

С.Л. Рзаєва, П.М. Складанний, Ю.В. Костюк, І.В. Машкіна, Д.О. Рзаєв

ІНТЕЛЕКТУАЛЬНА ІНФОРМАЦІЙНА СИСТЕМА УПРАВЛІННЯ МІСЬКИМИ ТРАНСПОРТНИМИ ПОТОКАМИ НА ОСНОВІ БАГАТОРІВНЕВОЇ АГЕНТНОЇ АРХІТЕКТУРИ

У статті запропоновано концепцію інтелектуальної інформаційної системи управління транспортними потоками міста, побудованої на основі багаторівневої агентної архітектури та технологій штучного інтелекту. Актуальність дослідження обумовлена необхідністю підвищення ефективності оброблення транспортних даних, підтримки ухвалення рішень у режимі реального часу та забезпечення адаптивного керування транспортними потоками в умовах зростання навантаження на міську інфраструктуру. Запропонована інформаційна система реалізує багаторівневу модель взаємодії агентів, що включає локальний, регіональний та глобальний рівні управління, які забезпечують збір, інтеграцію, аналіз та оброблення даних транспортного середовища з подальшим формуванням керуючих рішень. У роботі розглянуто функціональну структуру системи, принципи міжрівневої координації агентів, механізми прогнозування транспортних потоків та алгоритми підтримки ухвалення рішень. Для прогнозування динаміки транспортних процесів використано моделі штучного інтелекту LSTM, GRU та Transformer, що дозволяють враховувати часові залежності та зміни інтенсивності руху. Для оцінювання ефективності запропонованої інформаційної системи проведено серію симуляційних експериментів у середовищах SUMO, AnyLogic та Aimsun на прикладі транспортної мережі міста Львова. Експериментальні дослідження виконано для трьох типових сценаріїв функціонування міської транспортної мережі: години пік, аварійні ситуації та перевантаження маршрутів. Отримані результати показали, що використання багаторівневої агентної інформаційної системи забезпечує зменшення середньої затримки транспортних засобів, підвищення середньої швидкості руху, зниження викидів вуглекислого газу та скорочення енергоспоживання порівняно з традиційними підходами до управління транспортними потоками. Проведений порівняльний аналіз із сучасними системами SURTRAC, MADRL та KS-DDPG підтвердив переваги запропонованого підходу щодо масштабованості, адаптивності, багатокритеріальної оптимізації та можливості інтеграції в екосистему «розумного міста». Перспективи подальших досліджень пов'язані з розвитком засобів підтримки ухвалення рішень, інтеграцією технологій V2X та розширенням функціональних можливостей інформаційної системи для роботи з автономним транспортом.

Ключові слова: інформаційна система управління транспортом, багаторівнева агентна архітектура, мультіагентні системи, підтримка ухвалення рішень, штучний інтелект, аналіз даних, прогнозування транспортних потоків, інтелектуальне управління, транспортна інфраструктура, Smart City.

S. Rzaieva, P. Skladannyi, Y. Kostyuk, I. Mashkina, D. Rzaiev

INTELLIGENT INFORMATION SYSTEM FOR URBAN TRAFFIC FLOW MANAGEMENT BASED ON A MULTI-LEVEL AGENT ARCHITECTURE

This paper proposes the concept of an intelligent information system for urban traffic flow management based on a multi-level agent architecture and artificial intelligence technologies. The relevance of the study is driven by the need to improve the efficiency of transportation data processing, provide real-time decision support, and ensure adaptive traffic flow management under conditions of increasing pressure on urban infrastructure. The proposed information system implements a multi-level agent interaction model that includes local, regional, and global management levels, providing the collection, integration, analysis, and processing of transportation environment data with the subsequent generation of control decisions. The paper examines the functional structure of the system, the principles of inter-level agent coordination, traffic flow forecasting mechanisms, and decision-support algorithms. To predict the dynamics of transportation processes, artificial intelligence models, including LSTM, GRU, and Transformer neural networks, are employed, enabling the consideration of temporal dependencies and fluctuations in traffic intensity. To evaluate the effectiveness of the proposed information system, a series of simulation experiments was conducted using the SUMO, AnyLogic, and Aimsun environments based on the transport network of the city of Lviv. Experimental studies were carried out for three typical scenarios of urban transport network operation: peak traffic periods, emergency situations, and route congestion. The obtained results demonstrated that the

use of the proposed multi-level agent-based information system reduces average vehicle delay, increases average travel speed, decreases carbon dioxide emissions, and lowers energy consumption compared with conventional traffic management approaches. A comparative analysis with modern systems, including SURTRAC, MADRL, and KS-DDPG, confirmed the advantages of the proposed approach in terms of scalability, adaptability, multi-criteria optimization, and the possibility of integration into the Smart City ecosystem. Future research directions are related to the further development of decision-support mechanisms, integration of V2X technologies, and expansion of the information system functionality for autonomous transportation environments.

Keywords: transportation management information system, multi-level agent architecture, multi-agent systems, decision support, artificial intelligence, data analytics, traffic flow forecasting, intelligent traffic management, transportation infrastructure, Smart City.

Вступ

Проблема перевантаженості міських транспортних мереж є однією з найактуальніших для сучасних мегаполісів і середніх міст. За даними міжнародних досліджень транспортної мобільності, мешканці великих міст світу щорічно витрачають десятки годин у дорожніх заторах, що призводить до значних економічних втрат, підвищення рівня забруднення навколишнього середовища та зниження якості життя населення [1-3]. Водночас ефективність управління транспортними потоками дедалі більше залежить від можливостей сучасних інформаційних систем щодо збору, інтеграції, оброблення, аналізу та прогнозування великих обсягів даних, які надходять від транспортної інфраструктури, сенсорних мереж, навігаційних сервісів і засобів моніторингу в режимі реального часу [6, 11, 13].

Традиційні підходи до управління дорожнім рухом, що базуються на статичних сигнальних планах та заздалегідь визначених схемах регулювання, демонструють обмежену ефективність в умовах динамічної зміни транспортної ситуації [4, 14, 21]. Існуючі інформаційні системи адаптивного керування, зокрема SCOOT та SCATS, забезпечують регулювання окремих об'єктів транспортної інфраструктури, проте їхні функціональні можливості обмежуються переважно локальним рівнем управління та не передбачають комплексного використання засобів прогнозової аналітики, штучного інтелекту та багаторівневої координації процесів ухвалення рішень.

