

ISSN 2786-6025 Online

УДК 004.8:004.94:004.738.5:316.77

[https://doi.org/10.52058/2786-6025-2026-4\(58\)-2706-2718](https://doi.org/10.52058/2786-6025-2026-4(58)-2706-2718)

**Арсенюк Ігор Ростиславович** кандидат технічних наук, доцент кафедри КН, ВНТУ, м. Вінниця, <https://orcid.org/0000-0003-4045-6144>

**Власок Олександр Михайлович** студент групи 2КН-25м, факультет ПТА, ВНТУ, Вінниця

**Черес Богдан Олегович** студент групи 2КН-25м, факультет ПТА, ВНТУ, Вінниця

## МУЛЬТИАГЕНТНА СИСТЕМА МОДЕЛЮВАННЯ ДИНАМІКИ ПОШИРЕННЯ ТА МЕТОДІВ НЕЙТРАЛІЗАЦІЇ ДЕЗІНФОРМАЦІЇ У СОЦІАЛЬНИХ МЕРЕЖАХ

**Анотація.** У статті представлено підхід до моделювання складних інформаційних процесів у соціальних медіа-системах шляхом розробки розподіленої мультиагентної системи. Запропоноване рішення дозволяє досліджувати динаміку поширення дезінформації та ефективність методів її нейтралізації в умовах стохастичної взаємодії користувачів.

Реалізація системи базується на поєднанні концепцій агентно-орієнтованого моделювання та аналізу когнітивних параметрів вузлів мережі. Кожен агент у моделі є автономною сутністю з індивідуальним рівнем скептицизму, що визначає поріг сприйняття маніпулятивного контенту.

Особливу увагу приділено механізмам активної протидії дезінформаційним впливам через впровадження спеціалізованих агентів фактчекерів, здатних зупиняти поширення фейків у місцях їхньої появи та формувати зони інформаційного імунітету. Введення контрольованої випадкової похибки у процеси прийняття рішень агентами дозволяє компенсувати невизначеність реальних соціальних комунікацій та підвищити достовірність прогнозних сценаріїв.

Тестування прототипу системи підтвердило масштабованість архітектури та можливість її використання для оцінювання стратегій забезпечення інформаційної стійкості для цифрових платформ. Результати дослідження створюють передумови для автоматизації процесів виявлення та купірування дезінформаційних атак у режимі реального часу.

Запропонований підхід дозволяє автоматизувати процес виявлення та нейтралізації маніпулятивного контенту, забезпечуючи прозорість в оціню-

ванні інформаційних впливів на мережу. У перспективі розроблену концепцію можна розширити до повноцінної адаптивної системи, здатної самостійно навчатися на основі накопичених даних для масштабної протидії дезінформаційним атакам та вдосконалення інструментів моніторингу загальної інформаційної гігієни користувачів.

**Ключові слова:** мультиагентна система, дезінформація, соціальні мережі, комп'ютерні мережі, інформаційні технології, інформаційна стійкість, нейтралізація фейків, агентно-орієнтоване моделювання, скептицизм.

**Arseniuk Ihor** Candidate of Technical Sciences, Associate Professor of the Department of Computer Sciences, Vinnytsia National Technical University, Vinnytsia, <https://orcid.org/0000-0003-4045-6144>

**Vlasok Oleksandr** Student of the 2CS-25m group, Faculty of Intellectual Information Technologies and Automation, Vinnytsia National Technical University, Vinnytsia

**Cheres Bohdan** Student of the 2CS-25m group, Faculty of Intellectual Information Technologies and Automation, Vinnytsia National Technical University, Vinnytsia

## A MULTI-AGENT SYSTEM FOR MODELING THE DYNAMICS OF DISINFORMATION DISSEMINATION AND ITS MITIGATION IN SOCIAL MEDIA

**Abstract.** This paper presents an approach to modeling complex information processes in social media systems through developing a distributed multi-agent system. The proposed solution enables the study of the dynamics of disinformation dissemination and the effectiveness of neutralization methods under conditions of stochastic user interactions.

