

DOI: 10.18372/2225-5036.29.17869

# КЛАСИФІКАЦІЯ МЕТОДІВ АНАЛІЗУ ТА МОДЕЛЕЙ СОЦІАЛЬНИХ МЕРЕЖ В ІНТЕРЕСАХ ІНФОРМАЦІЙНОЇ ОПЕРАЦІЇ

Базарний Сергій

Національний університет оборони України, Київ, Україна



**БАЗАРНИЙ Сергій Васильович**, ад'юнкт кафедри безпеки інформаційного простору.

Рік та місце народження: 1980 рік, м. Очаків, Миколаївська область, Україна.

Освіта: Національний університет оборони України, Київ, Україна, 2019 рік.

Посада: ад'юнкт кафедри безпеки інформаційного простору інституту інформаційно-комунікаційних технологій та кібероборони Національного університету оборони України.

Наукові інтереси: психологічний вплив, інформаційна технологія, інформаційна операція.

E-mail: gans251080@gmail.com.

Orcid ID: 0000-0001-9545-1960.

**Анотація.** Інформаційна війна, яку веде противник проти України не менш небезпечна, ніж безпосередні бойові дії на лінії зіткнення. Враховуючи досвід широкомасштабної збройної агресії російської федерації проти України, можна дійти висновку, що ворог намагається підірвати єдність українського суспільства, довіру громадян до влади та збройних сил. Соціальні мережі є сучасним та потужним інструментом розповсюдження спеціальних інформаційних матеріалів для ведення психологічного впливу на противника. Методи аналізу та моделі соціальних мереж викликають інтерес у науковців під час проведення досліджень в межах виконання бойових (спеціальних) завдань. Аналіз інформації у соціальних мережах про поведінку, особисті відомості, думки та погляди агентів соціальних мереж необхідний для проведення інформаційних операцій. Для аналізу даних у соціальних мережах існує багато застосунків, за допомогою яких проводиться моделювання інформаційних потоків, процесів взаємодії агентів всередині мережі, прогнозування їх поведінки, розрахунки параметрів та візуалізація графа мережі. За допомогою інформаційно-технічної системи або спеціалізованого програмного забезпечення, можна керувати великою кількістю облікових записів через адміністратора групи та впливати на поведінку інших агентів. З метою підвищення ефективності психологічного впливу агентів соціальних мереж на цільові аудиторії, необхідна розробка моделей соціальних мереж для вивчення закономірностей розповсюдження спеціальної інформації та встановлення зв'язків і взаємодії агентів з цільовою аудиторією противника. В даній статті проведена класифікація методів аналізу соціальних мереж, описані основні показники, що характеризують соціальні мережі, розглянуті моделі соціальних мереж. Для візуалізації отриманих результатів, щодо проведення класифікації методів та моделей розроблені та представлені структурні схеми. Перспективою подальшого дослідження є розробка графової нейронної мережі (graph neural networks), яка дозволить моделювати взаємодії та властивості графів для оцінювання рівня психологічного впливу в інтересах інформаційних операцій. Ця модель може використовувати методи графових згорток (graph convolutions), які базуються на локальних операторах для аналізу структури мережі.

**Ключові слова:** класифікація соціальних мереж, модель соціальної мережі, граф соціальної мережі, метод аналізу соціальних мереж, цільова аудиторія, психологічний вплив, інформаційна операція.

## Постановка проблеми

Соціальні мережі (далі – СМ), як суспільне явище з'явилися досить давно. В сучасному цифровому суспільстві вони є розповсюдженим каналом прямого й опосередкованого впливу на свідомість, підсвідомість та емоційний стан цільової аудиторії (далі – ЦА), з метою стимулювання певних змін в поведінці. З розвитком мережі Інтернет та інформаційних технологій у суспільства з'явилася можливість спілкуватися, робити дописи, розповіді, вести прямі трансляції,

поширювати відео- та аудіо матеріал за допомогою СМ. Аналіз СМ використовується для дослідження взаємодій між агентами мережі, прогнозування їхньої поведінки, класифікації, моделювання інформаційних потоків у мережах. Тому аналіз СМ викликає інтерес у дослідників у процесі виконання бойових (спеціальних) завдань під час проведення інформаційних операцій.