У зв'язку з цим особливого значення набувають інтелектуальні інформаційні системи управління транспортними потоками, які поєднують можливості багаторівневих агентних архітектур, технологій штучного інтелекту, методів машинного нав-

чання та аналітики даних [1, 4, 14]. Такі системи дозволяють не лише здійснювати моніторинг поточного стану транспортної мережі, а й прогнозувати розвиток транспортної ситуації, координувати взаємодію між різними рівнями управління та формувати обґрунтовані керуючі рішення з урахуванням множини критеріїв ефективності.

Незважаючи на значний розвиток сучасних засобів інтелектуального управління транспортом, актуальними залишаються проблеми масштабованості інформаційних систем, інтеграції локальних та глобальних механізмів керування, забезпечення адаптивності до змін транспортного середовища та підтримки ухвалення рішень на основі прогнозних моделей [5, 12, 16]. Це зумовлює необхідність розроблення нових підходів до побудови інтелектуальних інформаційних систем управління транспортними потоками, здатних забезпечувати комплексне оброблення транспортних даних та координацію процесів управління на різних рівнях міської інфраструктури.

Наукова новизна дослідження полягає у розробленні структури інтелектуальної інформаційної системи управління міськими транспортними потоками на основі багаторівневої агентної архітектури, яка забезпечує інтеграцію процесів збору, оброблення, аналізу та прогнозування транспортних даних у межах єдиного інформаційного середовища підтримки ухвалення рішень [14, 21]. На відміну від існуючих підходів, запропонована система поєднує локальний, регіональний та глобальний рівні агентної взаємодії, що дозволяє забезпечити адаптивне керування транспортними потоками з використанням прогнозової аналітики та технологій штучного інтелекту.

Теоретичне значення роботи полягає у розвитку науково-методичних засад побудови багаторівневих агентних інформаційних систем управління складними динамічними об'єктами, а також у формалізації процесів міжрівневої взаємодії агентів, аналізу транспортних даних та підтримки ухвалення рішень в умовах невизначеності [19, 22, 24].

Практичне значення отриманих результатів полягає у можливості використання запропонованої інформаційної системи в інформаційно-аналітичних центрах управління транспортною інфраструктурою міст для оперативного моніторингу транспортної ситуації, прогнозування транспортних потоків, автоматизованої підтримки прийняття рішень та підвищення ефективності функціонування міської транспортної мережі [13, 20, 23].

1. Аналіз існуючих досліджень

Сучасні дослідження у сфері управління транспортними потоками дедалі більше орієнтуються на розроблення інтелектуальних інформаційних систем, здатних забезпечувати збір, інтеграцію, оброблення та аналіз великих обсягів транспортних даних, а також підтримку ухвалення рішень у режимі реального часу. Особлива увага приділяється створенню цифрових платформ та інформаційно-аналітичних середовищ, які поєднують дані транспортної інфраструктури, сенсорних мереж, IoT-пристроїв і систем моніторингу. Так, у роботі Zemmouchi-Ghomari [1] досліджено можливості застосування технологій штучного інтелекту в інформаційних системах управління транспортними потоками та показано їхній потенціал для автоматизації процесів аналізу даних і підтримки ухвалення рішень. У дослідженні [2] розглянуто особливості впровадження інтелектуальних інформаційних систем у процеси міського транспортного планування та визначено ключові чинники цифрової трансформації транспортного середовища. Робота [3] узагальнює сучасні підходи до побудови інтелектуальних інформаційних платформ управління міською мобільністю в умовах концепцій Industry 4.0 та Smart City.

Недоліком наведених підходів є те, що основна увага приділяється інтеграції

даних та цифровізації транспортної інфраструктури, тоді як питання багаторівневої координації процесів ухвалення рішень в інформаційній системі залишаються недостатньо дослідженими.

Окремий напрям сучасних досліджень пов'язаний із використанням мультиагентних технологій для побудови розподілених інформаційних систем управління транспортними процесами. У роботі [4] запропоновано мультиагентну архітектуру кооперативної взаємодії інформаційних компонентів у середовищі C-ITS. У дослідженні [5] представлено мультиагентний підхід на основі глибинного підкріплювального навчання для адаптивного керування транспортними об'єктами в умовах міського середовища. Mutambik [6] запропонував IoT-орієнтовану мультиагентну платформу, яка забезпечує адаптивне оброблення даних та підтримку управлінських рішень для оптимізації міської мобільності.

Разом із тим більшість існуючих мультиагентних рішень орієнтовані переважно на локальний рівень управління та не забезпечують комплексної взаємодії між локальним, регіональним і глобальним рівнями функціонування інформаційної системи.

Значний інтерес викликають дослідження, присвячені застосуванню методів штучного інтелекту для аналізу та прогнозування транспортних потоків. У роботі Liu та Shin [7] наведено систематичний огляд сучасних методів прогнозування транспортних потоків та визначено перспективні напрями використання нейромережових моделей в інформаційно-аналітичних системах. У роботі [8] запропоновано Transformer-модель для короткострокового прогнозування транспортних потоків з урахуванням просторово-часових залежностей. У роботі [9] розроблено Self-Correction Transformer Network, яка забезпечує підвищення точності прогнозування транспортних процесів в умовах динамічної зміни транспортної ситуації.

Недоліком існуючих підходів є те, що прогнозування транспортних потоків переважно розглядається як окрема аналітична задача без інтеграції результатів прогнозування до механізмів підтримки ухвалення рішень та адаптивного керування в межах єдиного інформаційного середовища.

Ще один напрям досліджень стосується побудови інтелектуальних інформаційно-аналітичних платформ підтримки ухвалення рішень та багатокритеріальної оптимізації транспортних процесів. У дослідженні [10] запропоновано модель прогнозування транспортних потоків на основі графових нейронних мереж, інтегровану до систем аналізу транспортних даних. У роботі Jiang та Li [11] представлено комплексну модель інтелектуальної мережі управління транспортними потоками з урахуванням множини факторів впливу на міську мобільність. Дослідження Qiu [12] присвячене оптимізації процесів підтримки прийняття рішень в інформаційних системах управління транспортом із використанням алгоритмів штучного інтелекту.

Водночас існуючі рішення не забезпечують комплексного поєднання багаторівневої агентної взаємодії, прогновної аналітики, оброблення транспортних даних та підтримки ухвалення рішень у межах єдиної інтелектуальної інформаційної системи.

