

УДК 004.05:004.7

DOI: 10.31673/2412-9070.2025.061202

О. С. ФІСУН¹, аспірантка;
ORCID: 0009-0009-6640-3818**Т. П. ДОВЖЕНКО**², канд. техн. наук, доцент,
ORCID: 0009-0006-9930-5091¹Київський національний університет імені Тараса Шевченка²Державний університет інформаційно – комунікаційних технологій, Київ

МЕТОД ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ ФУНКЦІОНАЛЬНОЇ СТІЙКОСТІ ПРОГРАМНО-КЕРОВАНОЇ КОМП'ЮТЕРНОЇ МЕРЕЖІ НА ОСНОВІ ПРОГНОЗУВАННЯ СТАНУ ЗА УЗАГАЛЬНЕНИМ ПАРАМЕТРОМ

У статті розглянуто проблему забезпечення функціональної стійкості програмно-керованих комп'ютерних мереж (SDN) в умовах динамічної зміни трафіку та впливу випадкових факторів. Запропоновано метод прогнозування стану мережі на основі узагальненого параметра, який інтегрує множини нормованих показників функціональності вузлів із урахуванням їх вагових коефіцієнтів. Розроблено алгоритм оцінювання та прогнозування функціонального стану SDN із використанням Байєсівської класифікації та непараметричних оцінок щільності розподілу. Експериментальні результати підтвердили ефективність методу для своєчасного виявлення перевантажених режимів і підтримання стійкості мережі в умовах змінного трафіку.

Ключові слова: програмно-керована комп'ютерна мережа SDN; функціональна стійкість; трафік; алгоритм; метод Байєса; дані; контролер SDN; метрика.

Вступ

Програмно-керовані мережі (SDN) забезпечують гнучке управління потоками даних і адаптивне використання ресурсів, що робить їх ключовими для сучасних високонавантажених систем [1]. Однак багаторівнева структура SDN із рівнями контролю, передачі та додатків зумовлює вразливість до перевантажень і коливань трафіку. Тому актуальним є розроблення методів прогнозування стану SDN та оцінки її функціональної стійкості з урахуванням взаємозв'язку параметрів трафіку та динаміки навантаження.

Постановка проблеми. Функціональна стійкість SDN полягає у здатності мережі підтримувати працездатність при зміні навантаження. Для її забезпечення необхідно: визначити контрольовані параметри вузлів; інтегрувати їх у єдиний узагальнений показник функціональності; спрогнозувати його траєкторію з метою виявлення перевантаження; розробити алгоритм реагування контролера SDN. Реалізація цих завдань створює основу для підвищення надійності та ефективності використання ресурсів SDN.

Аналіз останніх досліджень і публікацій

У сучасних дослідженнях, присвячених SDN, багато уваги приділено підвищенню надійності, стійкості та ефективності функціонування мереж. Так, у статті [2] розглянуто доступність і надійність SDN, зокрема fault tolerance та резервування ресурсів. Позитивним є теоретичне обґрунтування підвищення стійкості мережі. Водночас дослідження носить оглядовий характер і не пропонує методів прогнозування стану або інтеграції багатопараметричних показників. У роботі [3] запропоновано алгоритм прогнозування навантаження (PLB), який зменшує час відповіді та підвищує пропускну здатність мережі. Підхід ефективний у динамічних умовах і знижує ймовірність перевантаження вузлів. У той же час він зосереджений на балансуванні навантаження і не враховує взаємозалежності параметрів вузлів або інтегральну метрику стану мережі.

У дослідженні [4] застосовано машинне навчання для прогнозування навантаження в SDN, що знижує затримки та покращує балансування ресурсів. Разом з тим, дослідження зосереджене на балансуванні навантаження і не охоплює оцінку функціональної стійкості мережі через узагальнений параметр, класифікацію станів або інтеграцію багатьох параметрів у єдину метрику. Огляд [5], що включає алгоритми зі штучним інтелектом, підтверджує актуа-

льність ефективного використання ресурсів у SDN та існування прогалин у комплексному управлінні станом мережі. При цьому робота носить оглядовий характер і не пропонує методів прогнозування багатовимірному стану або оцінки функціональної стійкості мережі. У публікації [6] запропоновано забезпечення кіберстійкості SDN через безпечну мультишляхову маршрутизацію, що знижує ризик компрометації даних. Позитивним є те, що дослідження детально описує загрози та підвищення надійності каналів. Водночас підхід фокусується на безпеці і не враховує динаміку трафіку та взаємозалежність параметрів вузлів, що обмежує його застосування для оцінки функціональної стійкості на основі прогнозування.