The system implementation is based on a combination of agent-oriented modeling concepts and the analysis of cognitive parameters of network nodes. Each agent in the model is an autonomous entity with an individual level of skepticism, which determines the threshold for perceiving manipulative content. Particular attention is paid to mechanisms for actively countering disinformation through the deployment of specialized fact-checking agents capable of stopping the spread of fake news at its source and creating zones of information immunity. The introduction of controlled random variation into agent decision-making processes compensates for the uncertainty of real social communications and improves the reliability of predictive scenarios.

Prototype testing confirmed the scalability of the architecture and the possibility of using it for evaluating strategies for ensuring information resilience of digital platforms. The research results provide a basis for automating the processes of detecting and mitigating disinformation attacks in real-time.

The proposed approach automates the process of detecting and neutralizing manipulative content, ensuring transparency in assessing the impact of information within the network. In the long term, the developed concept can be expanded into a full-fledged adaptive system capable of self-learning based on accumulated data to counter disinformation attacks on a large scale and improve tools for monitoring users' overall information hygiene.

**Keywords:** multi-agent system, disinformation, social media, computer networks, information technology, information resilience, countering misinformation, agent-based modeling, skepticism.

**Постановка проблеми.** Стрімкий розвиток цифрових комунікацій привів до трансформації соціальних мереж у ключове середовище формування суспільної думки. Проте відсутність жорстких механізмів верифікації контенту сприяє неконтрольованому поширенню дезінформації, що створює загрози як для індивідуальної інформаційної гігієни, так і для суспільної та національної безпеки в цілому. Традиційні методи моніторингу мережевої активності часто базуються на статичному аналізі даних і не здатні врахувати складну динаміку взаємодії між користувачами з різним рівнем критичного мислення.

Особливої гостроти проблема набуває коли швидкість розповсюдження фейків перевищує можливості класичних систем модерації. У зв'язку з цим виникає необхідність розробки інтелектуальних систем, що базуються на мультиагентному підході, для моделювання сценаріїв поширення дезінформації та тестування ефективності методів її нейтралізації. Запропоноване рішення дозволяє не лише візуалізувати процеси «інформаційного зараження», а й математично обґрунтувати стратегії протидії дезінформації через впровадження активних агентів та підвищення загального рівня медіаграмотності вузлів мережі.

**Аналіз останніх досліджень та публікацій.** Питанням моделювання процесів поширення інформації присвячено значну кількість праць, де переважно використовуються епідеміологічні моделі (Susceptible – Infected – Recovered, SIR і Susceptible – Infected – Susceptible, SIS), а також теорія графів. Зокрема, у роботах вітчизняних та закордонних вчених розглядаються механізми вірусного маркетингу та каскадного поширення новин [1]. Проте більшість підходів розглядає вузли мережі як пасивні об'єкти, ігноруючи їхню когнітивну автономність та здатність до зміни стратегії поведінки під впливом оточення. Використання мультиагентних систем (Multi-Agent Systems, MAS)

дозволяє усунути ці недоліки, моделюючи кожного користувача як незалежного інтелектуального агента з власним набором параметрів (наприклад, рівнем скептицизму) [2 – 5]. Незважаючи на наявність теоретичних напрацювань, питання створення адаптивних систем для проактивної нейтралізації дезінформації в режимі реального часу потребують подальшого дослідження та програмної реалізації.

**Мета статті** – удосконалення підходу протидії поширенню дезінформації в соціальних мережах шляхом розробки та дослідження мультиагентної моделі, що враховує динамічну зміну когнітивних станів користувачів та дозволяє оптимізувати стратегії верифікації контенту в режимі реального часу.

**Виклад основного матеріалу.** Побудова мультиагентної системи (МАС) для моделювання інформаційних процесів базується на принципах децентралізованого управління та автономності вузлів. На відміну від традиційних централізованих підходів, де динаміка мережі визначається глобальними правилами, у запропонованій МАС кожен агент функціонує як незалежний інтелектуальний суб'єкт, що приймає рішення на основі локальної інформації та власних когнітивних установок [6 – 9].