Одним з основних форм відображення та інструментів розповсюдження спеціальних інформаційних

матеріалів психологічного впливу є СМ, які активно використовуються під час проведення інформаційних операцій. СМ перетворилися на складні мульти-модальні системи, що представляють собою значний інтерес у галузі математичних та комп'ютерних наук. В цьому напрямі вже було проведено значну кількість наукових досліджень, які є застарілими через швидкий розвиток інформаційних технологій. Тому дослідження сучасного стану та розвитку СМ є важливим для визначення майбутніх напрямів наукових досліджень.

### Мета та постановка завдання

Метою дослідження є проведення класифікації методів аналізу та моделей СМ, дослідження взаємодії між агентами СМ та прогнозування їх поведінки, моделювання інформаційних потоків у СМ, виявлення тенденцій поведінки агентів СМ, що виникають в процесі моделювання СМ, як складних систем.

### Аналіз останніх досліджень і публікацій

Серед робіт, що окреслюють алгоритмічні інструменти для аналізу еволюції мереж, можна виділити [2], в якій запропоновані алгоритми оцінки належності агента СМ до спільноти. Алгоритми базуються на динамічному програмуванні, повному переборі, максимальній відповідності та «жадібних» евристиках. Основна увага надається визначенню кластерів користувачів та їхнім змінам у часі. У [2] запропоновано застосувати принцип - мінімуму довжини опису (Minimum Description Length (далі - MDL)) для пошуку закономірностей в даних та виявлення спільнот у динамічних мережах, який створює структуру, що «вільна від параметрів». У [3] пропонується використовувати принцип MDL для моніторингу еволюції мережі.

В роботі [4] наведений підхід до аналізу еволюції мережі, що заснований на парадигмі видобування асоціативного правила (association rule mining) та на результатах аналізу частотної моделі (frequent-pattern mining). Проблема отримання веб-графів, які змінюються з часом розглянута в [5]. Визначено три рівні аналізу графів: графи з єдиною вершиною, підграфи та аналіз графа в цілому - для кожного з них використовуються власні техніки. Для здійснення змін у підграфах динамічного графа в [6] запропонований швидкий метод видобування з графа «підпоследовностей», що часто зустрічаються. Однак, в описі моделі не вказуються часові межі, протягом яких спостерігались зміни графа в часі. Інший спосіб визначення підграфів, які змінюються з часом, описаний в [7]. Він враховує оцінку важливості вершин (vertex importance scores) та зміни близькості вершин (vertex closeness changes). Релевантним підграфом вважається не той, що зустрічається найчастіше, а найбільш значимий. Історію трансформації ребра в динамічному графі запропоновано в [8] представити у вигляді послідовності нулів і одиниць, відповідно до наявності або відсутності того чи іншого ребра.

### Виклад основного матеріалу дослідження

Аналіз СМ може проводитися за такими основними видами: структурний, ресурсний, нормативний та динамічний [9]. У структурному аналізі всі агенти мережі розглядаються як вершини графа, які впливають на конфігурацію ребер і на інших агентів мережі. Основна увага надається геометричній формі мережі та інтенсивності взаємодій (вазі ребер), тому досліджуються такі характеристики, як взаємне розташування вершин, централізація, транзитивність взаємодій.

Ресурсний аналіз розглядає можливості агентів залучити індивідуальні та мережеві ресурси для досягнення певних цілей і диференціює агентів, що знаходяться в ідентичних структурних позиціях СМ, за їх ресурсами. Як індивідуальні ресурси можуть виступати знання, престиж, статки, раса, стать. Під мережевими ресурсами розуміють вплив, статус, інформацію, капітал [10, 11].