У дослідженні [7] використано Q-learning для прогнозування мобільності пристроїв та розміщення потоків у мережах IoT. Позитивним є поєднання прогнозування та адаптивного управління, що знижує затримки та навантаження на контролер. Разом з тим, метод обмежується лише розміщенням потоків і не забезпечує комплексну оцінку функціональної стійкості мережі або інтеграцію багатьох параметрів вузлів у єдиний показник. У роботі [8] представлено систематичний огляд методів балансування навантаження в SDN, з аналізом алгоритмів оптимізації та прогнозування ресурсів, що підкреслює значення управління навантаженням для підвищення ефективності мережі. Водночас оглядовий характер роботи не містить нових методів прогнозування багатовимірному стану мережі та оцінки її функціональної стійкості. У статті [9] розглянуто комбіновані підходи до забезпечення стійкості SDN під впливом кібератак із використанням топологічних перетворень, процесів Маркова та нейромереж. Позитивним є інтеграція кількох математичних методів для прогнозування стану мережі. В той же час дослідження не пропонує узагальненої метрики стану мережі, яка об'єднує параметри всіх вузлів і дозволяє класифікувати стан мережі як функціональний або перевантажений.

Таким чином, сучасні дослідження підтверджують актуальність управління навантаженням і прогнозування в SDN, проте жодна робота не надає цілісного підходу до оцінки функціональної стійкості мережі на основі багатопараметричного прогнозування. Відсутня методика, яка інтегрує параметри вузлів в узагальнений показник, дозволяє прогнозувати його траєкторію та класифікувати стан мережі. Ці обмеження обґрунтовують необхідність розробки відповідного методу забезпечення функціональної стійкості SDN.

Мета дослідження полягає у розробці методу забезпечення функціональної стійкості програмно-керованої комп'ютерної мережі (SDN) на основі прогнозування стану мережі за узагальненим параметром, який інтегрує ключові контрольовані характеристики вузлів мережі та дозволяє оцінювати й класифікувати її стан як нормальний або перевантажений.

Для досягнення поставленої мети визначено наступні завдання дослідження:

1. Проаналізувати існуючі підходи до управління стійкістю SDN та прогнозування навантаження вузлів; визначити їх переваги та обмеження.
2. Розробити методику нормування та інтеграції багатопараметричних показників стану вузлів у єдиний узагальнений параметр функціональної стійкості мережі.
3. Запропонувати алгоритм прогнозування траєкторії узагальненого параметра та класифікації стану мережі за рівнями функціональності.
4. Оцінити ефективність розробленого методу на прикладі SDN з різними типами вузлів і динамічним трафіком, визначивши моменти можливого перевантаження та ступінь функціональної стійкості мережі.

Основна частина

Функціонування програмно-керованих мереж (SDN) є багаторівневим процесом, який охоплює три основні площини:

1. Площина керування (Control Plane) – контролери SDN (ONOS, OpenDaylight, Ryu, Floodlight), що забезпечують централізоване управління всіма вузлами мережі.
2. Площина передачі даних (Data Plane) – комутатори й маршрутизатори з підтримкою OpenFlow, які реалізують пересилання пакетів відповідно до політик контролера.
3. Площина додатків (Application Plane) – сервіси та прикладні програми, що взаємодіють із контролером через API (REST, gRPC).

Контролер SDN відповідає за підтримання стабільного функціонування мережевих пристроїв і сервісів. Використання механізмів резервування ключових вузлів дозволяє мережі зберігати працездатність навіть за перевантаження або відмови окремих елементів. Однак існуючі підходи до прогнозування параметрів вузлів (наприклад, трафіку) потребують розширення – необхідно передбачати стан групи взаємопов'язаних вузлів як єдиного багатопараметричного об'єкта. Через взаємозалежність характеристик трафіку зміни у вузлах доцільно описувати векторним процесом, де стан мережі задається k -вимірним вектором у фазовому просторі параметрів $x_j, j = 1...k$, що визначає рівень її функціональності.

Прогнозування стану мережі передбачає періодичний моніторинг її параметрів $x_j(t)$, фіксацію значень функції стану $Q[x(t)] = Q[x_1(t), x_2(t), ..., x_k(t)]$ у визначені моменти часу $t_i \in T_1$ та подальше визначення цієї функції в області допустимих значень $T_2 > T_1$. Відстань вектору стану від гіперповерхні припустимих значень $Q(s^*)$ характеризує рівень функціональності мережі: чим ця відстань більша, тим стійкіше функціонує група взаємопов'язаних вузлів і навпаки – зменшення відстані $|s - s^*|$ свідчить про зниження працездатності.

