

УДК 004.89

DOI: 10.18372/2073-4751.84.20897

Коренко Д. В., PhD,
orcid.org/0000-0003-0463-189X,
korenko.dima98@gmail.com,

Булах Л. І.,
leonid2503@gmail.com,

Кулаков Ю. О., д.т.н.,
orcid.org/0000-0002-8981-5649,
ya.kulakov@gmail.com

ІНТЕЛЕКТУАЛЬНІ МЕТОДИ КОНСТРУЮВАННЯ ТРАФІКУ В SDN: АНАЛІЗ ЕФЕКТИВНОСТІ ТА ПЕРСПЕКТИВИ ЗАСТОСУВАННЯ

**Національний технічний університет України "Київський
політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського",**

Вступ

Сучасні комп'ютерні мережі характеризуються високою динамічністю трафіку, зростанням кількості сервісів реального часу та підвищеними вимогами до якості обслуговування. У таких умовах ефективне керування мережевими ресурсами стає складним завданням, яке важко розв'язати за допомогою традиційних статичних або локально-орієнтованих алгоритмів маршрутизації.

Програмно-конфігуровані мережі (Software-Defined Networking, SDN) відокремлюють площину керування від площини передачі даних, що забезпечує глобальне бачення стану мережі та відкриває можливості для впровадження інтелектуальних методів оптимізації трафіку. Особливу актуальність в SDN набувають задачі балансування навантаження, мінімізації затримок, зменшення втрат пакетів і забезпечення стабільності маршрутів у режимі реального часу.

Останні дослідження [1-3] демонструють перспективність використання методів машинного навчання та штучного інтелекту для прогнозування стану мережі та прийняття

адаптивних рішень щодо маршрутизації. На відміну від класичних алгоритмів, AI-орієнтовані підходи здатні узагальнювати інформацію з різних сценаріїв навантаження та враховувати складні нелінійні залежності між параметрами мережі.

Метою цієї роботи є аналіз ефективності розробленого інтелектуального методу конструювання трафіку LBBNN [4], заснованого на штучній нейронній мережі, та його порівняння з поширеними алгоритмами балансування навантаження в SDN.

Тестове середовище та збір експериментальних даних

Для оцінки ефективності методу LBBNN було сформовано тестове середовище на базі емулятора Mininet, який дозволяє моделювати SDN-мережі з високим рівнем точності. Контролер SDN взаємодіє із комутаторами за протоколом OpenFlow, що забезпечувало централізований збір статистики про стан каналів і активні потоки.

Дослідження проводилося для трьох типів топологій: слабкозв'язного графа; повнозв'язного графа; графа де Бруїна [5-7] (рисунки 1-3).