Нормативний аналіз досліджує рівень довіри між агентами, а також норми, правила та санкції, які впливають на поведінку агентів в СМ та процеси їх взаємодій. В цьому випадку аналізуються соціальні ролі, які пов'язані з даною гранню мережі, наприклад, відносини керівника та підлеглого, дружні або родинні зв'язки. Комбінація індивідуальних та мережевих ресурсів агента з нормами та правилами, що діють в даній СМ, формує його «мережевий капітал».

Динамічний аналіз - напрям у вивченні СМ, в якому об'єктами дослідження є зміни в мережеві структурі з часом: з яких причин зникають і з'являються грані мережі, як мережа змінює свою структуру за зовнішніх впливів, чи існують які-небудь стаціонарні конфігурації СМ.

Серед розглянутих підходів до аналізу СМ найчастіше використовується структурний аналіз, за допомогою якого визначаються найбільш важливі вершини зв'язків та спільнот СМ. Цей аналіз включає в себе методи статистичного аналізу, методи визначення спільнот, метод побудови алгоритмів класифікації (рис. 1).

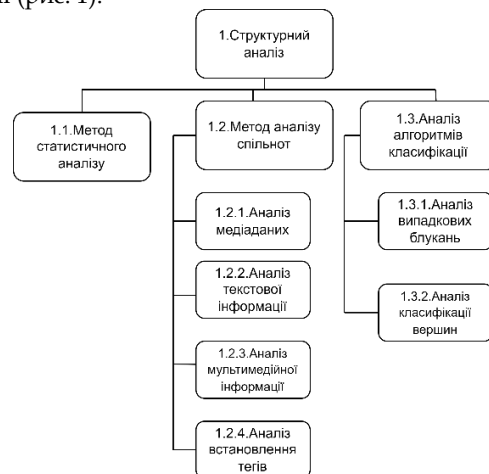


Рис.1. Класифікація методів структурного аналізу соціальних мереж

Проведений у роботі [12] статистичний аналіз СМ свідчить, що структурні властивості мереж великого розміру, де досліджуються типові СМ прогнозується у вигляді мережі під час її збільшення. Розглядається взаємна поведінка вершин мережі на основі припущення, що у більшості вершин є мало зв'язків, чи виникають при цьому «ядра» (скупчення) або ступені вершин розподіляються більш рівномірно.

Статистичні моделі під час аналізу СМ розглянуті у [13], де пропонується застосовувати методи машинного навчання та аналізу даних для обчислення відносної автокореляції. Розрахунок щільності зв'язків і деяких інших характеристик стохастичних моделей СМ описані в [9].

Метод аналізу спільнот в СМ дозволяє визначити локації мереж, в межах яких відбувається активна взаємодія агентів. Алгоритмічно це можна віднести до виконання завдання про розбиття графів. За допомогою аналізу процесів поширення інформації в графах можна визначити спільноти, як множини агентів, де шлях між двома будь-якими агентами не містить більше однієї проміжної вершини. Пов'язані групи можуть бути виділені за допомогою багатовимірного шкалювання або факторного аналізу матриці зв'язків графа [9].

Для аналізу стійкості групової структури в часі будуються тривимірна матриця, в якій рядки представляють оцінки взаємодії агента з усіма іншими агентами, які надані самими агентами, стовпці є власними оцінками взаємодії агента а на третій осі розташовані періоди часу.

Після цього зменшується розмірність даних (наприклад, методом головних компонент), тобто розглядається проєкція вершин мережі в евклідовий простір зниженої розмірності для опису залежностей між рядками та стовпцями даної матриці [14].