Центральною ідеєю запропонованої моделі є перехід від розгляду користувача як пасивного ретранслятора інформації до моделювання його як суб'єкта з індивідуальними когнітивними фільтрами. В умовах сучасного інформаційного простору ключовим чинником, що визначає стійкість соціальної групи до дезінформації, є рівень критичного мислення її учасників. У межах даного дослідження цей чинник формалізовано через показник скептицизму

Впровадження параметра скептицизму дозволяє врахувати психологічний аспект сприйняття контенту: чим вищим є цей показник у конкретного вузла мережі, тим більшу «інформаційну дозу» маніпулятивного впливу він здатен витримати без зміни внутрішнього стану на інфікований (*Infected*). Це створює передумови для моделювання нелінійної динаміки поширення фейків, де навіть за умови високої віральності (*Virality*) контенту, мережа може зберігати стабільність завдяки наявності критично налаштованих агентів.

Структурно система складатиметься з множини інтелектуальних агентів  $A = \{a_1, a_2, \dots, a_n\}$  та дискретного середовища взаємодії  $G$ . Кожен агент  $a_i$  характеризується вектором станів

$$V_i = (C, S, T),$$

де  $C \in \{Healthy, Infected, Immune\}$  – поточний стан інформаційного здоров'я;  $S$  – індивідуальний поріг резистентності (коефіцієнт скептицизму);  $T$  – тривалість перебування у стані рефрактерності (імунітету).

ISSN 2786-6025 Online

Процес поширення дезінформації розглядається як стохастичний каскад, де ймовірність переходу агента до стану *Infected* залежить від щільності інформаційного тиску оточення та внутрішньої стійкості вузла.

Математично цей процес можна представити через умову переходу, наведену в Таблиці 1.

Таблиця 1

Матриця станів та умови переходів агентів у системі

№	Вихідний стан	Подія (Trigger)	Умова переходу	Результуючий стан
1	Healthy	Контакт з джерелом фейку	$Random(0, 1) > S$	Infected
2	Infected	Взаємодія з фактчекером	$d(a_i, a_j) \leq R$	Immune
3	Immune	Вичерпання таймера $T$	$t > T_{max}$	Healthy

Для забезпечення ефективної протидії дезінформаційним потокам у систему інтегровано підмножину спеціалізованих агентів – верифікаторів (фактчекерів).

На відміну від звичайних користувачів, вони володіють розширеним радіусом огляду середовища та здатні виконувати примусову зміну станів інфікованих вузлів.

Особливістю запропонованого підходу є впровадження механізму адаптивного навчання. Коли агент-користувач демонструє високий рівень скептицизму протягом тривалого часу, система може ініціювати його трансформацію у вузол-верифікатор. Це дозволяє моделювати процеси самоочищення соціальних екосистем, де найбільш свідомі учасники стають активними суб'єктами протидії фейкам.

Параметризація моделі здійснюється за допомогою набору коефіцієнтів, що наведені в таблиці 2.

Таблиця 2

Технічні параметри моделювання системи

№	Параметр	Позначення	Діапазон значень	Опис впливу на модель
1	Коефіцієнт скептицизму	$S$	0.65 – 0.85	Визначає ймовірність критичної оцінки
2	Радіус верифікації	$R$	1 – 3	Зона впливу фактчекера
3	Щільність мережі	$\rho$	0.1 – 0.5	Кількість агентів на одиницю площі

Функціонування запропонованої МАС базується на циклічному виконанні ітерацій (тактів), під час яких кожен агент оновлює свій стан відповідно до поточної ситуації у мікросередовищі.

Динаміка поширення дезінформації описується як ймовірнісний процес, що залежить від щільності розміщення вузлів та інтенсивності інформаційного обміну.

Важливим аспектом моделі є математичне обґрунтування поведінки агентів-фактчекерів.