Основна ідея методу керування мережею за узагальненим параметром полягає у відображенні багатовимірного процесу (зміни трафіку у вузлах SDN) у вигляді одновимірної функції, значення якої залежать від контрольованих параметрів. Такий узагальнений параметр може не мати прямого фізичного змісту, оскільки формується штучно – на основі сукупності контрольованих характеристик прогнозованого процесу трафіку.

Оскільки параметри, що описують стан мережі, можуть мати різну розмірність, усі контрольовані показники необхідно привести до спільної шкали шляхом нормування. Для кожного параметра $x_j, j = 1...k$ визначаються два орієнтири – екстремальне значення $x_j^*, j = 1...k$, за якого мережа переходить у перевантажений режим, та оптимальне значення $x_j^{opt}, j = 1...k$, що відповідає найкращим умовам функціонування. У більшості випадків оптимальне значення збігається з номінальним $x_j^{nom}, j = 1...k$. Сам узагальнений параметр стану мережі можна подати у вигляді:

$$Q_{заг}(t) = \frac{1}{k} \sum_{j=1}^k [\tilde{x}_j(t)]^{\frac{1}{w_j}}, \text{ при } \sum_{j=1}^k w_j = 1, \quad (1)$$

який є нелінійним середнім. При цьому зберігається основна умова: чим більшими є значення $\tilde{x}_j(t)$ і $w_j, j = 1...k$, тим вагоміший внесок j -го параметра у $Q_{заг}(t)$.

Зміна параметрів мережі під впливом різноманітних випадкових факторів має стохастичний характер. Тому, у математичному вигляді задача діагностування групи вузлів з погляду рівня їх функціональності формулюється як задача класифікації (розпізнавання станів).

Припустимо, що узагальнений контрольований параметр Q може описуватися двома випадковими послідовностями $Q^{(1)}(i)$ та $Q^{(2)}(i), i = 1...I$, які відповідають нормальному та перевантаженому режимам роботи мережі. У процесі спостереження отримується певна реалізація послідовності Q у моменти $t_i, i = 1...I$, зокрема $q(i), i = 1...I$, яка була породжена однією з послідовностей $Q^{(1)}(i)$ чи $Q^{(2)}(i), i = 1...I$, і необхідно визначити, до якого з класів – функціонального чи нефункціонального – вона належить. Кожна з цих послідовностей характеризується своєю статистичною моментною функцією $M[Q^\lambda(v)Q^h(i)], \lambda, h = 1...N, v, i = 1...I$, яка описує поведінку параметра у часі.

Така постановка задачі аналогічна Байєсівській класифікації, де для кожного спостереження $\vec{q} = \{q(1), q(2), ..., q(I)\}$ оцінюється апостеріорна ймовірність його належності

до певного класу станів мережі:

$$P\{j/\bar{q}\} = \frac{f_I(\bar{q}/j)P_j}{f_I(\bar{q})}, j=1,2, \quad f_I(\bar{q}) = \sum_{j=1}^2 f_I(\bar{q}/j)P_j. \quad (2)$$

Тут $P_j, j=1,2$ позначає апіорну ймовірність появи реалізації в даному класі, а $f_I(\bar{q}/j), j=1,2$ – умовну щільність розподілу ознак $\bar{q}$ за умови належності реалізації до цього класу. Для ухвалення рішення використовується правило, яке мінімізує ймовірність помилки і за яким вибирається клас із максимальною ймовірністю належності поточної реалізації:

$$j^* = \arg \max_j P\{j/\bar{q}\} = \arg \max_j \{f_j(\bar{q}/j)P_j\}. \quad (3)$$

Таким чином, задача розпізнавання зводиться до визначення належності конкретної реалізації $\bar{q}$ випадкового вектора $\bar{Q}$ до одного з двох заданих розподілів $f(\bar{q}/1), f(\bar{q}/2)$. Наступним етапом є оцінка щільностей цих розподілів $f_I(\bar{q}/j), j=1,2$, що може бути досить складною процедурою при великій кількості спостережень $\bar{q} = \{q(1), q(2), \dots, q(I)\}$.