Таким чином, аналіз сучасних досліджень показав, що існуючі інформаційні системи управління транспортними потоками переважно орієнтовані на окремі аспекти функціонування транспортного середовища, зокрема інтеграцію даних, прогнозування транспортних процесів, локальне агентне керування або підтримку ухвалення рішень [7-14]. Водночас недостатньо дослідженими залишаються питання комплексної інтеграції зазначених функцій у межах єдиної інтелектуальної інформаційної системи. Зокрема, відсутні підходи, які б поєднували багаторівневу агентну архітектуру, механізми аналізу та прогнозування транспортних потоків на основі штучного інтелекту, а також засоби підтримки ухвалення рішень у режимі реального часу [4-5, 14, 16, 21]. Усунення зазначених недоліків визначає мету даного дослідження, яка полягає у розробленні інтелектуальної інформаційної системи управління міськими транспортними потоками на основі багаторівневої агентної архітектури.

2. Виклад основного матеріалу дослідження

Методологія дослідження базується на поєднанні методів системного аналізу,

мультиагентного моделювання, технологій штучного інтелекту та комп'ютерного симуляційного експерименту [14, 16]. Основною метою є дослідження функціонування інтелектуальної інформаційної системи управління міськими транспортними потоками на основі багаторівневої агентної архітектури.

Інформаційна система розглядається як сукупність агентів локального, регіонального та глобального рівнів. Локальний рівень забезпечує збір і первинне оброблення даних, регіональний – їх інтеграцію та аналіз, а глобальний – прогнозування транспортних процесів, формування керуючих рішень і підтримку ухвалення рішень [19].

Для прогнозування транспортних потоків використано моделі штучного інтелекту LSTM, GRU та Transformer, що дозволяють враховувати часові залежності та зміни інтенсивності руху.

Оцінювання ефективності запропонованої інформаційної системи здійснено шляхом комп'ютерного моделювання у середовищах SUMO, AnyLogic та Aimsun [14, 21]. SUMO використовувався для моделювання транспортних потоків у реальному часі, AnyLogic – для агентного моделювання процесів взаємодії компонентів системи, а Aimsun – для детального мікромоделювання транспортних процесів та перевірки стійкості алгоритмів керування.

Для апробації системи обрано місто Львів, яке характеризується складною вулично-дорожньою мережею, високою інтенсивністю руху та наявністю відкритих транспортних даних. Дослідження проводилися для трьох сценаріїв: години пік, аварійні ситуації та перевантаження маршрутів [11, 13]. Оцінювання виконувалося за показниками середньої затримки транспортних засобів, середньої швидкості руху, енергоспоживання та викидів CO₂.

Запропонована методологія дозволяє комплексно оцінити ефективність інтелектуальної інформаційної системи управління транспортними потоками та визначити вплив багаторівневої агентної архітектури й алгоритмів штучного інтелекту на якість ухвалення управлінських рішень.

Авторами розроблено модель інтелектуальної інформаційної системи управління міськими транспортними потоками

на основі багаторівневої агентної архітектури. Запропонований підхід поєднує локальний, регіональний та глобальний рівні управління, забезпечуючи збір, оброблення, аналіз і прогнозування транспортних даних, а також підтримку ухвалення рішень у режимі реального часу. Багаторівнева архітектура базується на принципах мультиагентних систем (MAS), у яких агенти функціонують автономно, але координують свої дії для досягнення глобальних цілей управління транспортними потоками.

На рис. 1 представлено архітектуру запропонованої інтелектуальної інформаційної системи управління транспортними потоками. Вона включає підсистеми збору даних, локальні, регіональні та глобальні агенти, модуль прогнозування транспортних потоків і систему підтримки ухвалення рішень, які забезпечують формування ефективних керуючих впливів на транспортну мережу міста.

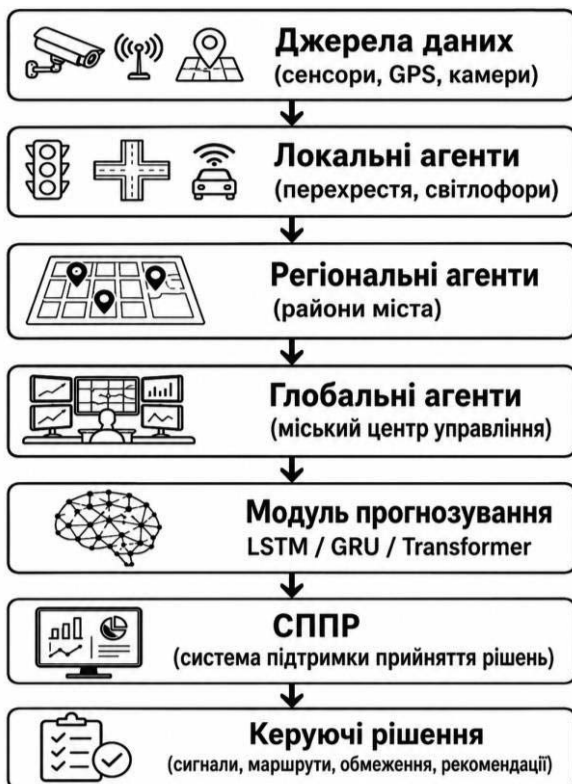


Рис. 1. Архітектура інтелектуальної інформаційної системи управління міськими транспортними потоками на основі багаторівневої агентної архітектури

Для формалізації багаторівневої агентної архітектури інформаційну систему

управління транспортними потоками представимо у вигляді мультиагентної системи:

$$MAS = \{A_L, A_R, A_G, C\}, \quad (1)$$

де A_L – множина локальних агентів, що забезпечують збір та первинне оброблення транспортних даних, адаптивне керування світлофорними об'єктами та локальну оптимізацію руху, A_R – множина регіональних агентів, призначених для координації груп локальних агентів і багатокритеріального аналізу транспортної ситуації в окремих районах міста, A_G – множина глобальних агентів, які реалізують стратегічне управління транспортними потоками на рівні міста, $C = \{c_{ij}\}$ – множина каналів інформаційної взаємодії між агентами різних рівнів. Множина каналів C забезпечує обмін даними моніторингу, результатами прогнозування транспортних потоків та керуючими командами між локальним, регіональним і глобальним рівнями системи.

Взаємодія між агентами здійснюється шляхом передавання інформаційних повідомлень:

$$c_{ij}: (a_i, a_j) \rightarrow M, \quad (2)$$

де c_{ij} – канал інформаційної взаємодії між агентами a_i та a_j , M – множина інформаційних повідомлень, що містять дані моніторингу, результати прогнозування та керуючі команди. Така формалізація дозволяє описати процеси збору, аналізу, прогнозування та координації транспортних даних у межах єдиного багаторівневого інформаційного середовища.

