

УДК 621.391:004.77

ОПТИМІЗАЦІЯ ОДНОШЛЯХОВОЇ МАРШРУТИЗАЦІЇ OSPF ЗА ДОПОМОГОЮ ШІ-МОДЕЛЕЙ

Ситніков Р. С.

e-mail: roman.sytnikov@nure.ua

Науковий керівник – д.т.н., проф. Лемешко О.В.

Харківський національний університет радіоелектроніки, каф. ІКІ
ім. В.В. Поповського,
м. Харків, Україна

This study examines intelligent single-path routing in OSPF, evolving from MLP to GNN (GAT) and DRL. Formulated as a Boolean programming problem, routing was solved with an improved MLP, reaching 90%+ accuracy. To address topological limits, a hybrid GAT+MLP achieved 91,4% accuracy and zero-shot transfer to new networks. A pre-trained DRL agent showed promise for autonomous traffic management, raising rare-route recall to 80%. Despite GNN and DRL advances, MLP remains optimal for local routers due to microsecond decision speed. Integrating deep learning into OSPF enables dynamic interface cost optimization and congestion prevention.

Сучасні інфокомунікаційні мережі (5G, IoT, хмарні обчислення) висувають високі вимоги до швидкості та надійності передачі даних. Традиційний протокол маршрутизації OSPF, що базується на алгоритмі Дейкстри та фіксованих метриках пропускної здатності, ігнорує динамічні чинники (завантаженість каналів, затримки), що призводить до неефективного використання ресурсів при пікових навантаженнях. Розвиток програмно-конфігурованих мереж (SDN) дозволяє відділити рівень управління від рівня передачі даних та делегувати інтелектуальні функції централізованому контролеру. Впровадження методів штучного інтелекту (ШІ) та глибокого навчання (Deep Learning) безпосередньо у процес вибору шляху OSPF здатне перетворити маршрутизацію на адаптивну систему балансування навантаження, забезпечуючи оптимізацію вартості інтерфейсів ще до виникнення перевантажень [1, 2].

Оптимізаційну задачу одношляхової маршрутизації за метрикою OSPF було формалізовано як задачу булевого програмування [3]. Змінні моделі $x_{i,j}$ набувають лише значень $\{0, 1\}$, що гарантує відсутність розгалуження потоку. Цільовою функцією є мінімізація вартості шляху, де метрика кожного каналу розраховується як відношення базової пропускної здатності (bw) до номінальної пропускної здатності каналу ($c_{i,j}$). Навчальні (10000 комбінацій) та тестові (1000 комбінацій) дані генерувалися за допомогою підпрограми *intlinprog* (*linprog*) середовища MATLAB та Python.

Основним інструментом початкового етапу стала модель багатошарового перцептрона (MLP). Експерименти проводилися на топології з п'яти вузлів та шести каналів зв'язку (рис. 1) для трьох діапазонів

пропускної здатності: 10 Мбіт/с – 400 Гбіт/с («повний» ряд), 1 Гбіт/с – 400 Гбіт/с («максимальний» ряд) та 1 Гбіт/с – 100 Гбіт/с («оптимальний» ряд).

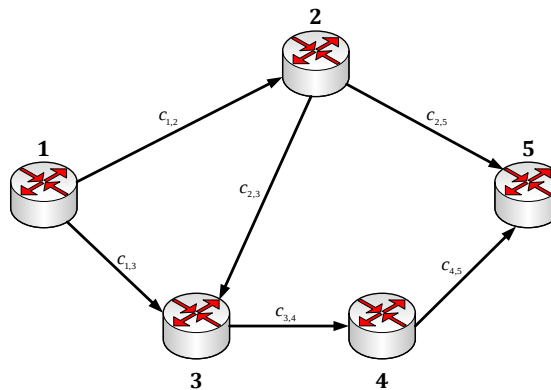


Рисунок 1 – Топологія досліджуваної мережі

Класифікаційна модель із вихідним шаром *softmax* виявилася більш придатною для задач маршрутизації, ніж регресійна, оскільки забезпечує вибір дискретних шляхів зі скінченного набору. Python-бібліотеки (TensorFlow, PyTorch) показали на 5-10% вищу точність порівняно з MATLAB завдяки спеціалізації під мережну аналітику. У мережах із «повним» рядом швидкостей виник дисбаланс класів: один шлях домінував, а загальна точність (*Accuracy*) хоча і досягала до 90%, але ігнорувала «рідкісні» маршрути. Навчання на штучно збалансованих даних (*Oversampling*) знизило точність через втрату статистичної інформації про природну частоту появи шляхів. Проте ускладнення структури, додавання BatchNormalization та Dropout (0,2) дозволили підвищити загальну точність для найскладніших даних до 90-92%.

