

## МОДЕЛЮВАННЯ І ВІЗУАЛІЗАЦІЯ СОЦІАЛЬНИХ МЕРЕЖ

*У структурному підході всі учасники мережі розглядаються як вершини графа, які впливають на конфігурацію ребер та інших учасників мережі. Основну увагу приділено геометричній формі мережі та інтенсивності взаємодій (вазі ребер), тому було досліджено такі характеристики, як взаємне розташування вершин, центральність, транзитивність взаємодій.*

*Структурний аналіз і аналіз поведінки зв'язків у соціальних мережах потрібен для визначення найбільш важливих вершин, зв'язків, спільнот і країн, регіонів мережі, що розвиваються. Такий аналіз дає можливість здійснювати огляд глобальної еволюційної поведінки мережі. Під час структурного аналізу та аналізу поведінки зв'язків використано методи статистичного аналізу, методи визначення спільнот, алгоритми класифікації.*

*Вивчено взаємну поведінку вершин мережі з огляду на припущення, що в більшості вершин є мало зв'язків, виникають при цьому «ядра» (скупчення) або ступеня вершин розподіляються більш рівномірно. Моделювання проведено в середовищі Social Network Visualizer. Вивчено поведінку вершин під час кластеризації.*

*З'ясовано, що саме слабкі зв'язки є тим феноменом, який зв'язує мережу в єдине ціле. Досліджено ефект «малих світів». Розглянуто два стани мережі: регулярна мережа, кожний вузол якої з'єднано з чотирма сусідніми тісї самої мережі, в якій деякі «близькі» (сильні) зв'язки випадково замінено «далекими» (слабкими) зв'язками (саме в цьому разі виникає феномен «малих світів»), і випадкова мережа, коли кількість таких замінів перевищила певний поріг. З'ясовано, що саме ті мережі, вузли яких мають одночасно кілька локальних і «далеких» зв'язків, демонструють ефект малого світу і великий рівень кластеризації.*

*Для виокремлення спільнот використано як спеціалізовані алгоритми, наприклад алгоритм кластеризації Маркова, так і просто поділ об'єктів за класом модульності.*

**Ключові слова:** соціальні мережі; напрямки досліджень; теорія; аналіз; граф; ребро; поведінка; роль; ресурси; методи; моделювання; характеристики; малі світи; співтовариства; стан.

### Вступ

Сьогодні в аналізі соціальних мереж виокремлюють чотири основних напрямки досліджень [3]: структурний, ресурсний, нормативний та динамічний. У структурному підході всі учасники мережі розглядаються як вершини графа, які впливають на конфігурацію ребер та інших учасників мережі. Основну увагу приділено геометричній формі мережі та інтенсивності взаємодій (вазі ребер), тому досліджуються такі характеристики, як взаємне розташування вершин, центральність, транзитивність взаємодій. Для інтерпретації результатів у даному напрямку використовуються структурні теорії і теорії мережного обміну.

**Ресурсний підхід** розглядає можливості учасників із залучення індивідуальних і мережних ресурсів для досягнення певних цілей і диференціює учасників, які перебувають в ідентичних структурних позиціях соціальної мережі, за їх ресурсами. Як індивідуальні ресурси можуть виступати знання, престиж, багатство, раса, стать. Під мережними ресурсами розуміються вплив, статус, інформація, капітал.

**Нормативний напрям** вивчає рівень довіри між учасниками, а також норми, правила і санкції, які впливають на поведінку учасників у соціальній мережі і процеси їх взаємодій. У цьому разі аналізуються соціальні ролі, пов'язані з даним

ребром мережі, наприклад відносини керівника і підлеглого, дружні або родинні зв'язки. Комбінація індивідуальних і мережних ресурсів учасника з нормами і правилами, що діють у даній соціальній мережі, утворює його «мережний капітал». У спрощеному вигляді «мережний капітал» можна розглядати як суму деяких переваг, які учасник може здобути в довільний момент часу для досягнення певної мети.