Локальний рівень забезпечує збір та первинне оброблення даних від сенсорів, відеокамер, GPS-пристроїв та інших джерел інформації. Локальні агенти реалізують адаптивне керування світлофорними об'єктами, короткострокове прогнозування транспортних потоків, локальну оптимізацію маршрутів та підтримку пріоритетного руху громадського транспорту [6, 13]. Крім того, вони забезпечують оперативне реагування на затори, аварії та інші нестандартні ситуації.

Регіональний рівень координує роботу групи локальних агентів у межах окремого району міста. На цьому рівні здійснюється інтеграція даних, аналіз транспортної ситуації та багатокритеріальна оптимізація

руху з урахуванням затримок, пропускної здатності, енергоспоживання та екологічних показників [11, 14]. Регіональні агенти виконують роль проміжної ланки між локальним і глобальним рівнями управління.

Глобальний рівень реалізує стратегічне управління транспортними потоками на рівні міста. Глобальні агенти здійснюють аналіз великих масивів даних, прогнозування транспортних процесів, формування стратегій оптимізації та підтримку ухвалення рішень для міських органів управління [11-12, 17]. Крім того, забезпечується взаємодія з іншими інформаційними системами міста, зокрема енергетичними, логістичними та екологічними платформами в межах концепції Smart City.

Модель підтримки прийняття рішень. Однією з ключових функцій запропонованої інтелектуальної інформаційної системи є підтримка ухвалення рішень щодо управління транспортними потоками в умовах динамічної зміни транспортної ситуації [19-20, 22]. Для цього використовується механізм багатокритеріального оцінювання альтернативних керуючих впливів, який дозволяє обирати найбільш ефективне рішення з урахуванням транспортних, екологічних та енергетичних показників.

Нехай множина можливих керуючих рішень визначається як:

$$A = \{a_1, a_2, \dots, a_n\}, \quad (3)$$

де a_i – альтернативне керуюче рішення, що може включати зміну параметрів світлофорного регулювання, перенаправлення транспортних потоків, надання пріоритету громадському транспорту або застосування інших заходів керування.

Для оцінювання ефективності кожного рішення використовується інтегральна функція корисності:

$$F(a_i) = w_1 \tilde{D}_i + w_2 \tilde{E}_i + w_3 \widetilde{CO_{2,i}} + w_4 \tilde{R}_i, \quad (4)$$

де $F(a_i)$ – інтегральна функція оцінювання, $\tilde{D}_i$ – прогнозована середня затримка транспортних засобів після застосування рішення a_i , $\tilde{E}_i$ – прогнозоване енергоспоживання транспортної системи, $\widetilde{CO_{2,i}}$ – прогнозований рівень викидів вуглекислого газу, $\tilde{R}_i$ – ризик виникнення або подальшого розвитку перевантаження транспорт-

ної мережі, w_1, w_2, w_3, w_4 – вагові коефіцієнти критеріїв.

Для забезпечення коректності багатокритеріального оцінювання вагові коефіцієнти повинні задовольняти умову:

$$\sum_{j=1}^4 w_j = 1, \quad (5)$$

де величина кожного коефіцієнта визначається відповідно до пріоритетів транспортної політики міста.

Ризик перевантаження транспортної мережі визначається як функція рівня завантаженості дорожньої інфраструктури:

$$R_i = \frac{1}{M} \sum_{l=1}^M \frac{x_l(a_i)}{C_l}, \quad (6)$$

де x_l – інтенсивність транспортного потоку на ділянці l , C_l – пропускна здатність відповідної ділянки, M – кількість контрольованих ділянок транспортної мережі.

Оптимальне керуюче рішення визначається шляхом мінімізації інтегральної функції корисності:

$$a^* = \arg \min_{a_i \in A} F(a_i), \quad (7)$$

де a^* – оптимальне рішення, яке забезпечує найкращий баланс між транспортною ефективністю, екологічністю, енергоефективністю та стійкістю функціонування транспортної мережі.

Таким чином, запропонована модель підтримки ухвалення рішень дозволяє інтегрувати результати прогнозування транспортних потоків, отримані за допомогою моделей LSTM, GRU та Transformer, у процес формування керуючих впливів [5, 16, 21]. Це забезпечує адаптивне управління транспортними потоками в режимі реального часу та підвищує ефективність функціонування всієї багаторівневої агентної інформаційної системи.

Запропонована багаторівнева агентна архітектура забезпечує інтеграцію процесів збору, оброблення, аналізу та прогнозування транспортних даних у межах єдиного інформаційного середовища управління транспортними потоками [14, 19, 22]. Поєднання автономності локальних агентів, координації регіонального рівня та стратегічного управління на глобальному рівні створює основу для ефективної підтримки ухвалення рішень і адаптивного керування транспортною мережею міста.

Симуляційні експерименти. Для апробації запропонованої інтелектуальної інформаційної системи управління транспортними потоками проведено серію симуляційних експериментів у середовищах SUMO, AnyLogic та Aimsun. SUMO використовувався для моделювання транспортних потоків у режимі реального часу, AnyLogic – для агентного моделювання процесів взаємодії компонентів інформаційної системи, а Aimsun – для детального аналізу транспортних процесів та перевірки стійкості алгоритмів керування.

Основною метою моделювання є оцінювання ефективності багаторівневої агентної архітектури та алгоритмів штучного інтелекту під час управління транспортними потоками в умовах високого навантаження.

Для дослідження обрано сценарій «Години пік у місті Львові», який відтворює умови інтенсивного щоденного трафіку. У моделі використано транспортну мережу міста Львова, що включає основні магістралі, перехрестя та локальні вулиці. Локальні агенти здійснюють адаптивне керування світлофорними об'єктами та маршрутами на основі даних моніторингу, тоді як прогнозування транспортних потоків реалізовано за допомогою моделей LSTM та GRU [7-10, 22]. Отримані прогнози інтегруються у механізми підтримки прийняття рішень для адаптивної зміни світлофорних циклів і перенаправлення транспортних потоків.

Ефективність функціонування інформаційної системи оцінюється за транспортними, екологічними та енергетичними показниками, зокрема середньою затримкою транспортних засобів, середньою швидкі-

стю руху, рівнем викидів CO₂ та енергоспоживанням.

У дослідженні середня затримка транспортних засобів використовується як базовий показник ефективності управління транспортними потоками та визначається за формулою:

$$D_{avg} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (t_i^{fact} - t_i^{ideal}), \quad (8)$$

де N – кількість транспортних засобів, що брали участь у симуляції, t_i^{fact} – фактичний час поїздки для i -го транспортного засобу, а t_i^{ideal} – ідеальний час руху без затримок.