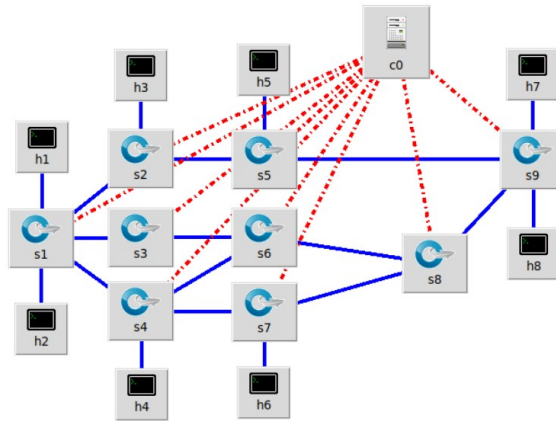


Рис. 1. Слабко зв'язана топологія

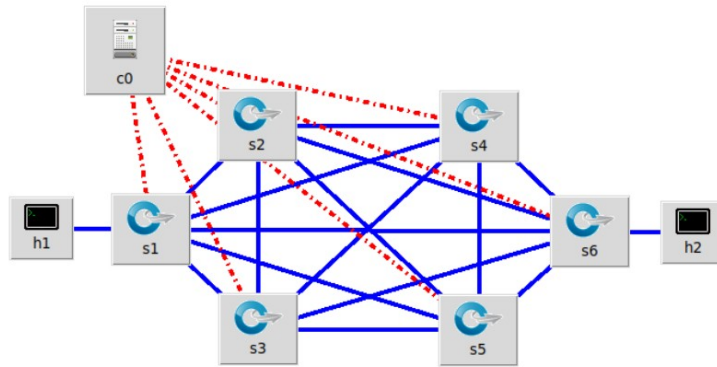


Рис. 2. Повнозв'язна топологія

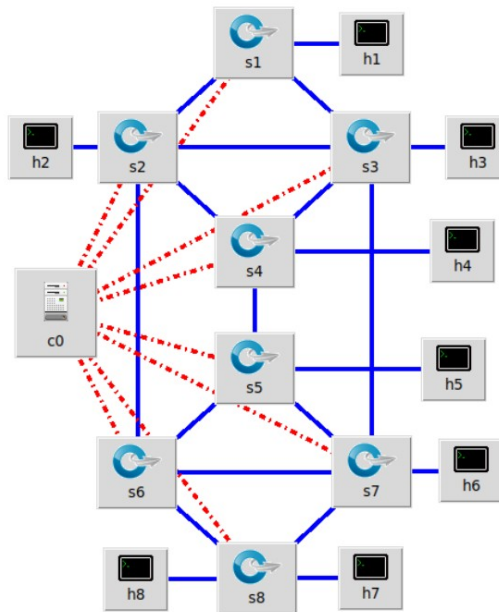


Рис. 3. Граф де Бруйна

Генерація трафіку здійснювалася шляхом випадкового обміну даними між хостами з метою імітації реалістичних сценаріїв навантаження. Збір статистичних даних тривав 180 секунд для кожної топології та включав такі показники: пропускна здатність, затримка передачі, відсоток втрати пакетів і коефіцієнт використання каналів. Сформований датасет використовувався як для навчання нейронної мережі, так і для подальшої оцінки ефективності методів балансування навантаження.

Оптимізація архітектури нейронної мережі

Для визначення оптимальної конфігурації нейронної мережі було проведено серію експериментів із різною кількістю нейронів у прихованому шарі

(3, 5, 7, 9 та 11). Навчання здійснювалося на єдиному датасеті, сформованому для всіх досліджуваних топологій.

Критерієм оцінки виступала середня абсолютна похибка (MAE). Результати показали, що мережі з недостатньою кількістю нейронів не здатні адекватно узагальнювати інформацію, тоді як надмірно складні моделі демонструють ознаки перенавчання. Найменше та найбільш стабільне значення MAE було отримано для конфігурації з 7 нейронами у прихованому шарі, що й було обрано для подальших експериментів. Така архітектура забезпечує баланс між точністю прогнозування та обчислювальною ефективністю, що є критично важливим для рішень у режимі реального часу (рисунок 4).