**Динамічний підхід** — напрямок у вивченні соціальних мереж, в якому об'єктами досліджень є зміни в мережній структурі з часом: з яких причин зникають і з'являються ребра мережі, як мережа змінює свою структуру під час зовнішніх впливів, чи існують будь-які стаціонарні конфігурації соціальної мережі тощо.

Ахрамович В. М. у роботах [1; 2] наводить математичні моделі взаємовідносин користувачів у соціальних мережах та їх довіри і репутації. Зазначені параметри впливають на структуру мережі та параметри захисту.

Чураков А. Н. у [3] виокремлює основні напрямки досліджень соціальних мереж: структурний, ресурсний, нормативний та динамічний, але не здійснює візуалізацію.

Charu C. Aggarwal [4] визначає найбільш важливі вершини, зв'язки, спільноти в мережах, але не проводить візуалізацію.

Milgram S. The Small World Problem [5] пропонує розгорнутий аналіз структурних властивостей мереж великого розміру.

Ланде Д.В., Фурашев В.М. [6] наводять деякі візуалізовані структури мереж.

Чхартишвили А. Г. [7] вказує на те, що візуальне подання соціальних мереж важливо для розуміння даних мережі і передавання результатів аналізу.

Капица С. П., Курдюмов С. П., Малинецкий Г. Г. [8] зазначають, що візуальне подання соціальних мереж може бути спотворене.

Boyle A. [9] наводить статистичні дані про дослідження стільникових мереж групою дослідників із Великої Британії, США й Угорщини.

Горбулін В. П., Додонов О. Г., Ланде Д. В. [10] досліджують як змінюється структура мережі в процесі росту або як змінюється поведінка і розподіл зв'язкових компонентів графа. Якщо до мережі додаються нові сутності, то, незважаючи на це, деякі властивості графа можуть зберігатися.

**Метою** даної статті є дослідження (моделювання) параметрів соціальних мереж та їх візуалізація.

### Основна частина

Розглянемо трохи докладніше перелічені напрямки аналізу соціальних мереж у термінах розв'язуваних завдань. Структурний аналіз і аналіз поведінки зв'язків у соціальних мережах необхідні для того, щоб визначити найбільш важливі вершини, зв'язки, спільноти і країни, регіони мережі, що розвиваються [1; 2; 4]. Такий аналіз дає змогу здійснювати огляд глобальної еволюційної поведінки мережі. У процесі структурного аналізу та аналізу поведінки зв'язків використовуються методи статистичного аналізу, методи визначення спільнот, алгоритми класифікації. У роботі [5] наведено розгорнутий аналіз структурних властивостей мереж великого розміру. Досліджено «типові» соціальні мережі і вивчено питання, який вигляд буде мати мережа, якщо її збільшити.

Взаємну поведінку вершин мережі з огляду на припущення, що у більшості вершин є мало зв'язків, виникають при цьому «ядра» (скупчення) або ступеня вершин розподіляються більш рівномірно, унаочнює рис. 1, де  $n$  — кількість вершин графа;  $p$  — коефіцієнт можливих зв'язків;  $m_0$  — початкове з'єднання вершин;  $m$  — кількість ребер у кожному кроці;  $a$  — початкове значення. Моделювання проводилося в середовищі Social Network Visualizer. Вивчалася поведінка вершин під час кластеризації. Інше з питань, розглядуване в цьому розділі, — поведінка типових тимчасових характеристик соціальних мереж. Наприклад, як змінюється структура мережі в процесі росту або як змінюється поведінка і розподіл зв'язкових

компонентів графа. Згодом до мережі додаються нові сутності, але, незважаючи на це, деякі властивості графа можуть зберігатися [6; 10].