Застосування моделей LSTM та GRU дозволяє прогнозувати інтенсивність руху на 5–10 хвилин наперед та адаптувати параметри керування відповідно до прогнозованого стану транспортного середовища. Зменшення значення D_{avg} свідчить про підвищення ефективності функціонування інформаційної системи, а також супроводжується зростанням середньої швидкості руху та зниженням викидів CO₂ й енергоспоживання [8-10, 12]. Для оцінювання ефективності запропонованої інтелектуальної інформаційної системи управління транспортними потоками у сценарії «Години пік у місті Львові» проведено порівняльний аналіз транспортних, екологічних та енергетичних показників.

У табл. 1 наведено результати симуляційного моделювання в середовищі SUMO для трьох режимів функціонування: без використання інформаційної системи, локального адаптивного керування та багаторівневої агентної архітектури з використанням моделей прогнозування LSTM і GRU.

Таблиця 1.

Результати оцінювання ефективності режимів управління транспортними потоками у сценарії «Години пік у Львові»

Режим функціонування інформаційної системи	Середня затримка D_{avg} , с	Середня швидкість, км/год	Викиди CO ₂ , кг	Енергоспоживання, МДж
Без використання інформаційної системи	420	18	520	3500
Локальний рівень управління	310	23	440	2800
Багаторівнева агентна архітектура	250	27	380	2300

Дані табл. 1 свідчать, що застосування багаторівневої агентної архітектури та алгоритмів штучного інтелекту дозволяє зменшити середню затримку транспортних засобів, підвищити середню швидкість руху, а також покращити екологічні та енергетичні показники порівняно з традиційними підходами керування.

Сценарій «Аварійні ситуації» призначений для дослідження функціонування інтелектуальної інформаційної системи управління транспортними потоками в умовах дорожньо-транспортних пригод, перекриття смуг руху або інших інцидентів, що знижують пропускну здатність дорожньої мережі [4-5, 14, 21]. Метою моделювання є оцінювання ефективності багаторівневої агентної архітектури щодо виявлення інцидентів, прогнозування їх наслідків та адаптивного реагування.

На першому етапі система здійснює виявлення та класифікацію інцидентів на основі даних сенсорів, камер відеоспостереження та телематичних джерел [6, 13]. Вплив інциденту на пропускну здатність дороги визначається за формулою:

$$C' = C \cdot (1 - \alpha), \quad (9)$$

де C – номінальна пропускна здатність ділянки дороги, $\alpha \in [0,1]$ – коефіцієнт зниження пропускну здатності внаслідок інциденту, C' – фактична пропускна здатність після події.

Після виявлення події виконується прогнозування зміни транспортних потоків із використанням моделей LSTM та GRU:

$$Q_{t+\Delta t} = f(Q_t, V_t, C', \Delta t), \quad (10)$$

де Q_t – поточна інтенсивність руху, V_t – середня швидкість потоку, C' – пропускна здатність після інциденту.

На основі прогнозів регіональні агенти координують роботу локальних контролерів, адаптують світлофорні плани та забезпечують перенаправлення транспортних потоків [4-5, 14]. Ефективність керування оцінюється за середньою затримкою транспортних засобів:

$$\min D_{avg} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (t_i^{fact} - t_i^{ideal}), \quad (11)$$

де t_i^{fact} – фактичний час руху автомобіля, t_i^{ideal} – час руху за відсутності заторів, N –

кількість транспортних засобів у зоні впливу.

Середня швидкість транспортного потоку визначається як:

$$V_{avg} = \frac{\sum_{i=1}^N L_i}{\sum_{i=1}^N t_i^{fact}}, \quad (12)$$

де L_i – пройдена дистанція i -м транспортним засобом.

Для оцінювання екологічної ефективності системи використовується модель розрахунку викидів CO_2 :

$$E_{CO_2} = \sum_{v=1}^N \sum_{k=1}^T \epsilon(v_{v,k}, \alpha_{v,k}) \Delta t, \quad (13)$$

де $\epsilon(\cdot)$ – профіль викидів (г/с) залежно від швидкості v і прискорення α , Δt – крок часу.

У практиці транспортного моделювання часто застосовують спрощений підхід, який ґрунтується на емісійних коефіцієнтах для певних типів доріг або транспортних засобів. У такому разі викиди розраховуються за формулою:

$$E_{CO_2} = \sum_{l \in L} e_l \cdot x_l \cdot L_l, \quad (14)$$

де L – множина ділянок транспортної мережі, e_l – питомий коефіцієнт викидів на ділянці l (г/км на автомобіль), x_l – інтенсивність руху на ділянці l (авт./год), L_l – довжина ділянки дороги.

Енергоспоживання транспортних засобів оцінюється з урахуванням швидкості та прискорення руху:

$$EC = \sum_{v=1}^N \sum_{k=1}^T P(v_{v,k}, \alpha_{v,k}) \Delta t, \quad (15)$$

де $P(\cdot)$ – миттєва потужність двигуна, яка залежить від швидкості v та прискорення α , Δt – часовий крок моделювання, EC – загальне енергоспоживання за розглянутий період.

Крок 4. Оптимізація маршрутів і перенаправлення потоків

Глобальні агенти формують альтернативні маршрути об'їзду та реалізують багатокритеріальну оптимізацію транспортних потоків з урахуванням часу руху, викидів CO_2 та енергоспоживання:

$$\min J = \sum_{p \in P} (\alpha \cdot T_p + \beta \cdot E_{CO_2,p} + \gamma \cdot E_{eng,p}), \quad (16)$$

де P – множина можливих маршрутів, T_p – середній час у дорозі за маршрутом p , $E_{CO_2,p}$ – обсяг викидів CO_2 для маршруту p , $E_{eng,p}$ – енергоспоживання для маршруту p , α, β, γ – вагові коефіцієнти, що відображають

пріоритетність критеріїв (наприклад, мінімізація часу, екологічність чи енергоефективність).

Водночас на систему накладаються обмеження пропускної здатності доріг:

$$\sum_{p \in P_l} x_p \leq C'_l, \quad \forall l \in L, \quad (17)$$

де x_p – інтенсивність руху за маршрутом p , P_l – множина маршрутів, що проходять через ділянку l , C'_l – фактична пропускна здатність ділянки l після аварії.

Баланс потоків (збереження кількості автомобілів):

$$\sum_{p \in P} x_p = Q, \quad (18)$$

де Q – сумарний транспортний попит у зоні впливу аварії.

Таким чином, багаторівнева агентна архітектура забезпечує узгоджене перенаправлення транспортних потоків з урахуванням транспортних, екологічних та енергетичних критеріїв.