Процес виявлення та нейтралізації фейку  $D_{neut}$  можна представити як функцію від радіусу огляду  $R$  та часу реакції системи  $T_{resp}$ :

$$D_{neut} = f(R, \rho, T_{resp}),$$

де  $\rho$  – локальна щільність агентів у зоні впливу верифікатора.

Збільшення значення  $R$  дозволяє системі швидше зупинити поширення фейків, проте збільшує навантаження на процесор через необхідність перевірки сусідніх вузлів.

Для деталізації логіки прийняття рішень у системі розроблено алгоритм обробки інформаційних сигналів, основні етапи якого наведено в таблиці 3.

Таблиця 3

## Етапи обробки та фільтрації дезінформаційного впливу

№	Назва етапу	Опис процесу	Результат
1	Сприйняття ( <i>Perception</i> )	Отримання сигналу від сусіднього інфікованого агента	Формування черги запитів
2	Когнітивна фільтрація	Співставлення сигналу з внутрішнім коефіцієнтом $S$	Прийняття або відхилення фейку
3	Адаптація ( <i>Adjustment</i> )	Оновлення внутрішнього стану та зміна кольорового індексу	Візуалізація стану вузла
4	Поширення ( <i>Broadcast</i> )	Трансляція зміненого стану на сусідні вільні вузли	Каскадний ефект

На етапі сприйняття (*Perception*) агент не просто отримує дані, а виконує попередню фільтрацію вхідних сигналів залежно від своєї позиції на координатній сітці. Це моделює обмеженість інформаційного поля реального користувача, який взаємодіє лише з певною кількістю джерел (друзів або підписок).

Процес когнітивної фільтрації є центральним механізмом системи. Він базується на порівнянні сили інформаційного впливу із внутрішнім параметром скептицизму  $S$ . Якщо рівень критичного мислення агента є високим ( $S > 0.8$ ), ймовірність переходу в стан *Infected* мінімізується навіть за умови інтенсивного тиску з боку сусідніх вузлів. Це дозволяє досліджувати порогові значення медіаграмотності, необхідні для зупинки каскадного поширення фейків.

Етап адаптації (*Adjustment*) відображає динаміку внутрішнього стану системи. Зміна колірної індексу агента (наприклад, з синього на червоний) є не лише візуальним елементом, а сигналом для збору статистики модулем DataCollector. Це дає змогу в реальному часі відстежувати швидкість «зараження» мережі.

Завершальний етап поширення (*Broadcast*) ілюструє механізм віральності. Агент, що прийняв дезінформацію, сам стає її ретранслятором, створюючи ланцюгову реакцію. Впровадження у цей цикл агентів-фактчекерів дозволяє розірвати ці ланцюги на ранніх етапах, що математично описується через зменшення результуючого показника поширення у межах всієї моделі.

Особлива увага в архітектурі системи приділена стійкості до «інформаційного шуму». Завдяки впровадженню механізму рефрактерності (тимчасового імунітету), система уникає нескінченних циклів повторного зараження, що дозволяє досягти стану динамічної рівноваги. Це моделює реальну поведінку соціуму, де після хвили дезінформації настає період підвищеної пильності користувачів.

У ході комп'ютерних експериментів було зафіксовано три фундаментальні сценарії функціонування мережі. Параметр  $N = 450$  визначає кількість активних агентів (вузлів), розміщених на сітці розмірністю  $50 \times 50$ . Початковий імпульс дезінформації було обрано у вигляді одного випадкового вузла, що моделює виникнення первинного джерела недостовірної інформації в ізольованому сегменті мережі. Розглянемо детальніше ці три сценарії.

1. Сценарій каскадної деградації ( $S < 0.65$ ). При низьких значеннях індивідуального скептицизму система демонструє високу чутливість до первинного імпульсу. Дезінформація поширюється за каскадним принципом: один інфікований вузол встигає заразити в середньому 3 – 4 сусідніх до моменту втручання верифікатора. У цьому режимі спостерігається ефект «пригнічення експертів»: висока щільність фейкового контенту призводить до зараження самих фактчекерів (шанс 0.55), що викликає лавиноподібний колапс захисних механізмів.