**Візуальне подання соціальних мереж** важливо для розуміння даних мережі і передавання результатів аналізу [7]. У більшості випадків аналітичне програмне забезпечення має модулі для візуалізації мережі. Дослідження даних проводиться відбиттям вузлів і зв'язків у різних шарах, а також присвоєнням вузлам кольорів, розмірів та інших додаткових властивостей. Візуальне уявлення мереж може виступати як потужний метод передавання складної інформації, але слід дотримуватися обережності під час інтерпретації вузлів і властивостей графа, ґрунтуючись виключно на відбитті, оскільки структурні особливості, які якнайкраще охоплює кількісний аналіз, можуть бути спотворені [8].

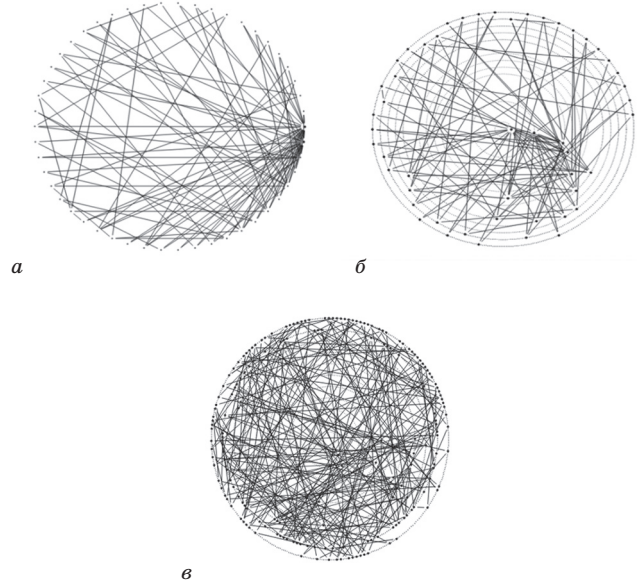


Рис. 1. Загальний вигляд графа соціальної мережі:  
а — при  $n = 100$ ,  $p = 1$ ,  $m_0 = 1$ ,  $m = 2$ ,  $a = 1$ , граф напрямлений;  
б, в — зображення того самого графа,  
в якого вузли з найбільшою кількістю зв'язків  
будуть у центрі мережі, а з найменшою — з краю

Група дослідників із Великої Британії, США й Угорщини дійшла концептуального висновку в галузі мобільного зв'язку, який полягає в тому, що «слабкі» соціальні зв'язки між індивідуумами є найважливішими для існування соціальної мережі [9]. Для дослідження було проаналізовано дзвінки 4,6 млн абонентів мобільного зв'язку, що становить близько 20% населення однієї європейської країни. Це був перший випадок у світовій практиці, коли вдалося одержати й проаналізувати таку велику вибірку даних, які належать до міжособистісної комунікації. У соціальній мережі з 4,6 млн вузлів було виявлено 7 млн соціальних зв'язків, тобто взаємних дзвінків від одного абонента до іншого й навпаки, якщо зворотні дзвінки було зроблено протягом 18 тижнів.

Частоту й тривалість розмов було використано з метою визначення міцності кожного соціального зв'язку. З'ясувалося, що саме слабкі соціальні зв'язки (один-два зворотних дзвінки протягом 18 тижнів) зв'язують в одне ціле велику соціальну мережу. Якщо ці зв'язки проігнорувати, то мережа розпадеться на окремі фрагменти. Якщо ж не зважати на сильні зв'язки, то зв'язаність мережі порушиться (рис. 2). Отже, саме слабкі зв'язки є тим феноменом, який зв'язує мережу в єдине ціле (рис. 3).