Попри високу ефективність MLP на малих топологіях ця архітектура має «межу точності» через ігнорування топологічної структури графа мережі та нездатність до масштабування. Було досліджено сучасні архітектури: графові нейронні мережі (GNN / GAT) та глибоке навчання з підкріпленням (DRL) – рис. 2. Так, моделі Graph Attention Network (GAT) дозволяють нейромережі аналізувати не просто лінійний набір даних, а систему взаємопов'язаних об'єктів (матрицю суміжності). Механізм «уваги» (*Attention*) динамічно оцінює важливість сусідніх вузлів. Застосування гібридної моделі GAT + MLP дозволило зберегти загальну точність на рівні 91,4%, покращивши розуміння моделлю топології (*Macro Average F1-Score* зріс до 88%). У свою чергу, DRL-агент адаптується «наживо» через систему нагород і штрафів, максимізуючи якість зв'язку. Застосування Pre-Trained DRL (імітаційне навчання + RL) дозволило підняти здатність знаходити рідкісні класи (клас 2: *Recall* = 80%) із збереженням загальної точності 87%. DRL є оптимальним інструментом стратегічного управління динамічним трафіком у реальному часі без зовнішнього контролю.

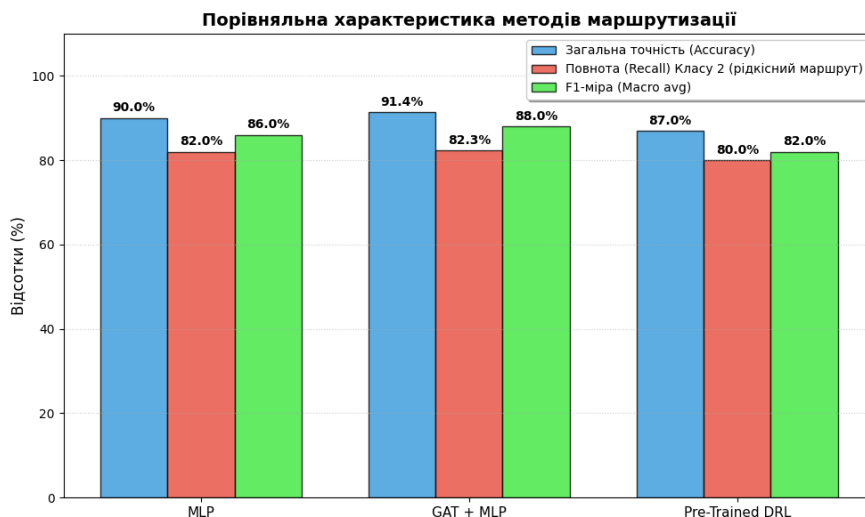


Рисунок 2 – Результати експериментів різних моделей маршрутизації

Таким чином, MLP залишається оптимальним вибором для локальних вузлів. Завдяки вкрай низькій обчислювальній складності (рішення приймаються за мікросекунди), вдосконалена модель MLP є ідеальною заміною лінійного програмування для маршрутизаторів з обмеженими ресурсами у статичних сегментах мереж. Впровадження GNN (GAT) доцільне для подолання плато "межі точності". Модель отримує здатність до розуміння топології та маршрутизації у великих мережах (потенціал точності 90-95%). Перехід до DRL для створення самонавчальних систем перспективне у середовищі SDN, що миттєво адаптуються до змін та обривів зв'язку без зовнішніх підказок.

Дослідження [3] доводить, що застосування багатошарових перцептронів (MLP) є фундаментальним кроком, який підтверджує можливість апроксимації математичних алгоритмів методами ШІ. Подальший перехід до графових структур (GAT) та агентів навчання з підкріпленням (DRL) відкриває шлях до повної автономізації інфокомунікаційних систем майбутнього.

Список використаних джерел:

1. Заблоцький С., Пограничний В., Тарасенко А., Колодій Р. Оптимізація процесу маршрутизації в розподілених мережах з використанням машинного навчання // Інфокомунікаційні технології та електронна інженерія. 2025, №5, С.64–74. URL: <https://doi.org/10.23939/ictee2025.01.064>. (дата звернення: 22.02.2026).
2. Research on Generalized Intelligent Routing Technology Based on Graph Neural Network / X. Zheng et al. Electronics. 2022. Vol. 11, no. 18. P. 2952. URL: <https://doi.org/10.3390/electronics11182952> (date of access: 22.02.2026).
3. Ситніков Р.С., Андрушко Д.В. Дослідження інтелектуальної моделі одношляхової маршрутизації на основі метрик OSPF // Проблеми телекомунікацій. 2025 №2(37). С. 3-32.