На рисунку 1 наведено фінальну стадію моделювання цього процесу, де дезінформація охопила майже весь доступний простір мережі.

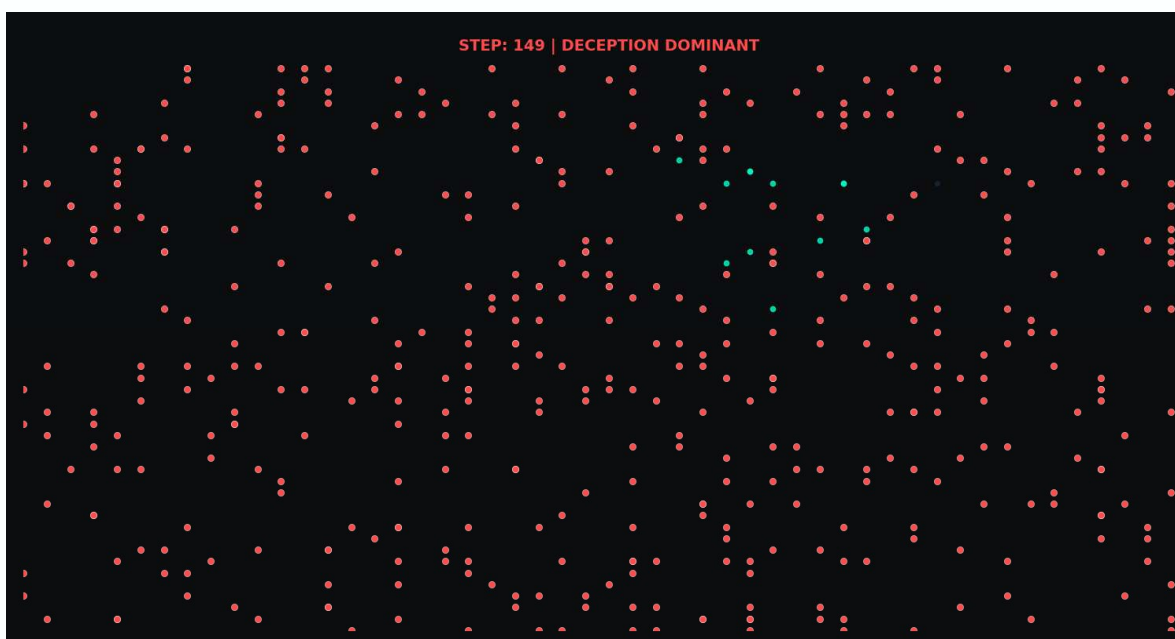


Рисунок 1 – Результат тестування за сценарієм каскадної деградації

ISSN 2786-6025 Online

Візуалізація дозволяє чітко ідентифікувати стан системи: червоні кружечки позначають інфіковані вузли, які прийняли маніпулятивний контент та стали його реплікаторами, тоді як поодинокі бірюзові (зелені) точки відображають вузли, що зберегли критичне сприйняття або перебувають у стані тимчасового імунітету. Чорне поле сітки з рідкими сірими вкрапленнями вказує на пасивні сегменти, які не встигли сформувати стійкий опір через швидкість поширення імпульсу. Оскільки щільність «заражених» агентів є критичною, верифікатори не встигають обробляти потік даних, що на 149-му кроці симуляції призводить до фіксації стану DECEPTION DOMINANT, за якого мережа повністю втрачає здатність до самовідновлення.

2. Сценарій динамічної рівноваги ( $S \in [0.65; 0.75]$ ). Це найбільш складний для прогнозування стан. Тут швидкість реплікації фейку приблизно дорівнює швидкості його нейтралізації. Завдяки механізму вербування нових агентів, система створює локальні «острови безпеки». На сітці це візуалізується як постійна пульсація червоних кластерів, які оточуються бірюзовими зонами імунітету.

На рисунку 2 візуалізовано проміжний етап цього протистояння, де на сітці чітко показано протистояння агентів за їхніми ролями.