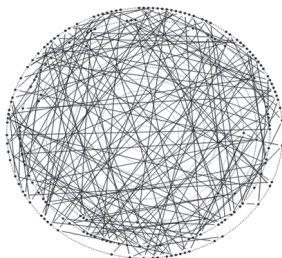


Рис. 2. Результат видалення сильних зв'язків у мережі

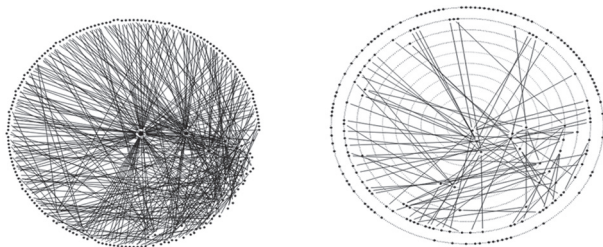


Рис. 3. Видалення слабких зв'язків

**Ефект «малих світів»** наочно продемонстровано процедурою, поданою Д. Уаттсом і С. Страттцем. Розглядаються два стани мережі (рис. 4): регулярна мережа, кожний вузол якої з'єднано з чотирма сусідніми тієї самої мережі, в якій деякі «близькі» (сильні) зв'язки випадково замінено «далекими» (слабкими) зв'язками (саме в цьому разі виникає феномен «малих світів»), і випадкова мережа, коли кількість таких замінів перевищила певний поріг. Як було встановлено, саме ті мережі, вузли яких мають одночасно кілька локальних і «далеких» зв'язків, демонструють ефект малого світу і великий рівень кластеризації.

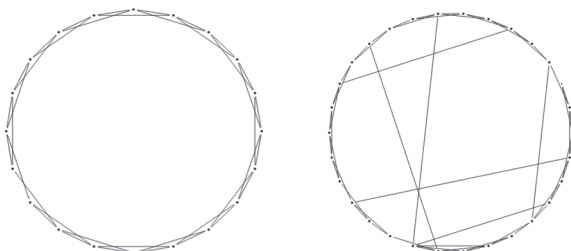


Рис. 4. Малі світи в соціальній мережі:  
а — мережа, кожний вузол якої з'єднано з чотирма сусідніми;

б — та сама мережа, в якій деякі «близькі» (сильні) зв'язки випадково замінено «далекими» (слабкими) зв'язками

Саме до таких мереж належить WWW, для якої підтверджено феномен малих світів. Про це свідчать дослідження Ши Жоу і Рауля Дж. Мондрагона з Лондонського університету. Проведений ними аналіз топології мережі встановив, що великі вузли мають більше зв'язків між собою, ніж з малими вузлами, тоді як малі вузли мають більше зв'язків із великими вузлами, ніж між собою. Учені назвали цей феномен «клубом багатих» (rich-club phenomenon).

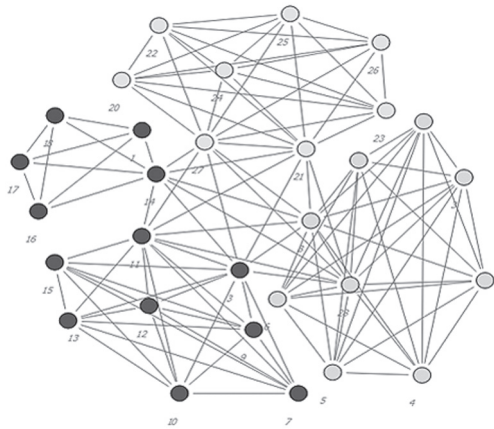
Під час дослідження було визначено, що 27% усіх з'єднань спостерігаються між всього 5% найбільших вузлів, 60% припадає на з'єднання решти 95% вузлів з 5% найбільших і тільки 13% — з'єднання між вузлами, які не належать до лідируючих 5%.

Ці дослідження дають підстави вважати, що залежність WWW від великих вузлів істотно вища, ніж передбачалося раніше, тобто мережа ще більш вразлива щодо зловмисних атак.