Перейшовши від початкової послідовності $q(i), i=1 \dots I$ до некорельованих компонент $v_i, i=1 \dots I$, отриманих розкладанням процесу трафіку за схемою Карунена–Лоева $X(t) = m(t) + \sum_v V_v \phi_v(t)$, задача значно спрощується, що полегшує подальше прогнозування стану мережі [10–12].

$$v_i = q(i) - M[Q(i)] - \sum_{v=1}^{i-1} V_v \phi_v(i), i=1 \dots I; \quad (4)$$

$$\phi_v(i) = \frac{1}{D_v} \left\{ M[Q(v)Q(i)] - M[Q(v)]M[Q(i)] - \sum_{j=1}^{v-1} D_j \phi_j(v) \phi_j(i) \right\}, v=1 \dots I, i=v \dots I; \quad (5)$$

$$D_i = M[Q^2(i)] - \{M[Q(i)]\}^2 - \sum_{v=1}^{i-1} D_v \phi_v^2(i), i=1 \dots I, \quad (6)$$

де $\phi_v(i), v, i=1 \dots I$ – координатна (детермінована) функція, яка задовольняє умові $\phi_v(v)=1, \phi_v(i)=0$, при $v > i$; $D_v = M[V_v^2]$ – дисперсія випадкових коефіцієнтів $V_v, i=1 \dots I$: $M[V_v] = 0$; $M[V_v, V_\mu] = 0, v \neq \mu$.

Заміна початкового вектора $\bar{q}$ на вектор $\bar{v}$ з урахуванням $f_I(\bar{v}/j) = \prod_{i=1}^I f(v_i/j), j=1,2$ дозволяє здійснювати послідовну апроксимацію I одновимірних щільностей розподілу. Застосування розкладання за схемою Карунена–Лоева з некорельованими випадковими коефіцієнтами також усуває необхідність припущення про нормальність розподілу початкових випадкових послідовностей $Q^{(1)}(i)$ і $Q^{(2)}(i), i=1 \dots I$ [10; 13].

$$V_i^{(\lambda)} = Q^\lambda(i) - M[Q^\lambda(i)] - \sum_{v=1}^{i-1} \sum_{j=1}^{N-1} V_v^{(j)} \beta_{\lambda v}^{(j)}(i) - \sum_{j=1}^{\lambda-1} V_i^{(j)} \beta_{\lambda i}^{(j)}(i), i=1 \dots I; \quad (7)$$

$$D_\lambda(i) = M[Q^{2\lambda}(i)] - M^2[Q^\lambda(i)] - \sum_{\mu=1}^{i-1} \sum_{j=1}^{N-1} D_j(\mu) \{\beta_{\lambda v}^{(j)}(i)\}^2 - \sum_{j=1}^{\lambda-1} D_j(i) \{\beta_{\lambda i}^{(j)}(i)\}^2, i=1 \dots I; \quad (8)$$

$$\beta_{hv}^{(\lambda)}(i) = \frac{1}{D_{\lambda}(v)} \left(M[Q^{\lambda}(v)Q^h(i)] - M[Q^{\lambda}(v)]M[Q^h(i)] - \sum_{\mu=1}^{v-1} \sum_{j=1}^{N-1} D_j(\mu) \beta_{\lambda\mu}^{(j)}(v) \beta_{h\mu}^{(j)}(i) - \sum_{j=1}^{\lambda-1} D_j(v) \beta_{\lambda v}^{(j)}(v) \beta_{hv}^{(j)}(i) \right), \lambda = 1 \dots N, v = 1 \dots i. \quad (9)$$

Коефіцієнти $V_i^{(\lambda)}, i = 1 \dots I, \lambda = 1 \dots N$ відображають відповідні значення параметра $Q^{\lambda}(i), \lambda = 1 \dots N, i = 1 \dots I$, тоді як координатні функції $\beta_{hv}^{(\lambda)}(i), \lambda, h = 1 \dots N, v, i = 1 \dots I$ описують ймовірнісні взаємозв'язки між перетинами t_v та $t_i, v, i = 1 \dots I$ з порядком $\lambda + h$. Перехід від I -вимірної послідовності $\{Q(1), \dots, Q(I)\}$ до простору некорельованих ознак $\{Q_1^{(N)}, \dots, Q_I^{(N)}\}$ тієї ж розмірності дозволяє спростити оцінку щільностей розподілу $f_I(v_1^{(N)}, \dots, v_I^{(N)} / j) = \prod_{i=1}^I f_i(v_i^{(N)} / j), j = 1, 2$, зводячи її до апроксимації I одновимірних щільностей.

Оскільки немає припущень про форму розподілу $f_i(v_i^{(N)} / j), j = 1, 2, i = 1 \dots I$, оцінювання необхідно проводити з використанням непараметричних методів. Для L реалізацій випадкової величини $v_{i,l}^{(N)}, l = 1 \dots L$ щільність розподілу $f_i(v_i^{(N)})$ випадкової величини $V_i^{(N)}$ може бути подана у вигляді [10; 14]:

$$f_L(v_i^{(N)}) = \frac{1}{dL} \sum_{l=1}^L g(u_l), \quad (10)$$

де $u_l = d^{-1}(v_i^{(N)} - v_{i,l}^{(N)})$, $g(u_l)$ – функція ваги; d – константа, що задає ступінь розмитості.