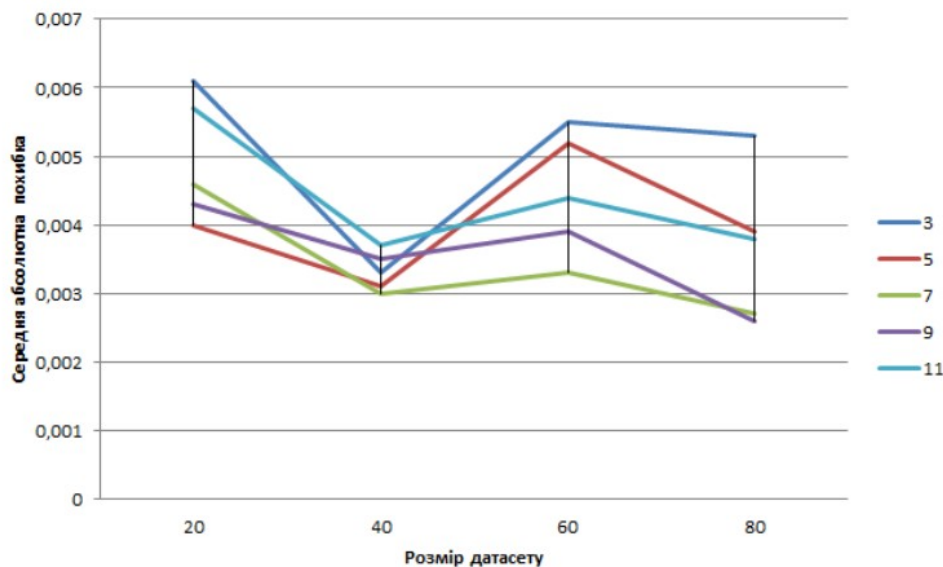


Рис. 4. Середня абсолютна похибка для різних нейронних мереж

Порівняння стратегій балансування навантаження

Для кількісної та якісної оцінки ефективності запропонованого інтелектуального методу балансування навантаження LBBNN було проведено порівняльний аналіз із трьома поширеними стратегіями, що застосовуються в програмно-конфігурованих мережах: статичною стратегією Round Robin, методом Dynamic Load Balancing (DLB) [8] та модифікованим алгоритмом Equal-Cost

Multi-Path (ECMP) [9]. Усі методи тестувалися в ідентичних умовах, що забезпечувало коректність порівняння та відтворюваність результатів.

Експериментальний сценарій передбачав двофазний режим роботи мережі. На першому етапі, протягом перших 90 секунд, усі хости тестової топології, за винятком вузла h1, здійснювали випадковий обмін даними, формуючи фонове багатопрошлякове навантаження. Такий режим дозволяв імітувати реалістичний стан частково

завантаженої мережі, у якій окремі канали вже мають різний ступінь використання пропускної здатності. На другому етапі в мережу вводився новий вхідний потік від хоста h1 до h8, який використовувався як тестовий для аналізу поведінки кожної стратегії балансування навантаження.

Оцінювання ефективності методів здійснювалося на основі сукупності ключових показників, а саме: середнього коефіцієнта використання пропускної здатності каналів, середньоквадратичного відхилення цього коефіцієнта між альтернативними шляхами, середнього часу передачі нового вхідного потоку, а також відсотка втрати пакетів. Відповідні експериментальні результати подані у вигляді часових графіків розподілу навантаження та зведених таблиць для різних типів топологій.

Аналіз результатів для стратегії Round Robin (рисунок 5) показує, що її статичний характер не дозволяє враховувати поточний стан мережі. Вибір маршруту здійснюється за принципом циклічного чергування, незалежно від рівня завантаження каналів. У результаті новий вхідний потік часто спрямовується на вже перевантажений шлях, що призводить до зростання затримок, збільшення втрат пакетів і значного дисбалансу використання пропускної здатності. Це підтверджується найбільшим значенням середньоквадратичного відхилення серед усіх досліджуваних методів, що відображає нерівномірний розподіл трафіку між доступними маршрутами.