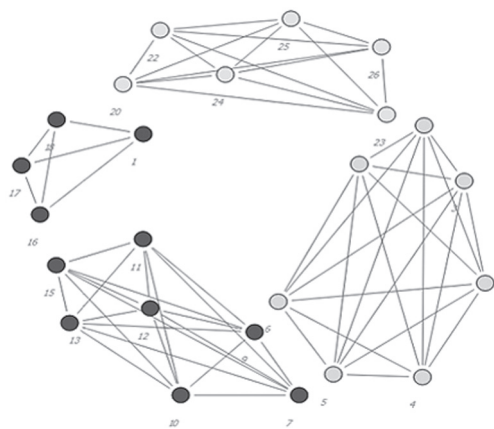
Із концепцією «малих світів» пов'язаний практичний підхід, «мережна мобілізація», що реалізується над структурою «малих світів». Зокрема, швидкість поширення інформації завдяки ефекту «малих світів» зростає на порядки порівняно з теоретично можливою. Експерти з безпеки ефект «малих світів» останнім часом все частіше пов'язують з мережами терористичних організацій, надбудованих поверх Інтернету.

**Визначення спільнот у соціальних мережах.** Це питання є найбільш важливим в аналізі соціальних мереж. Мета — спробувати визначити регіони мережі, всередині яких відбувається активна взаємодія учасників. Алгоритмічно це завдання належить до задачі про поділ графів. Потрібно поділити мережу на щільні регіони на основі поведінки зв'язків між вершинами. Комп'ютерні соціальні мережі динамічні, що призводить до ускладнень з погляду виявлення спільнот. У деяких випадках вдається інтегрувати інформаційний вміст мережі в процес визначення спільнот. Тоді контент є допоміжним засобом для виявлення груп учасників зі схожими інтересами.

Використання кольору (рис. 5) теж досить наочний спосіб подати спільноти за можливості розбити елементи на групи (виконати кластеризацію). Для цього, наприклад, використовують як спеціалізовані алгоритми поширення позначок, застосування власних векторів матриць, багаторівневу оптимізацію модularity, Infomap, випадкове блукання, метод спінового дзеркала, посередництво ребер, алгоритм кластеризації Маркова, жадібну оптимізацію модularity чи структуру розбиття на співтовариства за всіма можливими конфігураціями мережі.



а



б

Рис. 5. Виокремлені спільноти в соціальній мережі залежно від показника щільності

### Метод, заснований на модулярності мережі.

Модулярність мережі обчислюється так:

$$Q = \sum_i (m_{ij} - a_i^2),$$

де  $m_{ij}$  — частка ребер, які з'єднують співтовариства  $i, j$ ;  $a_i = \sum_j m_{ij}$ .

Серед алгоритмів, заснованих на максимізації модулярності є алгоритм поділу графа на дві групи вершин, що базується на використанні спектра графа. Уводиться матриця модулярності  $B$ :  $B = A - P$ , де  $A$  — матриця суміжності;  $P$  — матриця ймовірності наявності ребер між вершинами. За допомогою матриці модулярності модулярність мережі можна подати у вигляді

$$Q = \frac{1}{4m} s^T B_s,$$

де  $s$  — вектор, який складається з  $n$  елементів,  $s_i = \begin{cases} +1, & \text{якщо вершина належить до першого співтовариства;} \\ -1, & \text{якщо вершина належить до другого співтовариства.} \end{cases}$

Завдяки роботі алгоритму, відшукується власний вектор  $x_1 = (x_{11}, \dots, x_{1n})$ , що відповідає першій компоненті спектра матриці модулярності. Далі вектори  $z$  як:  $s_i = \text{sign}(x_{1i})$ . На такому векторі досягається наближений максимум модулярності. По-

тім кожне виокремлене співтовариство ділиться на два співтовариства і т. д.