Значення коефіцієнта розмитості можна визначити за відомою залежністю $d = 0.5 \sup_l |v_{i,l}^{(N)} - v_{i,l-1}^{(N)}|, v_{i,l}^{(N)} > v_{i,l-1}^{(N)}, l = 2 \dots L$ [15], у результаті чого ядро набуде вигляду

$$g_l(v_i^{(N)}) = d^{-1} \begin{cases} 0.5, v_{i,l}^{(N)} - d \leq v_i^{(N)} \leq v_{i,l}^{(N)} + d, \\ 0, |v_i^{(N)} - v_{i,l}^{(N)}| > d, \end{cases} \quad l = 1 \dots L.$$

Оцінка щільності розподілу $f_L(v_i^{(N)})$ виконується через непараметричне ядро:

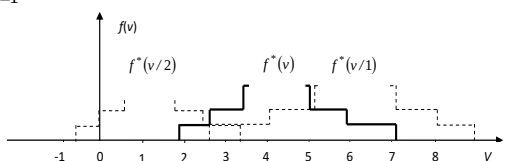
$$f_L(v_i^{(N)}) = \frac{1}{L} \sum_{l=1}^L g_l(v_i^{(N)}). \quad (11)$$

Алгоритм прогнозування функціональності групи споріднених вузлів SDN за узагальненим параметром включає такі основні кроки:

1. Введення початкових даних: $x_j, x_j^*, x_j^{onm}; w_j, j = 1 \dots k; Q[x(t)] = Q[x_1(t), \dots, x_k(t)]; Q^{(1)}(i); Q^{(2)}(i), i = 1 \dots I; M[Q^{\lambda}(v)Q^h(i)], \lambda, h = 1 \dots N, v, i = 1 \dots I$.
2. Нормування параметрів: $\tilde{x}_j(t) = \frac{x_j^* - x_j(t)}{x_j^* - x_j^{onm}}, j = 1 \dots k$.
3. Визначення ступеня функціональності мережі: $Q_{заг}(t) = \frac{1}{\sum_{j=1}^k w_j} \sum_{j=1}^k w_j \tilde{x}_j(t)$.
4. Оцінка щільностей розподілу класів станів мережі: $f_I(\bar{q} / j), j = 1, 2$.

5. Побудова класифікатора: $P\{j/\bar{q}\} = \frac{f_l(\bar{q}/j)P_j}{f_l(\bar{q})}, j=1,2, f_l(\bar{q}) = \sum_{j=1}^2 f_l(\bar{q}/j)P_j$.
6. Розкладання процесу трафіку: $V_i^{(\lambda)}, i=1...I, \lambda=1...N, \beta_{hv}^{(\lambda)}(i), \lambda, h=1...N, v, i=1...I$.
7. Обчислення коефіцієнта розмитості: $d = 0.5 \sup_l |v_{i,l}^{(N)} - v_{i,l-1}^{(N)}|, v_{i,l}^{(N)} > v_{i,l-1}^{(N)}, l=2...L$.
8. Формування вагових функцій: $g_l(v_i^{(N)}) = d^{-1} \begin{cases} 0.5, v_{i,l}^{(N)} - d \leq v_i^{(N)} \leq v_{i,l}^{(N)} + d, \\ 0, |v_i^{(N)} - v_{i,l}^{(N)}| > d, l=1...L. \end{cases}$
9. Оцінка щільності розподілу: $f_L(v_i^{(N)}) = \frac{1}{L} \sum_{l=1}^L g_l(v_i^{(N)})$.

10. Порівняння щільностей з класифікатором:



11. Виведення результатів класифікації та прогнозу функціональної стійкості мережі.

У цьому алгоритмі кроки 2–3 відповідають статистичній обробці початкових даних. Кроки 3–4 формують правила класифікації реалізацій. Крок 6 пов'язаний із визначенням випадкових коефіцієнтів та координатних функцій. Кроки 7–11 описують процес прогнозування функціональної стійкості мережі на основі узагальненого параметра з використанням щільностей розподілу випадкових коефіцієнтів.

Прогноз функціонування SDN, що складається з шести вузлів різних типів, на період до 5 хв з кроком контролю 10 с за показником трафіку (Гб/с) наведено на рис. 1. Разом з тим, як видно з рис. 1, прогнозовані траєкторії трафіку окремих вузлів перевищують допустимі межі. Активация SDN-контролера дозволяє перерозподілити навантаження між вузлами при наближенні трафіку до критичних значень (рис. 2).

