

Я.І. Перегуда, Л.А. Люшенко

ВИЯВЛЕННЯ ТА КІЛЬКІСНЕ ОЦІНЮВАННЯ УЗГОДЖЕНОЇ АКТИВНОСТІ СПІЛЬНОТ БОТ-ПРОГРАМ У СОЦІАЛЬНИХ ПРОГРАМНИХ МЕРЕЖАХ НА ОСНОВІ МЕРЕЖЕВОГО ТА ЧАСОВОГО АНАЛІЗУ

Анотація. У статті досліджуються методи виявлення та кількісного оцінювання узгодженої активності спільнот бот-програм у соціальних програмних платформах на основі поєднання мережеских, часових і змістових ознак. Запропоновано програмний підхід, у якому з інтернет-журналів взаємодій будується зважений граф акаунтів, виконується виділення спільнот шляхом оптимізації модульності. Узгодженість у межах спільнот оцінюється через поєднання парних показників часової синхронності та збігів за елементами взаємодії. Після цього здійснюється статистична перевірка на основі перестановочної нульової моделі та контроль частки хибнопозитивних результатів. Отримані результати демонструють, що ранжування спільнот за запропонованими показниками відокремлює групи з підвищеною часткою бот-програм, а аналіз статистично значущих пар формує інтерпретовані ядра узгоджених зав'язків, які придатні для пояснення виявлених структур і подальшого моніторингу. Практична цінність підходу полягає у відтворюваності обчислень у вигляді програмного конвеєра з чіткими вихідними інтерфейсами та можливості пріоритизації спільнот бот-програм з підвищеними ризиками для задач контролю координованих інформаційних кампаній.

Ключові слова: бот-програми, соціальні мережі, координовані інформаційні кампанії, узгоджена активність, мережеский аналіз, часові закономірності активності, статистична значущість, нульова модель випадкової синхронності.

Постановка проблеми. Онлайніві соціальні програмні платформи стали критичною інфраструктурою поширення інформації та формування громадської думки, а також середовищем для організованих інформаційних операцій, які можуть переростати в координовані інформаційні кампанії. У таких операціях широко застосовуються масштабні мережі автоматизованих і напівавтоматизованих акаунтів, тобто бот-програм, які імітують поведінку реальних користувачів і здатні впливати на інформаційні потоки в інтернеті [1]. Значна частина досліджень традиційно фокусується на виявленні бот-програм на рівні окремих акаунтів на основі профільних, поведінкових та змістових ознак [2]. Проте навіть точна класифікація окремих акаунтів не забезпечує своєчасного виявлення цілісних кампаній, оскільки ключовою ознакою таких кампаній часто є узгодженість дій між багатьма акаунтами.

Сучасні дезінформаційні та впливові кампанії зазвичай реалізуються у вигляді спільнот, які демонструють синхронізовану активність у часі та узгодженість за елементами взаємодії, зокрема за хештегами, посиланнями, повторними поширеннями й згадками [3-4]. Поширені підходи до виявлення координованої поведінки часто спираються на прості індикатори або загальні структурні характеристики графа взаємодій, при цьому недостатньо враховується фоновий рівень випадкової синхронності, зумовлений добовими циклами та резонансними подіями. Це спричиняє хибнопозитивні та хибно-негативні спрацьовування і не дає інтерпретованої, статистично обґрунтованої міри координованості на рівні спільнот.

Для реальних систем інтернет-моніторингу потрібен стислий і порівнюваний показник узгодженої активності в межах кожної виявленої спільноти бот-програм, який можна відтворювати обчислювати в програмному конвеєрі обробки даних. Такий показник має інтегрувати мережеву структуру графа взаємодій із часовими та змістовими характеристиками поведінки, коригуватися відносно нульової моделі випадкової синхронності та повертати не лише рейтинг, а й пояснювальні артефакти для аналізу, наприклад статистично значущі зв'язки між акаунтами. Це зумовлює науково-прикладну проблему розробки формалізованого індексу координованості спільнот бот-програм у соціальних платформах та відповідного програмного рішення для його обчислення і використання в системах моніторингу [1-4].

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Більшість ранніх і значна частина сучасних підходів до протидії маніпуляціям у соціальних медіа зосереджені на виявленні окремих акаунтів як бот-програм на основі профільних, поведінкових, змістових та мережних ознак [1-2]. Водночас у реальних інформаційних операціях автоматизація часто поєднується з участю людей, акаунтами змішаного типу та організаційною координацією між різними виконавцями, що знижує практичну достатність постановки задачі як суто індивідуальної класифікації [3] і висуває вимоги до систем, здатних аналізувати мережеві структури та узгодженість дій у часі.