**Жадібні методи**, які використовують значення модулярності. У них здійснюється ієрархічна кластеризація КІС  $S_U$  (тобто ці методи засновано на принципі «знизу вгору») за рахунок її перетворення в послідовність мультиграфом із петлями. Вершинами чергового мультиграфа є спільноти, побудовані на даний момент. Кратні ребра, що зв'язують дві вершини мультиграфом, відповідають ребрам вихідної мережі, яка зв'яже спільноти, відповідні цим вершинам. Кратна петля у вершині мультиграфа відповідає ребрам вихідної мережі, що перебуває всередині спільноти, поданої цією вершиною. Перетворення мультиграфом здійснюється завдяки об'єднанню його  $i$ -ї і  $j$ -ї вершин. У заміні в матриці суміжності  $i$ -го і  $j$ -го рядків, а також  $i$ -го і  $j$ -го стовпців їх сумами. Ефективність програмних реалізацій жадібних методів досягається через вибір структур даних, що дає змогу усувати «непотрібні» операції під час побудови послідовності мультиграфом (наприклад, подання матриці суміжності масивом списків суміжності вершин дає можливість при об'єднанні двох вершин складати тільки ненульові значення).

### Методи, засновані на випадкових блуканнях.

Тут використовується та обставина, що випадкові блукання по графу мають тенденцію опинятися в «пастці» у щільно з'єднаних його частинах. Ієрархічна кластеризація графа здійснюється застосуванням математичного апарату скінчених кіл Маркова. Із цією метою визначається матриця переходів  $P = D^{-1}A$  випадкового блукання, де  $D$  —  $n \times n$ -матриця, елементи якої мають такий вигляд:  $\pi_1 = \{\{i\} | i \in V\}$ ,  $\pi_n = \{V\}$ , а  $\pi_{h+1}$  ( $h = 1, \dots, n-1$ ). У термінах матриці  $P$  визначає відстань між вершинами,  $\pi_n$  використовується для побудови зростаючої послідовності розбиттів. Показати  $n\pi$ ,  $\pi$ ,  $\pi K$  мережі на співтовариства, де  $\pi_1 = \{\{i\} | i \in V\}$ ,  $\pi_n = \{V\}$ , а  $\pi_{h+1}$  ( $h = 1, \dots, n-1$ ) впливає з  $\pi_n$  завдяки об'єднанню двох спільнот. Обчислення зводяться до пошуку числа  $h$  ( $1 \leq h \leq n$ ) — результат виокремлення  $\pi_h$  непересічних спільнот у мережі. Цей підхід реалізовано в такий спосіб. Фіксується досить велике натуральне число  $t$ . Відстань між вершинами  $i$  та  $j$  визначається за формулою

$$\rho_{ij} = \sqrt{\sum_{r=1}^n k_r^{-1} (p_{ir}^{(t)} - p_{jr}^{(t)})^2}$$
 (це звичайна відстань між

ймовірнісними розподілами  $p_{i*}^{(t)}$  та  $p_{j*}^{(t)}$ , де  $p_{ij}^{(t)}$  ( $i, j = 1, \dots, n$ ) — елемент матриці  $P^t$  (отже,  $p_{ij}^{(t)}$  ( $i, j = 1, \dots, n$ ) — це ймовірність переходу з вершини  $i$  у вершину  $j$  за  $t$  кроків). Оскільки ймовірність переходу зі спільноти  $C$  у вершину  $j$  дорівнює  $p_{Cj}^{(t)} = |C|^{-1} \sum_{i \in C} p_{ij}^{(t)}$ ,

то відстань між спільнотами  $C_1$  і  $C_2$  обчислюється за виразом  $\rho_{C_1 C_2} = \sqrt{\sum_{t \in V} k_t^{-1} (p_{C_1 t}^{(t)} - p_{C_2 t}^{(t)})^2}$ . На

кожному кроці кластеризації об'єднуються два співтовариства  $C_1$  і  $C_2$ , для яких досягається мінімум величини  $\Delta(C_1C_2) = \frac{1}{n} \frac{|C_1| \cdot |C_2|}{|C_1| + |C_2|} \cdot \rho_{C_1C_2}^2$ . Після

об'єднання спільнот  $C_1$  і  $C_2$  перераховуються відстані між спільнотами, які належать отриманому розбиттю безлічі вершин мережі. Як таке число  $h$ , що розбиття  $\pi_h$  — результат виокремлення непересічних спільнот у КІС  $U_S$ , вибирається число  $r \in (2, \dots, n-1)$ , якому відповідає найбільше значення величини  $\eta_r = \frac{\sigma_{r+1} - \sigma_r}{\sigma_r - \sigma_{r-1}}$ , де  $\sigma_r = n^{-1} \sum_{C \in \pi} \sum_{i \in C} \rho_{iC}^2$ .