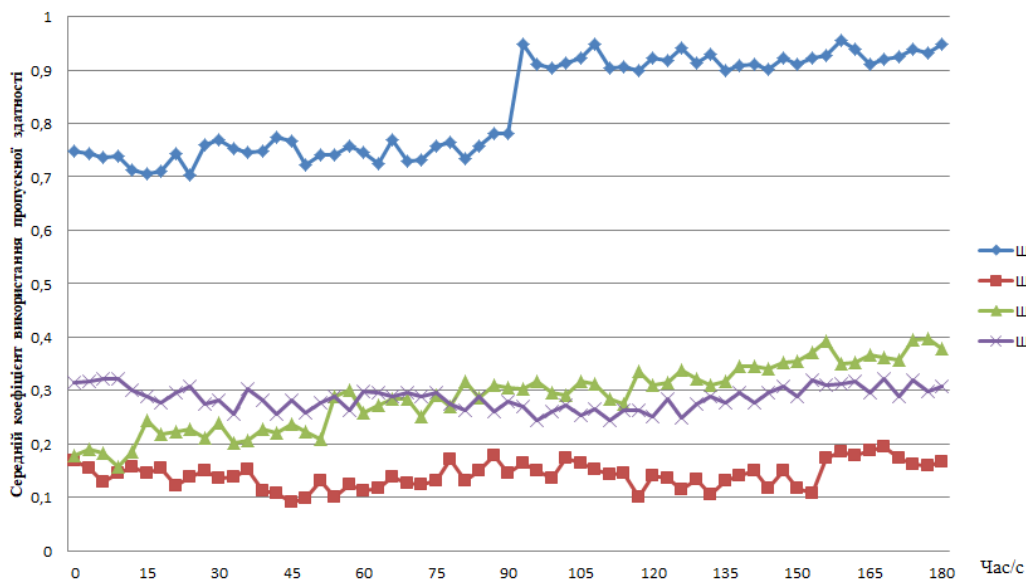


Рис. 5. Середній коефіцієнт використання пропускної здатності для стратегії Round Robin

Метод Dynamic Load Balancing (DLB) демонструє кращі результати порівняно зі статичною стратегією, однак його ефективність залишається обмеженою через використання лише локальної інформації про стан наступного хопу [8]. Як видно з експериментальних графіків (рисунок 6), у ряді випадків DLB обирає маршрут, який локально виглядає прийнятним, але має обмежену пропускну

здатність або спільні канали з іншими перевантаженими шляхами. Це призводить до каскадного ефекту перевантаження та погіршення глобальних характеристик мережі. Значення середньоквадратичного відхилення та середнього часу передачі для DLB є нижчими, ніж у Round Robin, проте істотно поступаються результатам інтелектуального підходу.

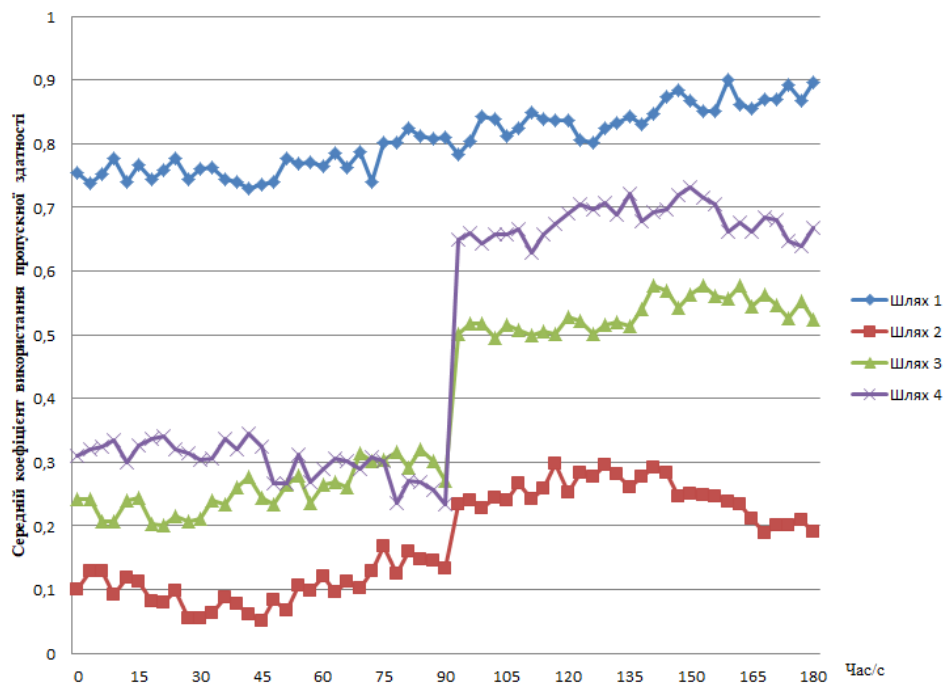


Рис. 6. Середній коефіцієнт використання пропускної здатності для стратегії DLB

Модифікований ЕСМР, реалізований централізовано на рівні SDN-контролера, враховує додаткові характеристики маршрутів, зокрема показники надійності та ймовірність відмови вузлів [9]. Це дозволяє зменшити відсоток втрати пакетів і скоротити час, необхідний для ремаршрутизації, що підтверджується експериментальними

даними (рисунок 7). Водночас алгоритм не виконує повноцінного аналізу глобального розподілу навантаження в мережі, унаслідок чого окремі шляхи залишаються перевантаженими, тоді як інші використовуються недостатньо ефективно. Це відображається у відносно високому середньоквадратичному відхиленні порівняно з LBBNN.