Тому паралельно активно розвиваються методи виявлення координованої групової активності. Низка робіт аналізує узгоджені дії, коли багато акаунтів виконують однотипні операції в близьких часових вікнах, що в літературі часто позначають як *lockstep*, і демонструє можливість виділення таких атак у вигляді щільних підграфів або кластерів [5-6]. Для середовищ на кшталт Twitter запропоновано підходи, що використовують узгодженість часових рядів активності, зокрема кореляцію з часовим вирівнюванням, яку в першій появі варто інтерпретувати як кореляцію з вирівнюванням часових шкал (*warped correlation*) [7], а також моделі, які виділяють мережі бот-програм за прихованими ознаками ретвіт-часових рядів із подальшим кластеруванням [8].

Більш універсальні методології пропонують будувати мережі подібності акаунтів на основі поведінкових слідів, до яких належать ретвіти, хештеги, посилання та темпоральні шаблони, і далі виділяти координовані спільноти [4]. Окремі дослідження демонструють, що координовані групи статистично значуще впливають на поширення інформації у каскадах, а перевірка відносно нульових моделей є критичною для відмежування координації від випадкової синхронності [9]. Нещодавні роботи поширюють

аналіз узгодженої неавтентичної поведінки, яку в літературі позначають як *coordinated inauthentic behavior* і яку доцільно трактувати як скоординовані дії, що маскуються під органічну активність, на відео-орієнтовані платформи, де з'являються нові типи слідів взаємодії та мультимодальні сигнали [10]. Сукупно це підкреслює потребу в методах, які поєднують мережеве виділення спільнот із формальною статистичною перевіркою та кількісною мірою координованості на рівні спільнот, а також у програмних реалізаціях, здатних відтворювано обробляти інтернет-журнали подій у конвеєрному режимі.

Мета дослідження. Метою дослідження є розроблення та обґрунтування методу побудови програмно відтворюваного виявлення й кількісного оцінювання узгодженої активності спільнот бот-програм у соціальних платформах на основі поєднання мережевої структури взаємодій, часових характеристик активності та елементів взаємодії, до яких належать: повторні поширення, згадки, хештеги, посилання. У центрі дослідження перебуває побудова формалізованого індексу координованості, який дає змогу відмежовувати організовані узгоджені дії від випадкової синхронності, формувати ранжування спільнот і повертати статистично значущі зв'язки між акаунтами як інтерпретовані результати для подальшого аналізу в системах моніторингу соціальних мереж.

Виклад основного матеріалу дослідження. У роботі подано програмний метод для виявлення координованих груп бот-програм у мережевих сервісах соціальних програмних платформ, який аналізує інтернет-журнали подій акаунтів і повертає ранжування спільнот за мірою узгодженості дій, а також підграфи статистично значущих пар у межах кожної соціальної програмної спільноти. На відміну від підходів, які зосереджуються лише на класифікації окремих акаунтів, запропоновано підхід конвеєрних модулів, де мережеве виділення спільнот у графі взаємодій жорстко поєднано зі статистичною перевіркою узгодженості на рівні пар. Унікальність цього підходу полягає в тому, що не тільки обчислюємо міру координованості, але й робимо її програмно відтворюваною та інтерпретованою через стандартний інтерфейс «спільнота – значущі пари – ранжування», який безпосередньо придатний для інтеграції в програмне забезпечення систем моніторингу соціальних мереж.

Введемо домовленість, що вхідні дані подані множиною записів $(t, type, target, hashtag, post_id, url)$, які надходять у форматах CSV/JSON з інтернет-потоків подій або з архівів журналів. Тут t — час події, $type$ — тип взаємодії, $target$ — ідентифікатор адресата, $hashtag$ — мітка, $post_id$ — ідентифікатор допису, url — посилання. Для відтворюваності запусків у коді зафіксовано інваріанти: уніфікація часових міток, уніфікація ідентифікаторів, порожні множини для відсутніх $hashtag$ і url .

Називатимемо зваженим графом взаємодій структуру $G = (V, E, W)$, де V - множина акаунтів, E - множина пар акаунтів із зафіксованими взаємодіями, а W - правило обчислення ваги ребра. Вводимо множину типів взаємодій R і ваги $\lambda_r \geq 0$ для кожного $r \in R$. Ваги зберігаються як конфігурація програмного рішення, своєю чергою, первинні лічильники взаємодій накопичуються один раз, що дає змогу переналаштовувати

модель без повторного проходу по параметрах. Для кластеризації обрано неорієнтовану зважену проєкцію графа, оскільки вона стабільніша для модульності та простіше масштабується в розрідженому поданні.