Ефективність програмної реалізації досягається за рахунок того, що перераховувати необхідно тільки відстані між суміжними спільнотами.

**Методи, засновані на спектральній кластеризації.** Здійснюють пошук таких попарно ортогональних власних векторів  $x_1, \dots, x_n$  (число  $h$  заздалегідь невідомо), які відповідають найменшим власним значенням матриці Лапласа  $L = D - A$  мережі  $S_U$ , що матриця  $X$ , стовпцями якої є ці вектори, мінімізує значення цільової функції  $Tr(XTD^{-0,5}LD^{-0,5}X)$ . Кожний власний вектор визначає двоблокові розбиття множини вершин мережі. Перетинання цих розбиттів — результат розбиття КІС  $S_U$  на непересічні спільноти. Складність застосування таких методів зумовлено обчисленням власних векторів для досить великих мереж. Виходом із такої ситуації є багаторазове породження «супервершин», з'єднаних зі звичайними вершинами, для перетворення мережі в розріджений двопольний граф.

Також у колір може бути покладено недискретну величину, тоді відповідно це буде градієнт з одного кольору в інший. Наприклад, це може бути коефіцієнт модульності, високе значення цього показника вказує на складну внутрішню структуру, яка часто називається структурою спільноти.

#### Висновки

Виконано структурне дослідження соціальної мережі, в якому визначено найбільш важливі вершини, поведінку вершин під час кластеризації та типи зв'язків; структуру мережі в процесі росту

або як змінюється поведінка і розподіл зв'язкових компонентів графа. З'ясовано, що саме слабкі зв'язки є тим феноменом, який зв'язує мережу в єдине ціле; якщо ці зв'язки проігнорувати, то мережа розпадеться на окремі фрагменти; отримано «малі світи»; визначено регіони мережі, всередині яких відбувається активна взаємодія учасників, тобто виокремлено спільноти.

Структурне дослідження соціальних мереж надає найбільш наочне уявлення про компоненти мережі, зміни, які відбуваються в мережі внаслідок зміни параметрів та компонент, спрощує процес моделювання та дослідження мереж.

#### Список використаної літератури

1. Ахрамович В. М. Модель взаємовідносин користувачів в соціальних мережах // Сучасний захист інформації. 2019. №3. С. 42–50.
2. Ахрамович В. М. Моделі довіри та репутації користувачів в соціальних мережах // Сучасний захист інформації. 2019. №4. С. 45–51.
3. Чураков А. Н. Анализ социальных сетей // СоцИс. 2001. № 1. С. 109–121.
4. Charu C. Aggarwal. Social Network Data Analytics. 2011. 520 p.
5. Milgram S. The Small World Problem // Psychology Today. 1967. Vol. 2. P. 60–67.
6. Ланде Д. В., Фурашев В. М. Основи інформаційного і соціально-правового моделювання: монографія. Київ: ТОВ «ПанТот», 2012. 144 с.
7. Чхартишвили А. Г. Теоретико-игровые модели информационного управления. Москва: ЗАО «ПМСОФТ», 2004. 227 с.
8. Капица С. П., Курдюмов С. П., Малинецкий Г. Г. Синергетика и прогнозы будущего. Москва: Наука, 1997. 288 с.
9. Boyle A. Net not as interconnected as you think [Електронний ресурс]. URL: [http://news.zdnet.com/2100-9595\\_22-502388.html](http://news.zdnet.com/2100-9595_22-502388.html).
10. Горбулін В. П., Додонов О.Г., Ланде Д. В. Інформаційні операції та безпека суспільства: загрози, протидія, моделювання: монографія. Київ: Інтертехнологія, 2009. 164 с.