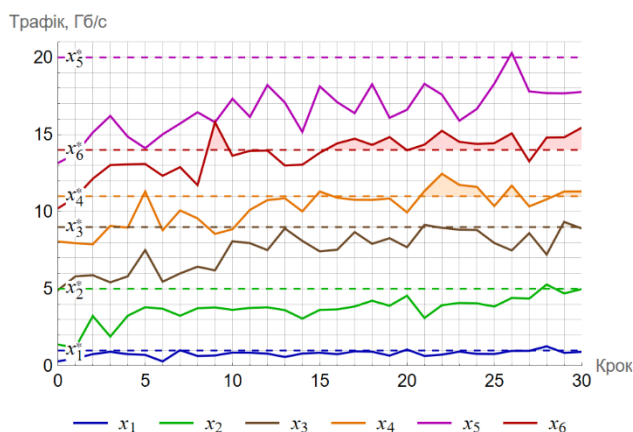


Рис. 1 Прогноз трафіку для SDN з 6 вузлів

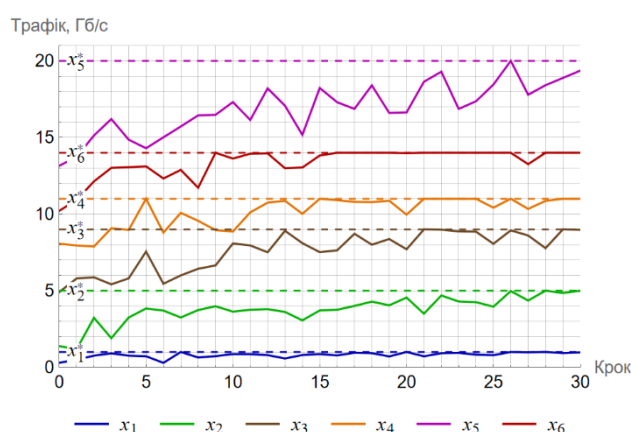


Рис. 2 Перерозподіл трафіку для SDN з 6 вузлів

У той же час, сам факт перерозподілу трафіку ще не гарантує функціональну стійкість SDN, оскільки навантаження на окремі вузли може зрости настільки, що навіть застосування процедур перерозподілу не забезпечить нормальної роботи мережі. Після нормування прогнозованих параметрів та введення вагових коефіцієнтів $w_1 = 0.02$, $w_2 = 0.08$, $w_3 = 0.15$, $w_4 = 0.20$, $w_5 = 0.32$, $w_6 = 0.23$, які є пропорційними продуктивності вузлів, за формулою (1) можна обчислити узагальнений параметр стану мережі (табл. 1).

Динаміка зміни узагальненого показника $Q_{zag}(t)$

t, c	$Q_{zag}(t)$	t, c	$Q_{zag}(t)$	t, c	$Q_{zag}(t)$
0	0.36	110	0.12	210	0.05
10	0.33	120	0.08	220	0.02
20	0.25	130	0.10	230	0.06
30	0.22	140	0.16	240	0.06
40	0.22	150	0.08	250	0.07
50	0.15	160	0.09	260	0.00
60	0.24	170	0.08	270	0.08
70	0.18	180	0.06	280	0.05
80	0.19	190	0.09	290	0.02
90	0.15	200	0.10	300	0.01
100	0.13				

На рис. 3 показано розподіл випадкових коефіцієнтів V та їх відповідність двом станам SDN: 1 – нормальне функціонування протягом найближчих 5 хв (300 кроків по 10 с); 2 – перевантажений режим (параметр Q стає від'ємним у цей період). Для нашого прикладу порівняння площ та перетину фігур на рис. 3 дозволяє зробити висновок, що прогнозована траєкторія Q належить до області нормального функціонування вузлів SDN.

На основі табл. 1 побудовано апроксимуючу модель виду $Q_{zag}(x) = ax^3 + bx^2 + cx + d$, де коефіцієнти a, b, c, d підібрані методом найменших квадратів за даними таблиці. Для розглянутого прикладу отримано відповідне рівняння:

$$Q_{zag}(x) = -0.0000230327x^3 + 0.0014842x^2 - 0.0353704x + 0.37256,$$

де x – номер кроку прогнозування.

Прирівнявши модель до критичного значення $Q_{zag}(x) = 0$, визначається момент переходу SDN у перевантажений режим, який у нашому випадку становить $x = 32.5027$ (рис. 4).