Отриману проєкцію можна кластеризувати за допомогою стандартних алгоритмів кластеризації, як статистичних (наприклад, середніх), так і ієрархічних [15]. Перевагою ієрархічних методів є можливість представлення результату кластеризації у вигляді дендрограми. Основна складність розглянутих методів - підібрати відповідну міру відстані (найкоротшого шляху між вершинами) або міру схожості (similarity). Детальний огляд методу аналізу спільнот можна знайти в [16]. У деяких випадках вдається інтегрувати інформаційний вміст мережі в процес визначення спільнот. Тоді контент стає допоміжним засобом, що дозволяє виявити серед груп агентів СМ цільові аудиторії зі схожими інтересами.

До методу аналізу спільнот, який зображений на рис.1, входять такі напрями, як: аналіз медіаданих (загальної інформації з довільними типами даних); аналіз текстової інформації; аналіз мультимедійної інформації; аналіз встановлення тегів (сенсорний та поточковий аналіз).

Аналіз алгоритмів класифікації включає аналіз випадкових блукань, який використовується для

присвоєння ваги веб-документам. Цей алгоритм використовує підхід випадкового блукання для оцінювання ймовірності відвідування тієї чи іншої вершини. Тому вершини, які краще розташовані зі структурної точки зору, мають вищу вагу, а отже, є більш важливими.

Метод аналізу класифікації вершин в СМ. Деякі вершини необхідно помічати, щоб їх відмінні особливості та структуру можна було апроксимувати на всю мережу. Якщо про одну з двох пов'язаних вершин отримано деякі відомості, для другої ці відомості також будуть вірними, що можна використовувати для розповсюдження міток серед вершин.

Будь-яку СМ можна математично подати у вигляді графа [17]:

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

де  $V$  - множина вершин графу;  $E$  - множина ребер графу;  $|V| = N$  - кількість вершин в графі.

Дослідимо класифікацію моделей СМ (рис. 2).

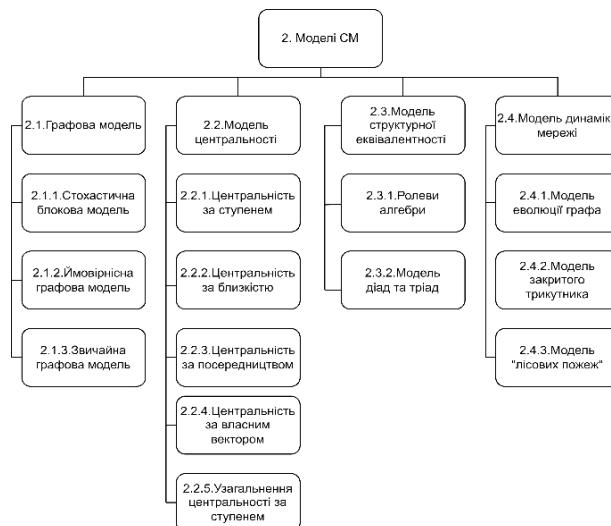


Рис.2. Класифікація моделей соціальних мереж

Основні типи графів СМ, для наглядного розуміння (рис. 3) - представлення графу (graph representation): ненаправлений (undirected), направлений (directed), зважений (weighted), дерево (tree).

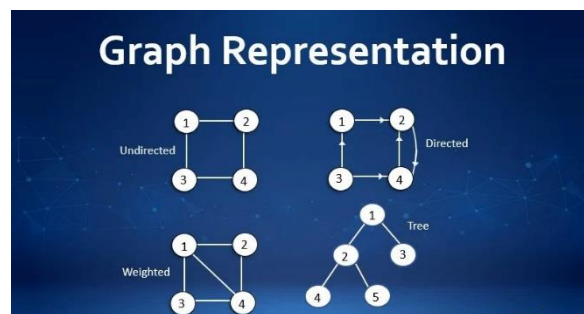


Рис.3. Типи графів соціальних мереж

У графі СМ вершинами є агенти, а ребра відображають наявність зв'язків між ними. Зв'язки можуть бути як спрямованими, так і неспрямованими. Можна виділити три типи графових моделей [9].