Крок 5. Оцінювання ефективності реагування

Після виконання адаптивних заходів система здійснює оцінку ефективності реагування [20-21]. Порівнюються показники транспортних потоків у базовому сценарії

(без втручання) та після застосування багаторівневої координації.

Ефект від реагування визначається як відносне покращення:

$$\eta = \frac{M_{base} - M_{IIS}}{M_{base}} \cdot 100\%, \quad (19)$$

де M_{base} – значення показника без використання інформаційної системи, M_{IIS} – значення показника після застосування запропонованої інтелектуальної інформаційної системи, η – відсоток покращення.

Для оцінювання ефективності запропонованої інтелектуальної інформаційної системи управління транспортними потоками в умовах аварійних ситуацій проведено моделювання у середовищі AnyLogic [4-5, 14, 21]. Результати порівнюють ключові показники функціонування транспортного середовища за трьома режимами: без використання інформаційної системи, за локального адаптивного керування та у разі застосування багаторівневої агентної архітектури.

У табл. 2 наведено результати оцінювання середньої затримки транспортних засобів, середньої швидкості руху, викидів CO₂ та енергоспоживання.

Таблиця 2.

Результати оцінювання ефективності режимів управління транспортними потоками у сценарії «Аварійні ситуації»

Режим функціонування інформаційної системи	Середня затримка D_{avg} , с	Середня швидкість, км/год	Викиди CO ₂ , кг	Енергоспоживання, МДж
Без використання інформаційної системи	600	15	680	4200
Локальний рівень управління	470	19	540	3400
Багаторівнева агентна архітектура	320	24	420	2600

Дані табл. 2 свідчать, що використання багаторівневої агентної архітектури забезпечує суттєве зменшення середньої затримки транспортних засобів та підвищення середньої швидкості руху порівняно з базовим сценарієм і локальним адаптивним керуванням. Одночасно спостерігається зниження викидів CO₂ та енергоспоживання завдяки адаптивному перенаправленню транспортних потоків і координації дій агентів різних рівнів [5, 14, 21]. Отри-

мані результати підтверджують ефективність запропонованої інтелектуальної інформаційної системи щодо підтримки ухвалення рішень та підвищення стійкості транспортного середовища в умовах аварійних ситуацій [19-20, 22].

Сценарій 3. Перевантаження маршрутів

Перевантаження маршрутів виникає внаслідок перевищення транспортного попиту над пропускною спроможністю окре-

мих ділянок мережі та призводить до зростання затримок, зниження швидкості руху, збільшення викидів CO₂ та енергоспоживання [11, 27-28]. Для міста Львова така проблема є особливо актуальною через обмежені можливості об'їзду центральної частини міста. Метою сценарію є оцінювання ефективності багаторівневої агентної архітектури щодо виявлення, прогнозування та усунення наслідків перевантаження маршрутів.

Крок 1. Виявлення перевантаження (Detection) маршрутів

Метою є виявлення ділянок/маршрутів, де фактичне навантаження систематично перевищує допустимий рівень, досягнувши порогу, що потребує втручання інформаційної системи управління транспортом.

Основні показники: потік на ділянці $x_i(t)$ (авт./год або пас./год); пропускна спроможність ділянки C_l (авт./год); довжина черги $q_i(t)$ (м або кількість транспортних засобів у черзі); середня швидкість $v_i(t)$; коефіцієнт завантаженості (utilization), який обчислюється за формулою:

$$u_i(t) = \frac{x_i(t)}{C_l}, \quad (20)$$

Критерій виявлення перевантаження визнається, якщо виконуються одна або кілька з умов:

1. $u_i(t) > u_{th}$, де типовий поріг $u_{th} \in [0.80, 0.90]$.
2. $q_i(t) > q_{th}$, (наприклад, $q_{th} = 50$ авт. або черга > 200 м).
3. $v_i(t) > \mu_v v_i^{ff}$, (наприклад $\mu_v = 0.6$ від вільної швидкості).

Для статистичної перевірки використовують контрольні діаграми або CUSUM:

$$S_t = \max(0, S_{t-1} + z_t - k), \quad (21)$$

де z_t – нормалізована спостережувана величина (наприклад, $u_i(t)$), k – порогова відмітка; якщо $S_t > h$, – сигнал перевантаження.

Такий багатовимірний критерій дозволяє зменшити хибні спрацювання і фокусуватися на стійких перевантаженнях.

Крок 2. Класифікація та оцінка масштабу події

Для оцінювання масштабу події використовується класифікація перевантажень на локальні, регіональні та системні залежно від територіального охоплення та тривалості впливу [4, 14, 21]. Це дозволяє

обирати відповідний рівень управлінського реагування.

Крок 3. Прогнозування розвитку перевантаження

Прогнозування розвитку перевантаження виконується за допомогою моделей LSTM, GRU та Transformer для окремих ділянок мережі та OD-пар. Для локального прогнозування використовується модель:

$$\hat{x}_{t+1}^l = f(x_t^l, x_{t-1}^l, \dots, x_{t-k}^l), \quad (22)$$

де k – довжина історичних даних, а $\hat{x}_{t+1}^l$ – прогнозоване значення для наступного кроку. Такий підхід дозволяє точно відслідковувати локальні «вузькі місця» та реагувати на них у реальному часі.

Для прогнозування попиту між зонами міста використовується модель:

$$\hat{q}_{t+1}^{OD} = q(q_t^{OD}, q_{t-1}^{OD}, \dots, q_{t-k}^{OD}), \quad (23)$$

Отримані прогнози використовуються під час формування керуючих рішень на регіональному та глобальному рівнях.

Крок 4. Формування набору втручань (control set)

На даному етапі формується множина допустимих керуючих впливів:

$$u(t) = \{S_i(t), r_{od,p}(t), P_{bus}(t), LA_l(t), \pi_{info}(t)\}, \quad (24)$$

де $S_i(t)$ – параметри світлофорного регулювання, $r_{od,p}(t)$ – розподіл транспортних потоків між маршрутами, $P_{bus}(t) \in \{0, 1\}$ – пріоритет громадського транспорту, $LA_l(t)$ – управління смугами руху, $\pi_{info}(t)$ – інформаційна підтримка користувачів.

Обмеження враховують технічні характеристики транспортної інфраструктури та допустимі межі зміни параметрів керування.

Крок 5. Оптимізаційна модель перенаправлення (Routing re-allocation)

Метою даного кроку є знайти оптимальний розподіл потоків по альтернативних маршрутах та параметри локальних сигналів, що мінімізують сумарні негативні ефекти (час в дорозі, викиди, енергоспоживання, операційні витрати), за заданих обмежень [18, 20].

