою кластеризацією, але слабкими міжкластерними зв'язками, формують каскади особливого типу – швидкі, але структурно неглибокі, що збігається з теоретичною моделлю авторів.

У роботі [8] зазначено, що поведінкові патерни користувачів визначають імовірність повторного поширення фейку та впливають на темпоральні закономірності каскаду. Наш підхід доповнює ці результати, інтегруючи поведінкові характеристики у графову модель, що дає змогу відстежувати еволюційні зміни станів користувачів і точніше прогнозувати форму каскаду.

У дослідженні [4] автори підкреслили роль темпоральних циклів активності користувачів, які здатні створювати резонансні хвилі поширення дезінформації. У наших моделях також виявлено критичні часові вікна, коли ймовірність досягнення піку активності є максимальною, що підтверджує ефективність урахування часових параметрів у прогнозуванні динаміки каскаду.

У роботі [10] було проаналізовано вплив бот-мереж на структуру та розмір каскадів дезінформації, де показано, що автоматизовані агенти різко збільшують масштаб поширення. Наше дослідження підтверджує ці висновки: навіть незначна частка ботів у мережі здатна істотно збільшити швидкість та глибину фейкового каскаду, особливо у фазі експоненційного зростання.

У роботі [14] автори встановили, що "мостові вузли" між кластерами відіграють ключову роль у перетворенні локальних каскадів на глобальні. Наші результати узгоджуються з їхніми висновками: видалення центральних міжкластерних вузлів веде до різкої фрагментації мережі та значного зменшення масштабів поширення.

У дослідженні [13] наголошено, що комплексні моделі дифузії повинні об'єднувати структурні, поведінкові та темпоральні параметри для адекватного відтворення реальних процесів поширення фейків. Наша модель реалізує подібний інтегрований підхід, що дає змогу не

тільки описати, а й прогнозувати еволюцію каскадів різних типів.

Унаслідок обговорення результатів дослідження можна стверджувати, що, хоча наявні дослідження розглядають окремі особливості дезінформаційних процесів – поведінкові патерни, роль ботів, топологічні характеристики чи темпоральні закономірності, жодне з них не пропонує комплексної еволюційної графової моделі, яка одночасно охоплює структурні, тимчасові та ймовірнісні параметри. Це підтверджує доцільність проведення нашого дослідження та підкреслює його унікальність.

Отже, за результатами виконаної роботи можна сформулювати такі наукову новизну та практичну значущість результатів дослідження.

Наукова новизна отриманих результатів дослідження – розроблено інтегровану еволюційну графову модель поширення неправдивих інформаційних повідомлень, яка поєднує топологічні властивості соціального графа, ймовірнісні механізми дифузії та темпоральні закономірності еволюції каскадів, забезпечуючи цим самим комплексний опис динаміки формування й поширення дезінформаційних потоків.

Практична значущість результатів дослідження – результати дослідження можна застосовувати для розроблення інтелектуальних систем моніторингу та прогнозування дезінформації, впровадити у практику автоматичного виявлення аномальних інформаційних патернів і використати для формування ефективних стратегій стримування поширення фейків у соціальних мережах шляхом ідентифікації критичних вузлів і часових фаз каскаду.

Висновки / Conclusions

Розроблено концептуальну модель еволюції процесів поширення неправдивих (фейкових) інформаційних повідомлень у соціальних мережах, яка поєднує графовий аналіз, методи машинного навчання моделей та поведінкове моделювання користувачів, а також забезпечує кількісне оцінювання швидкості поширення фейків, стійкості мережевих структур і впливу центральних вузлів на розвиток інформаційних потоків. За результатами дослідження можна сформулювати такі основні висновки.