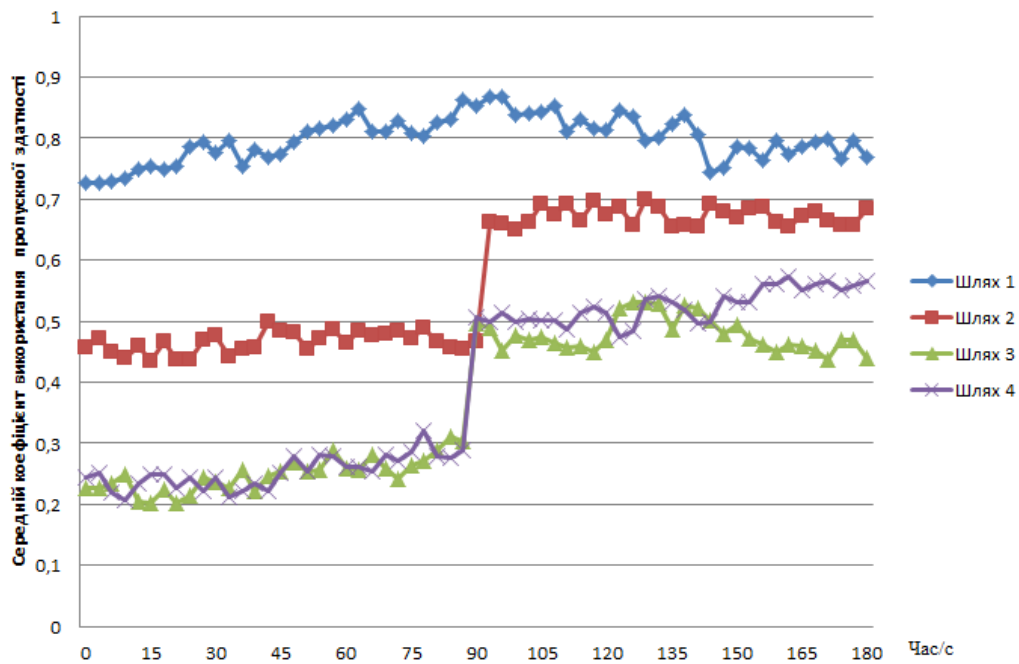


Рис. 7. Середній коефіцієнт використання пропускної здатності для стратегії модифікованого ЕСМР [9]

Найкращі результати в усіх досліджуваних сценаріях демонструє інтелектуальний метод LBBNN. Як показано на графіку (рисунок 8) і в зведеній таблиці результатів (таблиця 1), використання штучної нейронної мережі для аналізу комплексного набору показників – коефіцієнта використання пропускної здатності, часу передачі,

кількості хопів і коефіцієнта втрати пакетів – дозволяє здійснювати вибір маршруту з урахуванням глобального стану мережі. Це забезпечує найбільш рівномірний розподіл трафіку між альтернативними шляхами, що підтверджується найменшим значенням середньоквадратичного відхилення.