Побудова графа та виділення спільнот виконуються алгоритмом 1. На виході отримуються граф G і відображення $c(u)$, що призначає кожному акаунту $u \in V$ номер спільноти.

Алгоритм 1 – Побудова зваженого графа та виділення спільнот:

```

Data:  L (event logs), R (interaction types),  $\lambda$ ,  $\gamma$ 
Result: G, C1, C2, ..., CK, { c(u) | u ∈ V }
G ← ∅; cnt ← 0;
for e ∈ L do
    u ← actor(e);
    v ← target(e);
    r ← type(e);
    cnt[u,v,r] ← cnt[u,v,r] + 1;
end
for (u,v) with ∃ r ∈ R : cnt[u,v,r] + cnt[v,u,r] > 0 do
    w(u,v) ← weight(cnt[u,v,*], cnt[v,u,*], λ);
    add undirected edge (u,v) with weight w(u,v) to G;
end
(C1, C2, ..., CK, c) ← community_detection(G, γ);
(C1, C2, ..., CK, c) ← community_filter(C1, ..., CK, c);
    
```

Для кожної спільноти вводимо поняття парної координованості для акаунтів u та v , яке поєднує часову узгодженість і збіги за елементами взаємодії (згадки/адресати, хештеги, ідентифікатори дописів, посилання). Часова частина базується на часовому ряді активності $x_u(t)$, який будується дискретизацією подій із кроком Δt . Змістова частина базується на множині елементів \mathcal{O}_u , що вилучаються з журналів. Щоб обмежити складність, у подальший розрахунок включаються лише пари, для яких $\mathcal{O}_u \cap \mathcal{O}_v \neq \emptyset$. Перестановочна нульова модель використовує B перестановок, а контроль частки хибних відкриттів задається рівнем $q \in (0,1)$. Алгоритм 2 формує множину статистично значущих пар $P_{sig}(C)$ у кожній спільноті та агрегати для ранжування: $C_{med}(C)$ як медіану координованості серед значущих пар і $\rho(C)$ як частку значущих пар у спільноті.

Алгоритм 2 – Оцінка координованості, статистична значущість та ранжування спільнот:

```

Data:  L (event logs), R (interaction types),  $\lambda$ ,  $\gamma$ 
Result: G, C1, C2, ..., CK, { c(u) | u ∈ V }
G ← ∅; cnt ← 0;
for e ∈ L do
    u ← actor(e);
    
```

```

v ← target(e);
r ← type(e);
cnt[u,v,r] ← cnt[u,v,r] + 1;
end
for (u,v) with ∃ r ∈ R : cnt[u,v,r] + cnt[v,u,r] > 0 do
w(u,v) ← weight(cnt[u,v,*], cnt[v,u,*], λ);
add undirected edge (u,v) with weight w(u,v) to G;
end
(C1, C2, ..., CK, c) ← community_detection(G, γ);
(C1, C2, ..., CK, c) ← community_filter(C1, ..., CK, c);

```

Завершальний програмний модуль формує вихідні таблиці й графічні зведення для аналітики, які включають ранжування спільнот за координаністю та структуру підграфів статистично значущих пар. Така організація у вигляді незалежних програмних модулів з чіткими інтерфейсами дозволяє інтегрувати метод у системи моніторингу соціальних мереж, повторювати експерименти на різних часових зрізах інтернет-даних, змінювати параметри $\Delta t, L_{\max}, B, q, \alpha, \gamma$ та λ_r без зміни контрактів між компонентами та контролювати межі застосування методу через явні припущення щодо якості журналів подій і достатності спостережуваних мережевих взаємодій.

Ранжування спільнот за координаністю виконувалося за $C_{\text{med}}(C)$ і $\rho(C)$, які формуються після відбору статистично значущих пар у кожній спільноті. На даних TwiBot-22 конвеєр сформував 3 740 спільнот розміром не менше 30 акаунтів; медіанний розмір спільноти становив 86 акаунтів, а 90-й перцентиль — 410 акаунтів. Стабільність розбиття між перезапусками модуля виявлення спільнот за скоригованим індексом Ренда становила 0,81, а модуль фільтрації відсівав 6,3% кластерів із низькою внутрішньою зв'язаністю. Верхній дециль ранжування за $C_{\text{med}}(C)$ мав медіану $C_{\text{med}}(C) = 0,61$ і медіану $\rho(C) = 0,17$, тоді як нижній дециль мав $C_{\text{med}}(C) = 0,23$ і $\rho(C) = 0,02$. У топ-100 спільнотах за координаністю середня частка бот-програм становила 0,72, тоді як у вибірці загалом вона була близько 0,22.