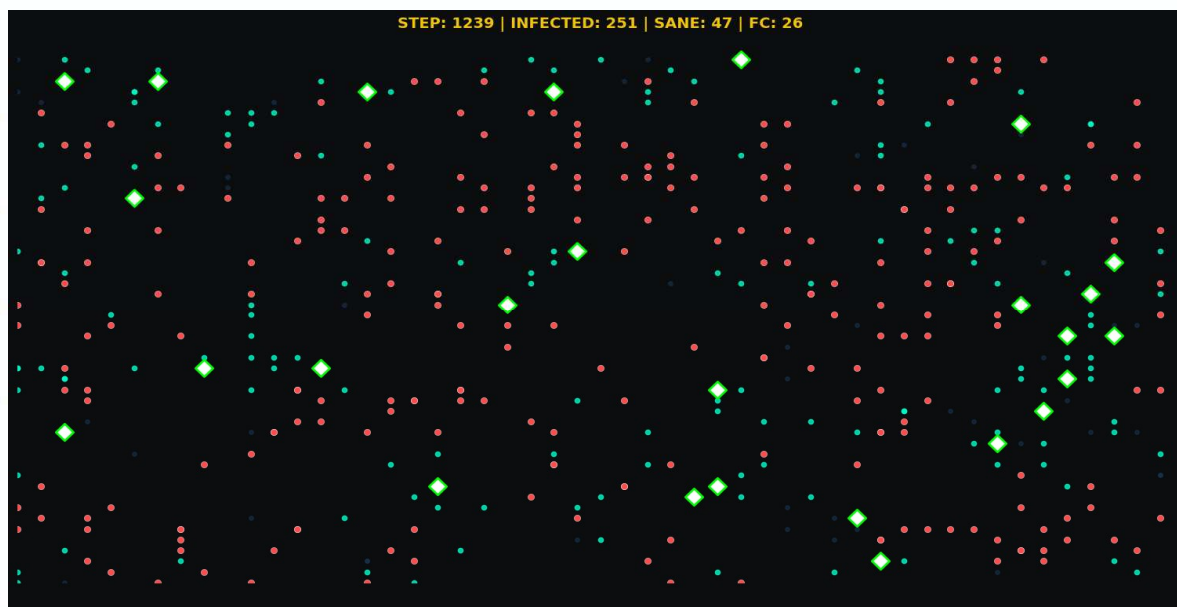


Рисунок 2 – Процес тестування за сценарієм динамічної рівноваги

Поруч із червоними кружечками, що позначають інфіковані сегменти, та бірюзовими точками, які відображають зони активного захисту, з'являються великі зелені ромби. Це спеціалізовані агенти-верифікатори, що мають розширений радіус сканування. Вони діють як активні фільтри дезінформації:

ідентифікують «заражені» вузли та примусово переводять їх у стан тимчасового імунітету. На сітці це моделює реальну ситуацію в соціальних мережах, де триває постійна боротьба між маніпулятивними вкидами та спільнотами медіаграмотних користувачів. На 1239-му кроці симуляції видно, що в мережі одночасно перебуває 251 інфікований вузол (Infected), 47 зберегли критичне сприйняття (Sane), і 26 активних верифікаторів (FC) намагаються локалізувати джерела дезінформації, що утримує систему в стані динамічної рівноваги, не даючи жодній зі сторін здобути повну перемогу.

3. Сценарій термінальної локалізації ( $S > 0.8$ ). При досягненні високого порогу критичного сприйняття система переходить у стан, коли мережа набуває властивостей самозахисту, де кожен окремий вузол стає активним фільтром дезінформації. Дезінформація не здатна подолати бар'єр скептицизму більшості вузлів. Навіть одиничні випадки інфікування швидко ізолюються імунними вузлами (час перебування в імунітеті – 25 тактів).

На рисунку 3 візуалізовано кінцевий результат симуляції, де мережа стала повністю стійкою до маніпуляцій. Відсутність червоних кружечків на полі свідчить про те, що всі джерела дезінформації були успішно нейтралізовані.