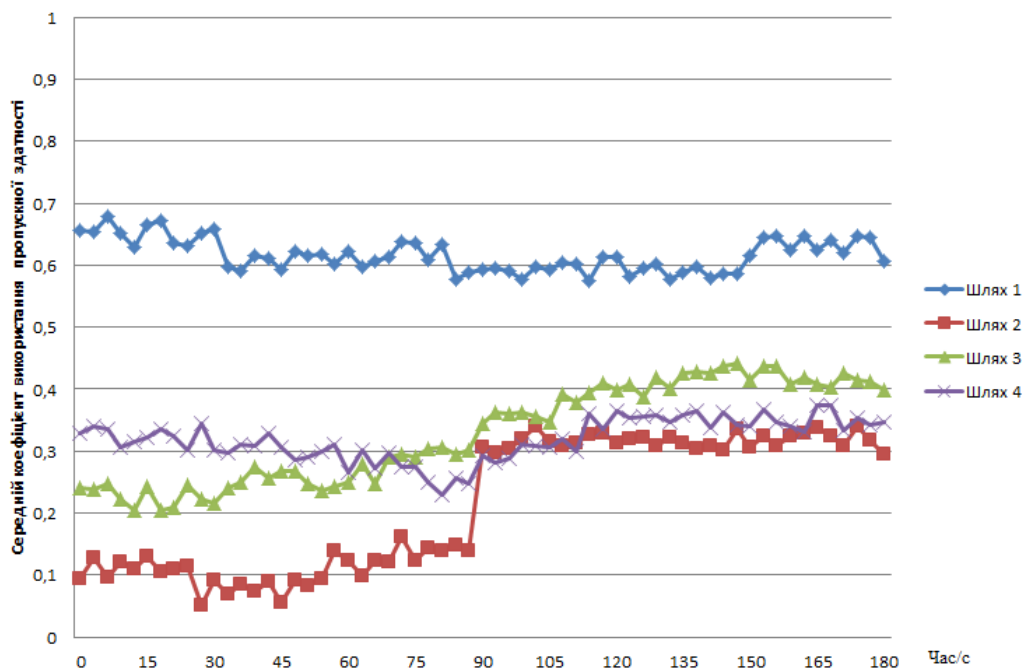


Рис. 8. Середній коефіцієнт використання пропускної здатності для розробленого методу LBBNN

Таблиця 1. Середньоквадратичне відхилення для слабкозв'язного графа

	Шлях 1	Шлях 2	Шлях 3	Шлях 4	Середньоквадратичне відхилення
LBBNN	0.616	0.214	0.329	0.319	0.172
DLB	0.804	0.175	0.391	0.485	0.262
Модифікований ESMР	0.799	0.567	0.366	0.392	0.2
Round Robin	0.832	0.143	0.29	0.284	0.307

Крім того, середній час передачі нового вхідного потоку при використанні LBBNN є мінімальним для всіх типів топологій. Зокрема, для слабкозв'язних графів застосування запропонованого методу дозволило зменшити час передачі приблизно на 14% порівняно з модифікованим ESMР та більш ніж на 20% порівняно з DLB, що має принципове значення для сервісів, чутливих до затримок. Аналогічна тенденція спостерігається і для показників пропускної здатності та втрат пакетів, де LBBNN стабільно демонструє найкращі значення.

Висновки

У роботі проведено комплексний аналіз інтелектуального методу балансування навантаження LBBNN у програмно-конфігурованих мережах. Показано, що використання штучної нейронної мережі для вибору маршруту з урахуванням глобального стану мережі забезпечує більш рівномірний розподіл трафіку, зменшення затримок і втрат пакетів порівняно з традиційними алгоритмами.

Отримані результати підтверджують доцільність застосування AI-орієнтованих підходів у задачах конструювання трафіку в

SDN, особливо для складних і динамічних топологій. Подальші дослідження можуть бути спрямовані на розширення моделі нейронної мережі з урахуванням типів трафіку та інтеграцію методів навчання з підкріпленням.

Література

1. Bera, S., Misra, S., Vasilakos, A.V.: 'Software-defined networking for internet of things: a survey', IEEE Internet Things J., 2017, 4, (6), pp. 1994–2008

2. Lin, P., Bi, J., Wolff, S. et al: 'A west-east bridge based SDN inter-domain testbed', IEEE Commun. Mag., 2015, 53, (2), pp. 190–197

3. Jain, S., Kumar, A., Mandal, S. et al: 'B4: experience with a globally-deployed software defined WAN', ACM SIGCOMM Comput. Commun. Rev., 2013, 43, (4), pp. 3–14

4. Kulakov, Y. O., and D. V. Korenko. "Methods of applying artificial intelligence in software-defined networks." Problems of Informatization and Management 1.73 (2023): pp. 23-27.

5. Loutskii, H., Volokyta, A., Rehida, P., Kaplunov, A., Ivanishchev, B., Honcharenko, O., & Korenko, D. (2021). Topology synthesis method based on excess de bruijn and dragonfly. In Advances in Computer Science for

Engineering and Education IV (pp. 315-325). Springer International Publishing.