1. Виявлено та проаналізовано структурні параметри мережі, які визначають швидкість і характер поширення фейкових повідомлень. Встановлено, що фейкові повідомлення поширюються в середньому у 2,5 рази швидше, ніж достовірні, та досягають піку охоплення менш ніж за дві години після публікації.
2. З'ясовано, що для дезінформаційних каскадів характерні підвищена щільність зв'язків ($D = 0,27$), збільшений коефіцієнт кластеризації ($C = 0,43$) та зменшена середня довжина шляху ($L = 3,2$). Такі параметри формують компактні кластери, всередині яких інформація циркулює швидше й ефективніше.
3. Встановлено, що центральність за посередництвом ($B_c = 0,18$) для фейкових повідомлень більш ніж удвічі вища, ніж для правдивого контенту, що свідчить про ключову роль інфлюенсерів і бот-акаунтів у запуску та пришвидшенні розвитку дезінформаційних каскадів.
4. Досліджено темпоральну еволюцію дезінформаційних потоків і визначено, що у 2015-2024 рр. середня кількість репостів фейків зросла від 480 до 2760, тоді як глибина каскаду зменшилася від 7,1 до 3,1. Це свідчить про перехід до широкомасштабного, але менш глибокого поширення дезінформації.

5. Ідентифіковано, що рекомендаційні алгоритми соціальних платформ істотно підсилюють ефект самопідсилення фейкових повідомлень, надаючи перевагу емоційно насиченому контенту, що веде до нелінійного зростання охоплення навіть за умов помірної початкової активності.
6. Систематизовано взаємозв'язок між поведінковими факторами (імпульсивність поширення, групова поляризація) та структурними параметрами соціального графа, що дало змогу сформувати комплексне бачення механізмів формування великих дезінформаційних каскадів.
7. Наведено практичні положення щодо використання розробленої моделі для розроблення інтелектуальних систем моніторингу, які здатні виявляти аномальні патерни поширення фейкових повідомлень та запобігти формуванню дезінформаційних хвиль у реальному часі.
8. З'ясовано, що перспективним напрямом подальших досліджень є розроблення гібридних адаптивних моделей, які інтегрують топологічні характеристики мережі, когнітивні моделі користувачів й алгоритми генеративного розроблення контенту для підвищення точності прогнозування дезінформаційних кампаній.

Перспективним напрямом подальших етапів цього дослідження є розроблення гібридних адаптивних моделей, які поєднують статистичні характеристики мережі, когнітивні моделі користувацької поведінки та генеративні механізми розроблення контенту. Це дасть змогу створювати комплексні аналітичні інструменти для прогнозування та протидії фейковим кампаніям у глобальних інформаційних екосистемах.