Основну площу займають пасивні захищені вузли та численні великі зелені ромби, що рівномірно розподілені по сітці. Велика кількість активних верифікаторів (FC: 111) у поєднанні з високим рівнем скептицизму звичайних агентів створює нездоланий бар'єр для поширення будь-яких маніпулятивних імпульсів. Процес завершується на 412-му кроці повною очисткою інформаційного простору, що фіксується системою як стан TRUTH PREVAILED.



Рисунок 3 – Результат тестування за сценарієм термінальної локалізації

Узагальнені результати залежності фінального статусу мережі від когнітивних параметрів агентів наведено у таблиці 4.

Таблиця 4

Когнітивні та системні параметри стійкості моделі

Показник скептицизму (S)	Коефіцієнт віральності	Ефективність вербування	Фінальний статус мережі
0.55	Висока (> 0.8)	Низька (деградація)	Повне інфікування
0.72	Середня ( $\approx 0.5$ )	Висока	Стабільне протистояння
0.85	Низька (< 0.2)	Максимальна	Повна верифікація

**Висновки.** У роботі було удосконалено підхід протидії поширенню дезінформації в соціальних мережах шляхом розробки мультиагентної моделі, що, на відміну від існуючих підходів, враховує динамічну зміну когнітивних станів користувачів та їх індивідуальні характеристики, зокрема рівень скептицизму. Запропонований підхід забезпечує перехід від розгляду вузлів мережі як пасивних елементів до моделювання їх як автономних інтелектуальних агентів, здатних адаптивно реагувати на інформаційні впливи, що підвищує точність відтворення реальних процесів поширення дезінформації.

Особливістю підходу є інтеграція спеціалізованих агентів та механізмів адаптивного навчання, що забезпечує ефективну нейтралізацію дезінформаційних впливів і формування зон інформаційного імунітету. Врахування параметрів когнітивної фільтрації, щільності інформаційного тиску та випадкової похибки дозволяє отримувати контекстно обґрунтовані результати моделювання та відображати нелінійну природу інформаційних процесів у соціальних мережах.

Виконане тестування підтвердило ефективність запропонованої моделі, зокрема її здатність відтворювати різні сценарії функціонування мережі – від каскадного поширення дезінформації до її повної локалізації. Отримані результати свідчать про доцільність використання підходу для аналізу стратегій забезпечення інформаційної стійкості та створюють передумови для розробки адаптивних систем протидії дезінформації в режимі реального часу.

#### Література:

1. Vosoughi, S., Roy, D., Aral, S. The spread of true and false news online. Science. 359(6380), 1146–1151. 2018. [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <https://doi.org/10.1126/science.aap9559>

2. Xinyi Li, Yu Xu, Yongfeng Zhang, Edward C. Malthouse. Large Language Model-driven Multi-Agent Simulation for News Diffusion Under Different Network Structures, 2024. [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <https://arxiv.org/abs/2410.13909>

3. Baldoni, M., Baroglio, C., May, K. M., Micalizio, R., Tedeschi, S. Computational accountability in MAS organizations with ADOPT. Applied Sciences, 8(4), 489, 2018. [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <https://doi.org/10.3390/app8040489>

4. Muhammed Coşkun Irmak, Tolga Aydın, Mete Yağanoğlu. A novel integration of multiple learning methods for detecting misleading information from different datasets during the pandemic. 2025. [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <https://doi.org/10.1016/j.engappai.2024.109944>

5. Nicholas Rabb, Lenore Cowen, Jan P. de Ruiter, Matthias Scheutz. Cognitive cascades: How to model (and potentially counter) the spread of fake news. PLOS ONE, 17(1). 2022. [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0261811>

6. Що таке мультиагентні системи? SAP. 2025. [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <https://www.sap.com/ukraine/resources/what-are-multi-agent-systems>

7. Russell S. Artificial Intelligence: A Modern Approach (Pearson series in artificial intelligence). 4-th US ed. / S. Russell, P. Norvig. – New York: Pearson, 2020. – 1136 p.