Стохастичні блокові моделі задаються матрицею  $A$  розміру  $N \times N$ , де:  $N$  - число груп (блоків) агентів. Елемент  $a_{ij} \in [0, 1]$  відображає вірогідність взаємодії агента  $v_i$  та агента  $v_j$  протягом певного періоду часу.

Ймовірнісні графові моделі задаються матрицею  $B$  розміру,  $M \times M$  де  $M$  - число агентів мережі. Елемент  $a_{ij} \in [0, 1]$  показує ймовірність взаємодії агента  $v_i$  і агента  $v_j$  протягом певного періоду часу.

Звичайні графові моделі задаються матрицею зв'язності  $C$  розміру  $L \times L$ . Для аналізу графових моделей СМ іноді зручно використовувати коефіцієнт щільності, який визначається як відношення числа ребер в аналізованому графі до числа ребер у повному графі з такою ж кількістю вершин.

Для визначення відносної важливості (вагу) вершин графа, вводять поняття центральності - міри близькості до центру графа. Центральність можна визначити різними способами, тому існують різні міри центральності [15].

Центральність за ступенем (Degree centrality) визначається як кількість зв'язків, інцидентних вершин:

$$C_D(v) = \text{deg}(v). \quad (2)$$

Вхідні зв'язки характеризують популярність агента, вихідні - його комунікабельність. Отриману величину можна нормувати, поділивши на загальну кількість агентів у мережі. Центральність за ступенем передбачає, що серед агентів мережі більш впливовим є той, у кого більше друзів, або той, хто входить у більшу кількість спільнот. Тому у моделях СМ розраховується значення центральності за близькістю (Closeness centrality) показника, що характеризує швидкість поширення інформації в мережі від одного агента СМ до інших. Отримана величина називається віддаленістю вершини  $V$  від інших вершин. Близькість визначається як величина, обернена до віддаленості:

$$C_c(v) = \frac{N-1}{\sum_{t \in V \setminus v} d_G(v, t)}, \quad (3)$$

де  $d_G(v, t)$  - найкоротший шлях від вершини  $V$  до вершини  $t$ .

Центральність за посередництвом (Betweenness centrality). Ще однією характеристикою агента є його впливовість при поширенні інформації. Саме в цьому контексті оцінюється агент за центральністю по посередництву. Вона обчислюється як кількість найко-

ротних шляхів між всіма парами агентів, що проходять через розглянутого агента:

$$C_B(v) = \sum_{s \neq v \neq t \in V} \frac{\sigma_{st}(v)}{\sigma_{st}}, \quad (4)$$

де  $\sigma_{st}$  - загальна кількість найкоротших шляхів від вершини  $S$  до вершини  $t$ ;  $\sigma_{st}(V)$  - кількість найкоротших шляхів від вершини  $s$  до вершини  $t$ , які проходять через вершину  $v$ .

Для нормалізації потрібно поділити на кількість пар вершин, за винятком самої вершини  $v$ , тобто для орієнтованого графа потрібно поділити на  $(N-1)(N-2)$ , для неорієнтованого - на величину, рівну  $(N-1)(N-2)/2$ .

Центральність за власним вектором (Eigenvector centrality). Нехай центральність розглянутого агента -  $x_v$ , центральність його безпосередніх друзів (сусідніх вершин)  $x_j, x_k, x_l$ . Центральність за власним вектором визначається як сума центральностей сусідніх вершин, поділених на константу  $\lambda$ , тобто:

$$x_v = (x_j + x_k + x_l) / \lambda. \quad (5)$$

Враховуючи аналогічні рівняння для всіх друзів, отримуємо вектор невідомих:

$$X = (x_1, \dots, x_v, \dots, x_n). \quad (6)$$

Правила додавання визначаються матрицею суміжності  $A = (a_{vr})$ , тобто  $a_{vr} = 1$ , якщо вершина  $v$  з'єднана з вершиною  $t$ ,  $a_{vr} = 0$ . Далі потрібно вирішити рівняння  $AX = \lambda X$ , тобто знайти власні значення і власні вектори матриці  $A$ , яке обраховується наступним чином:

$$C_E(v) = \frac{1}{\lambda} \sum_{t \in M(v)} x_t = \frac{1}{\lambda} \sum_{t \in G} a_{vt} x_t, \quad (7)$$