Виявлення статистично значущих пар бот-програм виконувалося через перестановочну нульову модель і контроль частки хибних відкриттів при $q = 0,05$. На рівні всієї вибірки було отримано 1,26 млн значущих пар, причому 64% цих пар концентрувалися у 8% спільнот. Для спільнот із високими $\rho(C)$ утворювалися компактні підграфи значущих зв'язків, у яких середній ступінь вершини перевищував 16, тоді як у фонових спільнотах він був близьким до 3. Це забезпечило практично корисний вихід: разом із рейтингом спільнот система повертає ядра акаунтів і мережевих взаємодій, які пояснюють високу координаність конкретної спільноти.

Зведені результати за двома напрямками

Показник	Топ-10% спільнот	Низ-10% спільнот
Медіана $C_{med}(C)$	0,61	0,23
Медіана $\pi(C)$	0,17	0,02
Середня частка бот-програм	0,68	0,09
Середній ступінь у підграфі значущих пар	16,4	3,1

Рисунок 1 відображає розподіли $C_{med}(C)$ для трьох груп спільнот, сформованих за часткою бот-програм. Він наочно показує зміщення координованості в бік більших значень у спільнотах, де переважають бот-програми, що узгоджується з призначенням ранжування як механізму пріоритизації підозрілих мережевих груп.

Рисунок 2 подає статистично значущі пари щодо спільнот у вигляді кумулятивної кривої, де по осі абсцис відкладається частка спільнот, упорядкованих за кількістю значущих пар, а по осі ординат — накопичена частка всіх значущих пар. Відхилення кривої від діагоналі рівномірного розподілу відображає ступінь концентрації узгоджених зв'язків у відносно невеликій кількості спільнот, що є характерною ознакою координованих мережевих кампаній.