Формалізація даної моделі (динамічний багатокритеріальний варіант):

Нехай P_{od} – множина доступних маршрутів для OD-пари (o, d) , а $f_p(t + \tau)$ – потік (авт./год або пас./год) по маршруту p у момент $t + \tau$. Тоді оптимізаційна задача для одного горизонту має вигляд:

$$\min_{f_p, S_i} J = \sum_{\tau=1}^H \sum_p \left(\alpha T_p(f(t)) + \beta E_{CO_2,p}(f(t)) + \gamma E_{eng,p}(f(t)) + \delta C_{oper}(u) \right), \quad (25)$$

$$\begin{cases} \sum_{p \in P_{od}} f_p(\tau) = Q_{od}(\tau), \quad \forall (o, d), \quad \forall \tau \\ x_l(\tau) = \sum_{p \ni l} f_p(\tau), \quad \forall l, \quad \forall \tau \\ x_l(\tau) \leq C_l'(\tau), \quad \forall l, \quad \forall \tau \\ S_i^{min} \leq S_i(\tau) \leq S_i^{max}, \quad \forall i, \quad \forall \tau \\ |f_p(\tau) - f_p(\tau - 1)| \leq \Delta f_{max}, \quad \forall p, \tau \end{cases}, \quad (26)$$

де $T_p(f)$ – середній час у дорозі по маршруту p (залежить від потоків через функції витрат на зв'язках $t_l(x_l)$, $E_{CO_2,p}(f)$, $E_{eng,p}(f)$ – викиди та енергія, агреговані за маршрутом p (можуть обчислюватись як суми по зв'язках), $C_{oper}(u)$ – операційні/соціальні витрати від застосування заходів (повідомлень, обмежень, зміни смуг), $\alpha, \beta, \gamma, \delta$ – ваги критеріїв; вибір ваг приводить до різного компромісу між часом, екологією, енергією і витратами.

Крок 6. Модель вибору маршруту (поведінкова складова)

У цьому кроці описується, як користувачі реагують на рекомендації/інформацію і як формуються фактичні потоки РоР.

Logit-модель імовірності вибору маршруту p для OD-пари:

$$P_p(t) = \frac{\exp(-\theta C_p(t))}{\sum_{q \in P_{od}} \exp(-\theta C_q(t))}, \quad (27)$$

де $C_p(t)$ – очікувана «вартість» маршруту p , яка може включати різні компоненти: часові витрати τ_p (у хвилини), переведені у вартісний показник еквівалентні викиди CO_2 , платні тарифи (у разі використання платних доріг); θ – параметр чутливості громадян до різниці у витратах.

Оновлення потоків: $f_p(t + \Delta t) = P_p(t) Q_{od}(t + \Delta t)$.

Оптимізаційна модель оцінює вартість або втрати системи $C_p(t)$ після застосування втручань, а також враховує очікувану поведінку користувачів транспортної мережі, описану через функцію прогнозу P_p [12, 20]. У рамках підходу Model Predictive Control (MPC) процес відбувається ітеративно: спочатку оптимізатор фо-

мує керуючі рішення у вигляді змінних перенаправлення потоків $r_{od,p}$, далі на основі цих рішень виконується прогноз значення показника C_p , після чого за допомогою поведінкової моделі (наприклад, Logit-моделі) визначаються фактичні транспортні потоки f_p , що відображають реакцію користувачів на запропоновані зміни.

Крок 7. Реалізація заходів у симуляторі та інформування користувачів

Отримані оптимізаційні рішення інтегруються у симуляційне середовище шляхом зміни світлофорних планів, параметрів маршрутів та інформаційних повідомлень для користувачів. У результаті симулятор обчислює новий стан мережі: інтенсивність потоків, довжину черг, середню швидкість та середній час затримки [5, 12, 21]. Якщо перевантаження зберігається, запускається новий цикл оптимізації відповідно до концепції Model Predictive Control (MPC).

Крок 8. Оцінювання ефективності та показники надійності

Оцінювання ефективності сценарію здійснюється на основі низки кількісних метрик, що відображають якість функціонування транспортної системи в умовах транспортного перевантаження [18, 27]. Одним із ключових показників є середня затримка, яка визначає різницю між фактичним часом подорожі та ідеальним часом руху без заторів. Формально вона обчислюється за формулою (8).

Ефективність запропонованого підходу оцінюється за показниками середньої затримки, середньої швидкості руху, викидів CO_2 , енергоспоживання та надійності часу поїздки. Для оцінювання надійності використовується стандартне відхилення:

$$\sigma_T = \sqrt{\frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (T_i - \bar{T})^2}, \quad (28)$$

де T_i – тривалість поїздки i -го транспортного засобу, $\bar{T}$ – середнє значення тривалості поїздки.

Таким чином, поєднання наведених метрик дозволяє всебічно оцінити ефективність реалізованих втручань від зниження транспортних затримок до екологічної та енергетичної доцільності [11, 18, 20], а також забезпечує аналіз стабільності функці-

онування транспортної системи в умовах транспортного перевантаження.

Для ілюстрації практичної цінності запропонованих методів управління проведено серію симуляційних експериментів у середовищі Aimsun за сценарієм перевантаження транспортних маршрутів у місті Львові. Порівнювалися три режими функ-

ціонування інформаційної системи: базовий, локальне адаптивне керування та багаторівнева агентна координація [5, 14, 21]. Для кожного режиму оцінювалися середня затримка транспортних засобів, середня швидкість руху, викиди CO₂ та енергоспоживання. Результати наведено у табл. 3.

Таблиця 3.

Результати оцінювання ефективності режимів управління транспортними потоками у сценарії «Перевантаження маршрутів»

Режим функціонування інформаційної системи	Середня затримка, с	Середня швидкість, км/год	Викиди CO ₂ , кг	Енергоспоживання, МДж
Без використання інформаційної системи	550	17	610	3800
Локальний рівень управління	410	22	480	3000
Багаторівнева агентна архітектура	290	26	360	2400

Дані табл. 3 свідчать, що використання багаторівневої агентної архітектури забезпечує найкращі результати за всіма досліджуваними показниками. Порівняно з базовим режимом середня затримка зменшується на 47,3 %, середня швидкість руху зростає на 52,9 %, а викиди CO₂ та енергоспоживання скорочуються відповідно на 41,0 % та 36,8 %. Це підтверджує ефективність запропонованої інтелектуальної інформаційної системи управління транспортними потоками в умовах перевантаження маршрутів.