6. Volokyta A., Loutskii H., Rehida P., Honcharenko O., Korenko D., Rusinov V., Ivanishchev B., Kaplunov A. Convolutionary neural networks regarding problem of monitoring data balancing in de bruijn topology. Bulgarian Journal for Engineering Design, 2021, Mechanical Engineering Faculty, Technical University-Sofia. ISSN 1313-7530

7. Volokyta, A., Loutskii, H., Rehida, P., Kaplunov, A., Ivanishchev, B., Honcharenko, O., & Korenko, D. (2022). Extended DragonDeBruijn topology synthesis method. International Journal of Computer Network and Information Security, 9(6), 23.

8. Jain, R., Paul, S.: 'Network virtualization and software defined networking for cloud computing: a survey', IEEE Commun. Mag., 2013, 51, (11), pp. 24–31

9. Artem Volokyta, Alla Kogan, Oleksii Cherevatenko, Dmytro Korenko, Dmytro Oboznyi, Yurii Kulakov, "Traffic Engineering with Specified Quality of Service Parameters in Software-defined Networks", International Journal of Computer Network and Information Security(IJCNIS), Vol.16, No.5, pp.1-13, 2024. DOI:10.5815/ijcnis.2024.05.01

Коренко Д.В., Булах Л.І., Кулаков Ю.О.

ІНТЕЛЕКТУАЛЬНІ МЕТОДИ КОНСТРУЮВАННЯ ТРАФІКУ В SDN: АНАЛІЗ ЕФЕКТИВНОСТІ ТА ПЕРСПЕКТИВИ ЗАСТОСУВАННЯ

Програмно-конфігуровані мережі (SDN) створюють сприятливі умови для впровадження інтелектуальних методів керування трафіком завдяки централізованому контролю та глобальній видимості стану мережі. Водночас традиційні алгоритми балансування навантаження не здатні ефективно адаптуватися до динамічних змін трафіку та складних топологій. У роботі представлено аналіз ефективності інтелектуального методу балансування навантаження LBBNN, заснованого на використанні штучної нейронної мережі, яка враховує глобальний стан мережі під час вибору маршруту. Метод оцінювався в середовищі Mininet на слабкозв'язних, повнозв'язних топологіях та графах де Бруїна. Отримані результати демонструють зменшення затримок, втрат пакетів і більш рівномірний розподіл навантаження порівняно з алгоритмами Round Robin, Dynamic Load Balancing (DLB) та модифікованим ECMP. Показано, що застосування

нейромережевого підходу забезпечує підвищення якості обслуговування (QoS) та ефективне використання мережевих ресурсів у динамічних SDN-середовищах.

Ключові слова: штучний інтелект, корпоративні мережі, SDN, Smart Grids, транспортні мережі, БПЛА мережі.

Dmytro Korenko, Leonid Bulakh, Yurii Kulakov

INTELLIGENT TRAFFIC ENGINEERING METHODS IN SDN: PERFORMANCE ANALYSIS AND PROSPECTS FOR APPLICATION

Software-defined networks (SDN) create favorable conditions for deploying intelligent traffic management methods thanks to centralized control and global visibility of the network state. At the same time, traditional load balancing algorithms cannot effectively adapt to dynamic traffic changes and complex topologies. This paper analyzes the effectiveness of the intelligent load-balancing method LBBNN, based on an artificial neural network that considers the global network state when selecting a route. The evaluation was carried out in a Mininet environment on sparsely connected, fully connected, and de Bruijn topologies. The results demonstrate reduced delays and packet loss and a more uniform load distribution compared to Round Robin, Dynamic Load Balancing (DLB), and modified ECMP. The neural-network approach improves quality of service (QoS) and enables more efficient use of network resources in dynamic SDN environments.

Keywords: artificial intelligence, enterprise networks, SDN, Smart Grids, transport networks, UAV networks.

Стаття подана до редакції: 22/11/2025

Стаття прийнята до опублікування: 5/12/2025

Стаття опублікована: 30/12/2025

Стаття поширюється на умовах ліцензії CC BY 4.0