Оскільки, у даному випадку $T_p < \Delta T_w$ і Q залишається в межах допустимих значень, можна зробити висновок про забезпечення функціональної стійкості SDN. Наведений приклад демонструє ефективність підходу оцінки стійкості мережі на основі прогнозування за узагальненим параметром. Також, одержані результати підкреслюють важливість врахування багатопараметричної природи мережевих процесів і взаємозалежності вузлів при оцінці стійкості. Використання узагальненого параметра дозволяє своє-

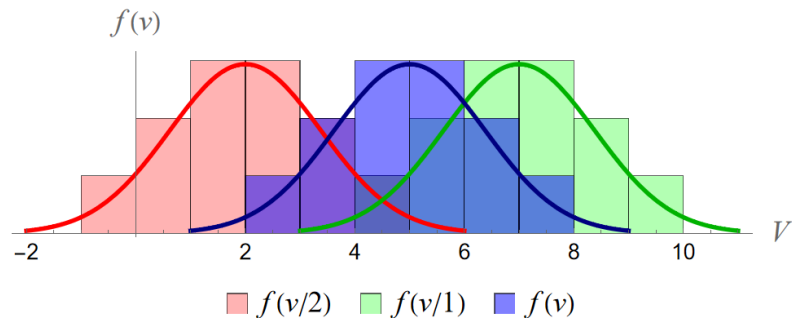
Рис. 3. Оцінка щільності розподілу випадкових коефіцієнтів V 

Рис. 4. Прогнозування стану мережі SDN за узагальненим параметром

часно виявляти тенденції до перевантаження та приймати проактивні рішення щодо перерозподілу ресурсів, що підвищує надійність функціонування мережі навіть за умов динамічного трафіку.

Висновки

У результаті аналізу існуючих підходів до управління стійкістю SDN та прогнозування навантаження вузлів було встановлено, що переважна більшість робіт зосереджується на питаннях маршрутизації, балансуванні трафіку та відновленні після збоїв. Водночас вони здебільшого не враховують комплексний вплив параметрів продуктивності групи споріднених вузлів і не забезпечують можливості завчасного прогнозування функціональної стійкості мережі.

Для розробки методики нормування та інтеграції багатопараметричних показників стану вузлів у єдиний узагальнений параметр функціональної стійкості мережі найбільш доцільним виявилось використання нормованих безрозмірних величин із ваговими коефіцієнтами, пропорційними продуктивності вузлів. Такий підхід дозволяє уніфікувати параметри різної фізичної природи та забезпечити коректну оцінку узагальненого стану мережі.

Запропонований алгоритм прогнозування траєкторії узагальненого параметра та класифікації стану мережі за рівнями функціональності поєднує статистичний аналіз, Байєсівську класифікацію та непараметричну оцінку щільностей розподілу. Використання розкладання процесу трафіку за схемою Карунена–Лоева дало змогу зменшити розмірність задачі та спростити процедуру оцінювання щільностей розподілу.

Оцінка ефективності розробленого методу на прикладі SDN з різними типами вузлів і динамічним трафіком свідчить про його здатність своєчасно виявляти наближення до перевантажених режимів, підтримувати функціональну стійкість мережі шляхом перерозподілу навантаження та забезпечувати прийняття обґрунтованих керуючих рішень на рівні SDN-контролера.

Перспективою подальших досліджень є розширення розробленого методу на мережі великого масштабу з динамічною зміною топології та інтеграція додаткових параметрів безпеки і QoS для комплексної оцінки функціональної стійкості SDN.

Список літератури

1. Кравченко, Ю. В., Фісун, О. С. (2025). Аналіз існуючих методів забезпечення функціональної стійкості складних систем для удосконалення комп'ютерних мереж. *Зв'язок*, № 3, 29–35. <https://doi.org/10.31673/2412-9070.2025.025385>
2. Filali, A., Mlika, Z., Cherkaoui, S., Kobbane, A. (2020). Preemptive SDN Load Balancing With Machine Learning for Delay Sensitive Applications. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 1–1. <https://doi.org/10.1109/TVT.2020.3038918>
3. Yang, C.-T., Chen, S.-T., Liu, J.-C., Su, Y.-W., Puthal, D., Ranjan, R. (2019). A predictive load balancing technique for software defined networked cloud services. *Computing*. 101. <https://doi.org/10.1007/s00607-018-0665-y>
4. Bundak, C. E. A. et al. (2025). Computationally Efficient Single Layer Transformer Convolutional Encoder for Accurate Price Prediction of Agriculture Commodities, in *IEEE Access*, 13, 82144–82159. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2025.3567903>
5. Sabharwal, M., Bajaj, P., Saxena, M. (2023). Review of SDN-based load-balancing methods, issues, challenges, and roadmap. *International journal of electrical and computer engineering systems*. 14. 1031–1049. <https://doi.org/10.32985/ijeces.14.9.8>
6. Chhaytli, A., Persikov, M. (2021). Providing cyber resilience in software-defined networks by secure routing means. *Infocommunication Technologies and Electronic Engineering*. Lviv Politechnic Publishing House, 1(1), 11–19. URL: <https://ena.lpnu.ua:8443/server/api/core/bitstreams/ec63a178-08ed-4c54-affc8d0a6b6d8913/content>
7. Huang, G., Ullah, I., Huang, H., Kim, K. (2024). Predictive mobility and cost-aware flow placement in SDN-based IoT networks: a Q-learning approach. *Journal of Cloud Computing*. 13. <https://doi.org/10.1186/s13677-024-00589-w>