8. Яровий А. А. Мультиагентна система управління ігровим поселенням з експертною системою підбору поведінки ігрових персонажів/ А. А. Яровий, І. Р. Арсенюк, А. В. Козловський., Д. П. Паламарчук, О. О. Короленко // Оптико-електронні інформаційно-енергетичні технології – 2025. – №2 (50) – С. 133 – 141. [Електронний ресурс]. – Режим доступу <https://doi.org/10.31649/1681-7893-2025-50-2-133-141>

9. Арсенюк І. Р. Мультиагентна система перевірки схожості текстових цифрових робіт студентів у межах освітньої платформи./ І. Р. Арсенюк, Д. О. Соболев, Б. В. Федишен // Наука і техніка сьогодні (Серія «Техніка»). Київ, 2025. – № 11 (52) – С. 1815 – 1829. [Електронний ресурс]. – Режим доступу [https://doi.org/10.52058/2786-6025-2025-11\(52\)-1815-1829](https://doi.org/10.52058/2786-6025-2025-11(52)-1815-1829)

### References:

1. Vosoughi, S., Roy, D., & Aral, S. (2018). The spread of true and false news online. Science, 359(6380), 1146–1151. Retrieved from <https://doi.org/10.1126/science.aap9559> [in English]

2. Xinyi Li, Yu Xu, Yongfeng Zhang, & Edward C. Malthouse. (2024). Large Language Model-driven Multi-Agent Simulation for News Diffusion Under Different Network Structures. Retrieved from <https://arxiv.org/abs/2410.13909> [in English]

3. Baldoni, M., Baroglio, C., May, K. M., Micalizio, R., & Tedeschi, S. (2018). Computational accountability in MAS organizations with ADOPT. Applied Sciences, 8(4), 489. Retrieved from <https://doi.org/10.3390/app8040489> [in English]

4. Muhammed Coşkun Irmak, Tolga Aydın, & Mete Yağanoğlu. (2025). A novel integration of multiple learning methods for detecting misleading information from different datasets during the pandemic. Retrieved from <https://doi.org/10.1016/j.engappai.2024.109944> [in English]

5. Nicholas Rabb, Lenore Cowen, Jan P. de Ruiter, & Matthias Scheutz. (2022). Cognitive cascades: How to model (and potentially counter) the spread of fake news. PLOS ONE, 17(1). Retrieved from <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0261811> [in English]

6. SAP (2025). Shcho take multyahentni systemy? Retrieved from <https://www.sap.com/ukraine/resources/what-are-multi-agent-systems> [in Ukrainian]

ISSN 2786-6025 Online

7. Russell, S. & Norvig, P. (2020). Artificial Intelligence: A Modern Approach (4th US ed.). Pearson Series in Artificial Intelligence. – New York: Pearson – 1136 p.

8. Yarovy, A. A., Arseniuk, I.R., Kozlovskiy, A.V., Palamarchuk, D.P., & Korolenko, O.O. (2025). Mulyahentna systema upravlinnia ihrovym poseleнням z ekspertnoyu systemoyu pidboru povedinky ihrovykh personazhiv. Optiko-elektronni informatsiino-enerhetychni tekhnolo-hii. 2(50), 133–141. Retrieved from <https://doi.org/10.31649/1681-7893-2025-50-2-133-141> [in Ukrainian]

9. Arseniuk, I. R., Soboliev, D. O., & Fedyshen, B. V. (2025). Mulyahentna systema perevirky skhozhosti tekstovykh tsyfrovyykh robit studentiv u mezhakh osvithoi platformy. Nauka i tekhnika sohodni (Seriiia “Tekhnika”), 11(52), 1815–1829. Retrieved from [https://doi.org/10.52058/2786-6025-2025-11\(52\)-1815-1829](https://doi.org/10.52058/2786-6025-2025-11(52)-1815-1829) [in Ukrainian]

*Дата першого надходження статті до видання: 10.04.2026*

*Дата прийняття статті до друку після рецензування: 26.04.2026*