де  $M(v)$  - множина вершин, сусідніх з вершиною  $v$ ;  $\lambda$  - константа.

Узагальненням центральності за ступенем є центральність Каца (Katz centrality). Відмінність в тому, що центральність за ступенем враховує кількість безпосередніх сусідів вершини, а центральність Каца враховує кількість всіх вершин, які можуть бути з'єднані шляхом:

$$C_{Katz}(i) = \sum_{k=1}^{\infty} \sum_{j=1}^N a^k (a^k)_{ji} \quad (8)$$

де  $a \in (0, 1)$  - частка участі віддалених вершин, яка називається коефіцієнтом згасання.

Центральність Каца можна представити як різновид центральності за власним вектором:

$$C_{PageRank}(i) = a \sum_{k=1}^{\infty} a_{ji} \frac{x_j}{L(j)} + \frac{1-a}{N} \quad (9)$$

де  $L(j) = \sum_j a_{ji}$  - кількість вершин, сусідніх із вершиною  $j$  (або кількість вихідних зв'язків у орієнтованому графі).

Відмінністю даного алгоритму від обчислення центральності за власним вектором і центральності Каца є наявність коефіцієнта перерахунку  $L(j)$ . В алгоритмі рейтингування за посиланнями використовується зворотне індексування матриці суміжності  $a_{ji}$  у порівнянні з обчисленням центральності за власним вектором. Предтечою алгоритму PageRank є алгоритм HITS (Hyperlink-Induced Topic Search).

У теорії мережевого обміну для вимірювання даного показника вводиться індекс GPI сили агента  $V$  (Genuine Progress Indicator):

$$GPI_i = \sum_{k=1}^{g-1} (-1)^{k-1} P[i]_k, \quad (10)$$

де  $P[i]_k$  - число шляхів, що не перетинаються довжиною  $k$ , які проходять через вершину  $v_i$ .

Сила агента  $v_i$  у порівнянні із силою агента  $v_j$  обраховується як:

$$GPI_{ij} = GPI_i - GPI_j. \quad (11)$$

Агенти є еквівалентними, коли вони займають однакові позиції в соціальній структурі мережі, тобто коли є еквівалентними структура та тип взаємодій цих агентів з іншими, при цьому еквівалентні агенти мережі не повинні взаємодіяти один з одним.

Ролеві алгебри. Це напрям моделювання СМ, що фокусується на виявленні логіки взаємодій агентів мережі в блокових моделях, що дозволяє виявляти схожість принципів взаємовідносин агентів у різних СМ. Визначимо, наприклад, матриці симпатії та антипатії наступним чином:

$$LIKE = \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{pmatrix} \quad DISLIKE = \begin{pmatrix} 0 & 1 \\ 1 & 0 \end{pmatrix}. \quad (12)$$

Модель діад та тріад. Діади - це набір з двох агентів мережі (вершин) та всіх взаємодій (ребер) між ними. Діада для кожного типу взаємодій може знаходитись у одному з чотирьох станів: відсутній зв'язок між агентами, зв'язок спрямований від першого агента до другого, зв'язок спрямований від другого агента до першого, взаємні зв'язки агентів. Для тріад (три агента, що взаємодіють) додатково досліджуються питання транзитивності взаємодій.