8. Farahi, R. (2025). A comprehensive overview of load balancing methods in software-defined networks. *Discover Internet of Things*, 5(1). <https://doi.org/10.1007/s43926-025-00098-5>
9. Kotenko, I., Saenko, I., Privalov, A., Laut, O. (2023). Ensuring SDN Resilience under the Influence of Cyber Attacks: Combining Methods of Topological Transformation of Stochastic Networks, Markov Processes, and Neural Networks. *Big Data and Cognitive Computing*. 7. 66. <https://doi.org/10.3390/bdcc7020066>
10. Кудрицький, В. Д. (1982). Прогнозуючий контроль радіоелектронних пристроїв. К.: Техніка. 168 с.
11. Zhu, B. & Hiraishi, T. (2023). A decomposed Karhunen-Loève expansion scheme for the discretization of multidimensional random fields in geotechnical variability analysis. *Stochastic Environmental Research and Risk Assessment*, 37(4), 1215–1233. <https://doi.org/10.1007/s00477-023-02625-8>
12. Savchenko, V., Matsko, O., Vorobiov, O., Kizyak, Y., Kriuchkova, L., Tikhonov, Y., & Kotenko, A. (2018). Network traffic forecasting based on the canonical expansion of a random process. *Eastern-European Journal of Enterprise Technologies*, 3(2 (93), 33–41. <https://doi.org/10.15587/1729-4061.2018.131471>
13. Атаманюк, І. П. (2009). Аналіз якості лінійної екстраполяції випадкових процесів на базі апарату канонічних розкладань. *Eastern-European Journal of Enterprise Technologies*, 1(6(37), 52–55. <https://doi.org/10.15587/1729-4061.2009.3172>
14. Atamanyuk, I., Kondratenko, Y., Zavgorodnii, A., Lugovoy, S., Lykhach V., and Kramarenko, S. (2021). Multiparameter Stochastic Control Model Based on the Random Sequence Canonical Expansion. 2021 IEEE 12th International Conference on Electronics and Information Technologies (ELIT), Lviv, Ukraine, 291–296. <https://doi.org/10.1109/ELIT53502.2021.9501146>
15. Shebanin, V., Atamanyuk, I., Kondratenko, Y. (2020). Synthesis of Control Systems on the Basis of a Canonical Vector Decomposition of Random Sequences. *Proceedings of 25th IEEE International Conference on Problems Of Automated Electric Drive*, 21–25 September, Kremenchuk, Ukraine. <https://doi.org/10.1109/PAEP49887.2020.9240808>

O. Fisun, T. Dovzhenko

METHOD FOR ENSURING THE FUNCTIONAL RESILIENCE OF A SOFTWARE-DEFINED COMPUTER NETWORK BASED ON STATE PREDICTION USING A GENERALIZED PARAMETER

The article proposes a method for ensuring the functional resilience of a software-defined computer network (SDN) based on predicting its operational state using a generalized parameter. The study focuses on developing a predictive model that evaluates the dynamic behavior of SDN elements and determines the probability of the network transitioning to critical or unstable states. The approach integrates statistical normalization of network parameters, Bayesian classification of operational conditions, and nonparametric estimation of probability densities to form a robust assessment of the current and future states of the system. The generalized parameter is derived from multiple monitored metrics (such as flow rate, packet loss, and delay), allowing the model to capture multidimensional dependencies and reduce the influence of noise or partial data loss.

The developed method enables real-time forecasting of network degradation trends and provides a basis for proactive reconfiguration and load redistribution within the control plane. Simulation results demonstrate that the predictive model improves decision-making accuracy in selecting stable network configurations and reduces the time required to restore optimal operation after disturbances. The proposed approach ensures adaptive resilience against both internal failures and external cyber impacts by combining probabilistic modeling and dynamic prediction.

The results of the research can be applied to enhance SDN controllers, network management systems, and automated security mechanisms that require continuous monitoring of network stability. The method contributes to the advancement of intelligent network management, where resilience is achieved not only by redundancy or recovery but also through predictive adaptation based on probabilistic assessment of state evolution.

Keywords: software-defined network (SDN); functional stability; traffic; algorithm; Bayesian method; data; SDN controller; metric.