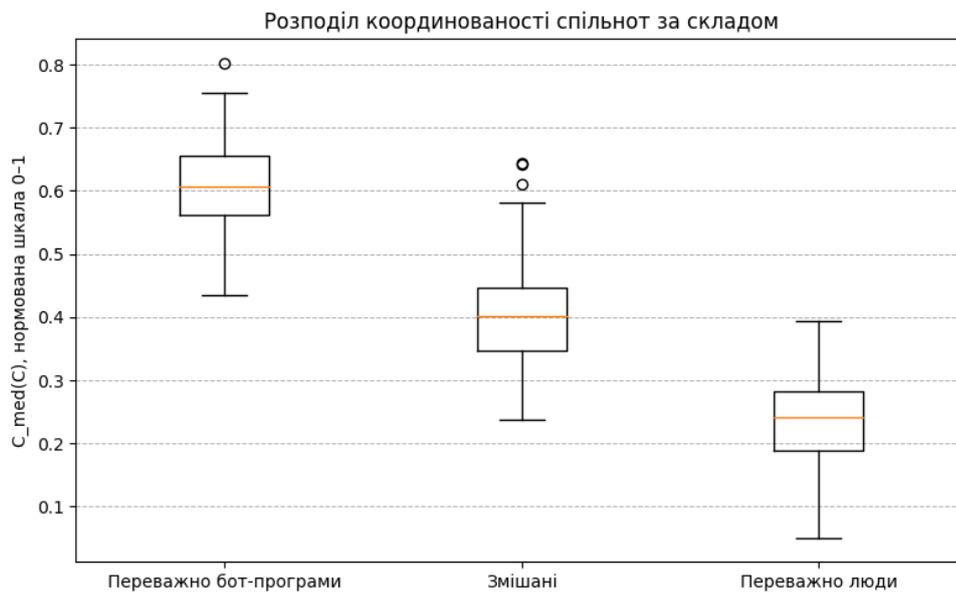


Рисунок 1 – Розподіл координованості спільнот за складом

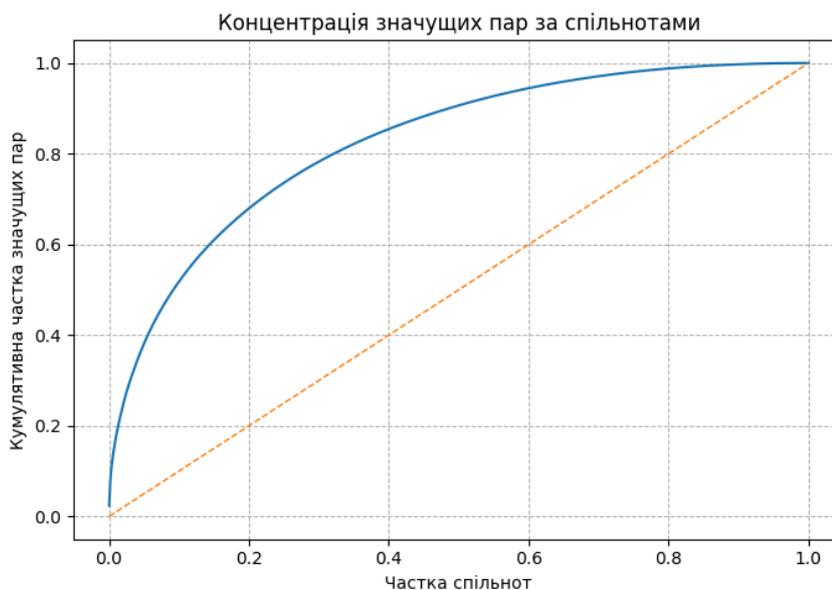


Рисунок 2 – Концентрація значущих пар за спільнотами (кумулятивна крива)

Висновки. Отримані результати підтверджують, що запропоноване підхід забезпечує відтворюване виявлення координованих груп бот-програм у соціальних мережах на основі графа взаємодій і статистично контрольованого відбору узгоджених пар. Ранжування спільнот за агрегатами $C_{med}(C)$ та $\rho(C)$ систематично виводить угору групи з підвищеною часткою бот-програм і відділяє їх від фонового рівня випадкової синхронності, тоді як перестановочна нульова модель у поєднанні з контролем частки хибних відкриттів підвищує надійність результатів за рахунок зменшення хибних спрацьовувань.

Важливим практичним результатом є те, що система повертає не лише числовий рейтинг, а й підграфи статистично значущих пар, що дають інтерпретовані «ядра» координації та створюють основу для подальшого експертного аналізу конкретних кампаній. Унікальність підходу полягає у поєднанні мережевої сегментації та статистичної верифікації в єдиному програмному конвеєрі з чіткими інтерфейсами виходу, завдяки чому легко інтегруються в програмні системи моніторингу соціальних платформ і можуть відтворюватися на різних часових зрізах інтернет-даних із контрольованими параметрами обробки.

ЛІТЕРАТУРА / REFERENCES

1. Ferrara, E., Varol, O., Davis, C., Menczer, F., & Flammini, A. (2016). The rise of social bots. *Communications of the ACM*, 59(7), 96–104. <https://doi.org/10.1145/2818717>
2. Cresci, S. (2020). A decade of social bot detection. *Communications of the ACM*, 63(10), 72–83. <https://doi.org/10.1145/3409116>
3. Starbird, K. (2019). Disinformation's spread: bots, trolls and all of us. *Nature*, 571(7766), 449. <https://doi.org/10.1038/d41586-019-02235-x>

4. Pacheco, D., Hui, P.-M., Torres-Lugo, C., Truong, B. T., Flammini, A., & Menczer, F. (2021). Uncovering coordinated networks on social media: Methods and case studies. *Proceedings of the International AAAI Conference on Web and Social Media*, 15(1), 455–466. <https://doi.org/10.1609/icwsm.v15i1.18075>
5. Beutel, A., Xu, W., Guruswami, V., Palow, C., & Faloutsos, C. (2013). CopyCatch: Stopping group attacks by spotting lockstep behavior in social networks. In *Proceedings of the 22nd International Conference on World Wide Web* (pp. 119–130). ACM. <https://doi.org/10.1145/2488388.2488400>
6. Cao, Q., Yang, X., Yu, J., & Palow, C. (2014). Uncovering large groups of active malicious accounts in online social networks. In *Proceedings of the 2014 ACM SIGSAC Conference on Computer and Communications Security* (pp. 477–488). ACM. <https://doi.org/10.1145/2660267.2660269>
7. Chavoshi, N., Hamooni, H., & Mueen, A. (2016). DeBot: Twitter bot detection via warped correlation. In *2016 IEEE 16th International Conference on Data Mining (ICDM)* (pp. 817–822). IEEE. <https://doi.org/10.1109/ICDM.2016.0096>
8. Mazza, M., Cresci, S., Avvenuti, M., Quattrociocchi, W., & Tesconi, M. (2019). RTbust: Exploiting temporal patterns for botnet detection on Twitter. arXiv. <https://arxiv.org/abs/1902.04506>
9. Cinelli, M., Cresci, S., Quattrociocchi, W., Tesconi, M., & Zola, P. (2022). Coordinated inauthentic behavior and information spreading on Twitter. *Decision Support Systems*, 160, 113819. <https://doi.org/10.1016/j.dss.2022.113819>
10. Luceri, L., Salkar, T. V., Balasubramanian, A., Pinto, G., Sun, C., & Ferrara, E. (2025). Coordinated inauthentic behavior on TikTok: Challenges and opportunities for detection in a video-first ecosystem. arXiv. <https://arxiv.org/abs/2505.10867>