Моделі динаміки мережі, що характеризуються такими моделями:

- еволюції графа, згідно якої, коли нова вершина додається до мережі, відбувається вибір вершин, до яких можна здійснити приєднання за допомогою приєднувального правила пріоритетів. Емпірично

було виявлено, що кількість ребер збільшується лінійно з ростом кількості вершин;

- «закритого трикутника» (Triangle-Closing Model) стверджує, що нові вершини, додані до мережі, мають тенденцію до закриття трикутника. Якщо вважати, що зв'язки, які виникають між агентами, формують трикутник, то «відкритий» трикутник виникає, коли два агента можуть бути пов'язані один з одним тільки за допомогою третього, тобто один з трьох зв'язків пропущений. Коли додається третій зв'язок, отримується «закритий» трикутник;

- «лісових пожеж» є в деякому розумінні узагальненням моделі закритого трикутника. Нова вершина приєднується до існуючої шляхом вибору підграфа, що містить цю вершину і зв'язує її з усіма вершинами цього підграфа.

Для того, щоб узагальнити поведінку конкретних агентів на всю мережу, необхідне вивчення методів виявлення і опису характеристик мереж, закономірностей розповсюдження цих характеристик, створення методів, які дозволяють визначати за структурою соціальної мережі причини взаємодій агентів. Особливо важливими ці процеси є при аналізі сучасних СМ великого розміру.

**Висновки.** Таким чином, в результаті проведеного дослідження була проведена класифікація методів аналізу та моделей СМ.

Визначені перспективні напрями досліджень в сфері розробки моделей СМ; описані методи, що застосовуються в різних моделях СМ. Для візуалізації отриманих результатів, щодо проведення класифікації методів та моделей СМ розроблені та відображені на рисунках 1 та 2.

Перспективним напрямом подальших досліджень є розроблення графової нейронної мережі (graph neural networks), яка дасть змогу моделювати взаємодії та властивості графів для оцінювання рівня психологічного впливу в інтересах інформаційних операцій. Ця модель може використовувати методи графових згорток (graph convolutions), що базуються на локальних операторах для аналізу структури мережі.

#### Список літератури

- [1]. Tantipathananandh C., Berger-Wolf T., Kempe D. A Framework for Community Identification in Dynamic Social Networks. Proceedings of the 13th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining. N. Y.: ACM Press, 2007. pp. 717-726.
- [2]. Sun J., Faloutsos C., Papadimitriou S., Yu P. Graphscope: Parameter-Free Mining of Large Time-Evolving Graphs. Proceedings of the 13th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining. N. Y., 2007. pp. 687-696.
- [3]. Ferlez J. Faloutsos C., Leskovec J., Mladenic D., Grobelsnik M. Monitoring Network Evolution Using MDL. Proceedings of the International Conference on Data Engineering. 2008. pp. 1328-1330.

[4]. Berlingerio M., Bonchi F., Bringmann B., Gionis A. Graph Evolution Rules. Proceedings of the European Conference on Machine Learning and Knowledge Discovery in Databases. Lecture Notes in Computer Science. Springer, 2009. Vol. 5781. pp. 115-130.

[5]. Desikan P., Srivastava J. Mining Temporally Changing Web Usage Graphs. Proceedings of the International Workshop on Mining Web Data for Discovering Usage Patterns and Profiles. 2004. pp. 1-17.

[6]. Inokuchi A., Washio T. A Fast Method to Mine Frequent Subsequences from Graph Sequence Data. Proceedings of the IEEE International Conference on Data Mining. 2008. pp. 303-312.

[7]. Liu Z., Yu J., Ke Y., Lin X. Spotting Significant Changing Subgraphs in Evolving Graphs. Chen Proceedings of the 8th International Conference on Data Mining. 2008. pp. 917-922.

[8]. Borgwardt K., Kriegel H., Wackersreuther P. Pattern Mining in Frequent Dynamic Subgraphs. Proceedings of the IEEE International Conference on Data Mining. 2006. pp. 818-822.