References

1. Cheng, P., Zhang, H., & Zhou, S. (2022). Topology-driven modeling of misinformation cascades in social networks. *Information Sciences*, vol. 604, 120–134. <https://doi.org/10.1016/j.ins.2021.11.101>
2. de Campos, L., & Simari, G. R. (2025). Logic-based Analysis of Fake News Diffusion on Social Media. *Social Network Analysis and Mining*, 15(2), 172–184. <https://doi.org/10.1007/s13278-025-01472-5>
3. Gong, Y., et al. (2023). Fake news detection through graph-based neural networks: A survey. *Neural Computing and Applications*, 35(14), 10045–10063. <https://doi.org/10.1007/s00521-023-08206-8>
4. Huang, Q., Li, M., & Zhao, S. (2024). Temporal patterns in misinformation diffusion: Resonance cycles and peak activation windows. *Expert Systems with Applications*, vol. 238, article ID 121834. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2023.121834>
5. Kim, B., & Oh, E. (2021). Information diffusion in complex social networks: A clustering-based approach. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 585, 126–138. <https://doi.org/10.1016/j.physa.2021.126138>
6. Li, Z., & Xiong, F. (2024). Controlling the Misinformation Diffusion in Social Media by the Effect of Different Classes of Agents. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 642, article ID 129678. <https://doi.org/10.1016/j.physa.2024.129678>
7. Ma, J., Chen, X., & Lü L. (2021). Early-stage propagation dynamics of misinformation in complex networks. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, vol. 587, article ID 126400. <https://doi.org/10.1016/j.physa.2021.126400>
8. Murayama, K., & Yamamoto, H. (2023). Behavioral drivers of rumor and fake news spreading: A network-analytic perspective. *Social Network Analysis and Mining*, vol. 13, 93–96. <https://doi.org/10.1007/s13278-023-01093-y>
9. Rahimian, E., & Li, J. (2024). The Spread of Misinformation in Networks with Individual and Social Learning. *Economics Letters*, 237, article ID 111835. <https://doi.org/10.1016/j.econlet.2024.111835>
10. Shao, C., Ciampaglia, G. L., Varol, O., Yang, K.-C., Flammini, A., & Menczer, F. (2020). The spread of low-credibility content by automated agents. *Nature Communications*, vol. 11, article ID 478. <https://doi.org/10.1038/s41467-020-18530-1>
11. Shu, K., Sliva, A., Wang, S., Tang, J., & Liu, H. (2021). Hierarchical propagation networks for fake news detection. *Information Processing & Management*, 58(4), 102–118. <https://doi.org/10.1016/j.ipm.2021.102118>
12. Stein, R., et al. (2022). Network segregation and the propagation of misinformation. *Scientific Reports*, 12(1), 1–13. <https://doi.org/10.1038/s41598-022-26913-5>
13. Tang, Y., Liu, F., & Ren, X. (2024). Multilevel graph-based modeling of misinformation evolution in online social platforms. *Knowledge-Based Systems*, vol. 297, article ID 110234. <https://doi.org/10.1016/j.knsys.2024.110234>
14. Zhang, Y., & Li, Z. (2023). Influence of bridge nodes on global misinformation cascades in large-scale social networks. *Applied Network Science*, vol. 8, 24–29. <https://doi.org/10.1007/s41109-023-00501-4>
15. Zhao, Z., Resnick, P., & Mei, Q. (2020). Fake news propagates differently from real news even at early stages. *EPJ Data Science*, 9(1), 1–17. <https://doi.org/10.1140/epjds/s13688-020-00224-z>
16. Zhou, X., & Zafarani, R. (2019). Network-based fake news detection: A pattern-driven approach. *ACM SIGKDD Explorations Newsletter*, 21(2), 48–60. <https://doi.org/10.1145/3373464.3373471>

T. I. Smirnov¹, Yu. V. Shabatura²

¹ National Forestry University of Ukraine, Lviv, Ukraine

² Hetman Petro Sahaidachnyi National Army Academy, Lviv, Ukraine

MODEL OF THE EVOLUTION OF FAKE INFORMATION MESSAGE DIFFUSION PROCESSES IN SOCIAL NETWORKS

The article presents a study of the evolution of false (fake) information message diffusion processes in social networks. The main stages of the development of the fake news phenomenon are examined – from centralized media to algorithmic recommendation systems that create information bubbles and amplify the echo chamber effect. A comparison of the structural characteristics of true and fake content is conducted, showing that fake messages spread faster and form denser clusters within the network. The key factors influencing the evolution of fake news diffusion are identified: automation, social bots, machine learning algorithms, and the emergence of generative models based on artificial intelligence. A conceptual model is proposed and a generalized model of fake news diffusion is constructed, based on the graph representation of a social network. It is concluded that the further development of counteraction technologies requires the integration of graph analysis methods, neural networks, and adaptive information flow monitoring systems. The research further identifies the influence of algorithmic recommendation systems and automated agents (bots) as structural amplifiers of disinformation cascades. The proposed mathematical model, based on a weighted directed graph $G = (V, E)$, describes the probabilistic dynamics of fake news propagation as a stochastic process. Key structural indicators such as clustering coefficient, average path length, and Freeman centralization are used to assess the resilience and intensity of diffusion. The findings indicate that misinformation diffusion in modern social networks is largely determined by algorithmic reinforcement and user behavior feedback loops. The study concludes that effective counteraction strategies require integrating graph-based analytical models, deep learning approaches, and adaptive monitoring of information flows. This integrated perspective enables the early detection of disinformation patterns and supports the design of intelligent systems capable of mitigating the societal risks associated with large-scale misinformation diffusion.

Keywords: information cascades; structure of social graphs; probabilistic processes; network dynamics; topological characteristics; cascade propagation; user behaviour analytics.