В. Н. Ахрамович

#### МОДЕЛИРОВАНИЕ И ВИЗУАЛИЗАЦИЯ СОЦИАЛЬНЫХ СЕТЕЙ

В структурном подходе все участники сети рассматриваются как вершины графа, которые влияют на конфигурацию ребер и других участников сети. Основное внимание уделено геометрической форме сети и интенсивности взаимодействий (весе ребер), поэтому были исследованы такие характеристики, как взаимное расположение вершин, центральность, транзитивность взаимодействий.

Структурный анализ и анализ поведения связей в социальных сетях необходим для определения наиболее важных вершин, связей, сообществ и стран, регионов сети развивающихся стран. Такой анализ позволяет осуществлять обзор глобального эволюционного поведения сети. При структурном анализе и анализе поведения связей использованы методы статистического анализа, методы определения сообществ, алгоритмы классификации.

Изучено взаимное поведение вершин сети, исходя из предположения, что в большинстве вершин мало связей, возникают при этом «ядра» (скопление) или степени вершин распределяются более равномерно. Моделирование проведено в среде Social Network Visualizer. Изучено поведение вершин при кластеризации.

Выяснено, что именно слабые связи являются тем феноменом, который связывает сеть в единое целое. Исследован эффект «малых миров». Рассмотрены два состояния сети: регулярная сеть, каждый узел которой соединен с четырьмя соседними той же сети, в которой некоторые «ближние» (сильные) связи случайным образом заменены «дальними» (слабыми) связями (именно в этом случае возникает феномен «малых миров»), и случайная сеть, когда количество таких замен превысило определенный порог. Как оказалось, именно те сети, узлы которых имеют одновременно несколько локальных и «дальних» связей, демонстрируют эффект малого мира и высокий уровень кластеризации.

Для выделения сообществ используются как специализированные алгоритмы, например алгоритм кластеризации Маркова, так и просто разделение объектов по классу модульности.

**Ключевые слова:** социальные сети; направления исследований; теория; анализ; граф; ребро; поведение; роль; ресурсы; методы; моделирование; характеристики; малые миры; сообщества; состояние.

V. N. Akhramovych

### MODELING AND VISUALIZATION OF SOCIAL NETWORKS

*In the structural approach, all network members are considered as vertices of the graph that affect the configuration of edges and other network members. The main attention is paid to the geometric shape of the network and the intensity of interactions (weight of edges), therefore, such characteristics as the mutual arrangement of vertices, centrality, transitivity of interactions are investigated.*

*Structural analysis and analysis of the behavior of connections in social networks is necessary in order to identify the most important peaks, communications, communities and countries, regions of the developing network. This analysis provides an overview of the global evolutionary behavior of the network. Structural and link behavior analysis uses statistical analysis methods, community definition methods, and classification algorithms.*

*The mutual behavior of the vertices of the network is studied based on the assumption that most of the vertices have few connections, while the nuclei (clusters) or degrees of vertices are distributed more evenly. The simulation was performed in the Social Network Visualizer environment. The behavior of vertices in clustering is studied.*

*Weaknesses have been found to be the phenomenon that binds the network together. The effect of «small worlds» is investigated. Three states of the network are considered: a regular network, each node of which is connected to four neighboring ones, the same network in which some «close» (strong) connections are randomly replaced by «distant» (weak) connections (in this the case of the phenomenon of «small worlds»), and a random network where the number of such substitutions exceeded a certain threshold. As it turned out, it is precisely those networks whose nodes have several local and «distant» connections at the same time, showing the effect of a small world and a high level of clustering.*

*For the separation of communities, both specialized algorithms are used, such as the Markov clustering algorithm and simply the division of objects by modularity class.*

**Keywords:** social networks; areas of research; theory; analysis; graph; edge; behavior; role; resources; methods; modeling; characteristics; small worlds; communities; state.