[9]. Borgatti S. Analyzing Social Networks. *Redes Revista hispana para el análisis de redes sociales*. 2016. Vol. 27 (2). pp. 141-145.

[10]. Базарний С.В. Удосконалена математична модель психологічного впливу на агентів соціальних

мереж в інтересах інформаційної операції. Труді університету: наук. журн. Нац.ун-т оборони України. Київ. 2023. №4(79)/2023. С.94-104., інв. №49882.

[11]. Базарний С.В. Метод виявлення агентів соціальних мереж, що мають найбільший вплив. Сучасні інформаційні технології у сфері безпеки та оборони: наук. журн. Нац.ун-т оборони України. Київ. 2023. №1(46)/2023. С.145-150.

[12]. Milgram S. The Small World Problem. *Psychology Today*. 1967. Vol. 2. pp. 60-67.

[13]. Jensen D., Neville J. Data Mining in Social Networks. Proceedings of the National Academy of Sciences Symposium on Dynamic Social Network Analysis. 2002. pp. 289-302.

[14]. Johnson J., Ironsmith M. Assessing Children's Sociometric Status: Issues and the Application of Social Network Analysis. *Journal of Group Psychotherapy, Psychodrama & Sociometry*. 1994. Vol. 47. Is. 1. pp. 36-49.

[15]. Koren Y. On Spectral Graph Drawing. Proceedings of the 9th International Computing and Combinatorics Conference. Springer, 2003. pp. 496-508.

[16]. Fortunato S. Community Detection in Graphs. *Phys. Rep.* 2010. Vol.486. No. 3-5. pp. 75-174.

[17]. Barabási A. *Network Science* Northeastern University, Boston July 2016. pp.127-133.

#### УДК 355:001.82:316.472.4

#### *Bazarnyi S. Classification of analysis methods and models of social networks for information operation purposes*

**Abstract.** *The information war waged by the enemy against Ukraine is no less dangerous than direct combat operations on the front line. Considering the experience of the Russian Federation's large-scale armed aggression against Ukraine, we can conclude that the enemy is trying to undermine the unity of Ukrainian society, citizens' trust in the authorities and the armed forces. Social networks are a modern and powerful tool for the distribution of special information materials for psychological influence on the enemy. Methods of analysis and models of social networks are of interest to scientists when conducting research within the framework of combat (special) tasks. Analysis of information in social networks about the behavior, personal information, opinions and views of agents of social networks is necessary when conducting information operations. For the analysis of data in social networks, there are many applications, which are used to model information flows, processes of interaction of agents in the network, predict their behavior, calculate parameters and visualize the network graph. Using an information technology system or specialized software, it is possible to manage a large number of accounts through a group administrator and influence the behavior of other agents. In order to increase the effectiveness of the psychological influence of agents of social networks on target audiences, it is necessary to develop models of social networks to study the patterns of distribution of special information and establish connections and interaction of agents with the target audience of the enemy. In this article, the classification of social network analysis methods is carried out, the main indicators characterizing social networks are described, and the models of social networks are considered. To visualize the obtained results, regarding the classification of methods and models, structural diagrams have been developed and presented. The prospect of further research is the development of graph neural networks, which will allow modeling the interactions and properties of graphs to assess the level of psychological influence in the interests of information operations. This model can use methods of graph convolutions (graph convolutions), which are based on local operators to analyze the network structure.*

**Key words:** *classification of social networks, social network model, social network graph, social network analysis method, target audience, psychological influence, information operation.*

**Базарний Сергій Васильович**, ад'юнкт кафедри безпеки інформаційного простору інституту інформаційно-комунікаційних технологій та кібероборони Національного університету оборони України.

**Serhii Bazarnyi**, post-graduate student of the National Defence University of Ukraine.

Отримано 16 червня 2023 року, затверджено редколегією 28 серпня 2023 року