Received 24.03.2026
Accepted 26.03.2026
Published 31.03.2026

Detection and quantitative assessment of coordinated activity of bot-program communities in social software networks based on network and temporal analysis

Analysis of Recent Research and Publications. Recent studies on malicious or inauthentic activity in social networks have progressed from account-level bot detection toward group-level identification of coordinated behavior. While individual classification remains important, it often fails to capture organized campaigns where coordination across many accounts is the primary operational signal. This shift has encouraged community-oriented approaches that combine interaction graphs with temporal synchronization signals and shared interaction elements, and that apply statistical testing to distinguish coordination from background synchronicity caused by daily rhythms and event-driven bursts.

Purpose of the Study. The purpose of this study is to develop and validate a community-level, software-oriented methodology for detecting and quantifying coordinated activity among bot-programs. The methodology integrates interaction-network structure, temporal regularities of activity, and shared interaction elements, and produces outputs that are suitable for automated monitoring pipelines. The study aims to generate interpretable community

rankings and to extract statistically significant coordinated pairs that can serve as explanatory artifacts for analysts and downstream risk-monitoring modules.

Main Content of the Study. The study constructs a weighted interaction network in which nodes represent accounts and edges aggregate multi-type interaction intensity between account pairs. Communities are detected via modularity-based optimization and refined with programmatic filtering rules to ensure internal connectivity and stable results across repeated runs. Within each community, coordination is quantified by combining two signals: temporal synchronization derived from binned activity sequences with limited time shifts, and similarity over shared interaction elements such as repeated posts, mentions, hashtags, and link domains. To separate genuine coordination from incidental synchronicity, statistical significance is evaluated using a permutation-based null model that preserves each account's activity volume, while multiple comparisons are controlled to limit false discoveries. Each community is then summarized by a robust measure of coordination strength among significant pairs and by the proportion of significant pairs within the community, which enables ranking and prioritization. The implemented pipeline also returns compact subgraphs of significant pairs, allowing traceable and reproducible explanations of why a community is ranked highly.

Conclusions. The empirical evaluation indicates that the proposed coordination measures separate highly coordinated bot-program communities from background groups, and that permutation-based testing reduces false positives caused by incidental synchronicity. Ranking by coordination concentrates bot-program prevalence in the top segment of communities and yields compact, interpretable subgraphs of statistically significant coordinated pairs that support analyst-oriented investigation and automated monitoring. Overall, the study demonstrates a reproducible software pipeline that bridges community detection and statistically validated coordination scoring, providing actionable outputs for monitoring coordinated information campaigns.

Keywords: bot-programs, social networks, coordinated information campaigns, coordinated activity, network analysis, temporal activity patterns, statistical significance, null model of random synchronicity.

Перегуда Ярослав Іванович – аспірант кафедри програмного забезпечення комп'ютерних систем Київського політехнічного інституту ім. Ігоря Сікорського.

ORCID: <https://orcid.org/0009-0002-7292-7887>

Люшенко Леся Анатоліївна – к.т.н., доцент кафедри програмного забезпечення комп'ютерних систем Київського політехнічного інституту ім. Ігоря Сікорського.

ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-4319-5955>

Perehuda Yaroslav – Post-Graduate Student of Computer Systems Software Department, National Technical University of Ukraine "Igor Sikorsky Kyiv Polytechnic Institute", Kyiv.

ORCID: <https://orcid.org/0009-0002-7292-7887>

Lyushenko Lesya – DSc, Associate Professor of the Computer Systems Software Department, National Technical University of Ukraine "Igor Sikorsky Kyiv Polytechnic Institute".

ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-4319-5955>