Для перевірки статистичної значущості отриманих результатів виконано серію незалежних запусків моделі, за результатами яких відмінності між базовим режимом та запропонованою системою були статистично значущими за умови рівня довіри 95 % ($p < 0,05$).

Отримані результати свідчать, що поєднання механізмів прогнозування транспортних потоків та багаторівневої координації агентів дозволяє своєчасно виявляти критичні ділянки транспортної мережі та формувати ефективні керуючі впливи.

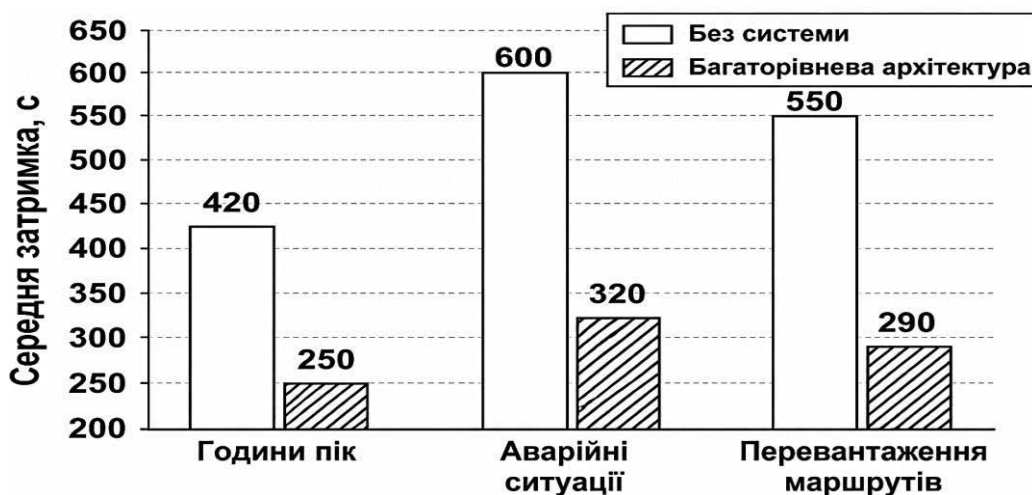


Рис. 2. Порівняння середньої затримки транспортних засобів у різних сценаріях функціонування транспортної мережі

Крім того, забезпечується підвищення стійкості функціонування транспортної інфраструктури в умовах нерівномірного розподілу транспортного навантаження та динамічної зміни дорожньої ситуації.

Для наочного представлення результатів порівняння середньої затримки транспортних засобів у різних сценаріях побудовано рис. 2.

Як видно з рис. 2, багаторівнева агентна архітектура забезпечує найменшу середню затримку транспортних засобів у всіх досліджених сценаріях порівняно з базовим режимом. Найбільший ефект спостерігається в умовах аварій та перевантаження маршрутів.

Порівняльний аналіз запропонованої інформаційної системи з існуючими рішеннями. На відміну від підходів SURTRAC, MADRL та KS-DDPG, запропонована інтелектуальна інформаційна система управління транспортними потоками побудована на принципах багаторівневої агентної архітектури [14, 21]. Управління здійснюється не лише на локальному рівні окремих перехресть і ділянок транспортної мережі, а й на регіональному та глобальному рівнях, що забезпечує координацію агентів з урахуванням поточного стану всієї транспортної інфраструктури. Це дозволяє уникнути фрагментації керування, характерної для SURTRAC, де рішення ухвалюються переважно локально.

Порівняно з MADRL та KS-DDPG, які орієнтовані переважно на навчання агентів у динамічному середовищі, запропонована система поєднує механізми прогнозу аналітики та багаторівневої координації [5, 16, 21]. Для прогнозування транспортних потоків використовуються моделі LSTM, GRU та Transformer, що дозволяють враховувати як короткострокові зміни інтенсивності руху, так і довгострокові закономірності транспортного попиту [7-10]. На відміну від KS-DDPG, який потребує значних обчислювальних ресурсів і великих навчальних вибірок, запропонований підхід використовує гібридну оптимізаційну модель, що забезпечує вищу стійкість і практичну придатність у реальних умовах міського середовища.

За показниками масштабованості та адаптивності система також демонструє переваги над існуючими рішеннями. Якщо SURTRAC ефективно працює переважно на рівні окремих перехресть, то багаторівнева агентна архітектура забезпечує масштабування від локальних об'єктів до рівня міста [4, 14, 19-20]. Порівняно з MADRL запропонований підхід характеризується кращою інтерпретованістю результатів завдяки використанню формалізованих механізмів багатокритеріальної оптимізації та підтримки ухвалення рішень.

Особливістю розробленої системи є орієнтація на принципи сталого розвитку. На відміну від SURTRAC, MADRL та KS-DDPG, де основними критеріями оптимізації є зменшення затримок або підвищення пропускної здатності мережі, у запропонованій системі одночасно враховуються транспортні, екологічні та енергетичні показники [2, 6, 11, 18]. Оптимізаційна модель мінімізує не лише середню затримку транспортних засобів, а й викиди CO₂ та енергоспоживання, забезпечуючи комплексне оцінювання ефективності управлінських рішень.

Для узагальнення результатів порівняльного аналізу виконано зіставлення функціональних можливостей запропонованої інформаційної системи з найбільш поширеними сучасними підходами управління транспортними потоками.

Дані табл. 4 свідчать, що запропонована інформаційна система відрізняється від існуючих підходів наявністю багаторівневої агентної архітектури, інтегрованих механізмів підтримки ухвалення рішень та багатокритеріальної оптимізації, яка одночасно враховує транспортні, екологічні та енергетичні показники.

Для наочного представлення результатів порівняльного аналізу функціональних можливостей підходів побудовано рис. 3. Оцінювання виконано за умовною шкалою від 0 до 3, де 0 означає відсутність функції, 1 – локальну або обмежену реалізацію, 2 – розширену реалізацію, 3 – повноцінну реалізацію функції.

Таблиця 4.

Порівняння функціональних можливостей підходів

Підхід	Прогнозування транспортних потоків	Рівень управління	Підтримка прийняття рішень	Критерії оптимізації
SURTRAC	Локальне прогнозування	Локальний	Відсутня	Зменшення затримок
MADRL	На основі RL	Локальний	Обмежена	Пропускна здатність
KS-DDPG	На основі DRL	Локальний	Обмежена	Затримки та потоки
Запропонована система	LSTM, GRU, Transformer	Локальний, регіональний, глобальний	Повноцінна СППР	Затримки, CO ₂ , енергоспоживання

Примітка. RL – навчання з підкріпленням; DRL – глибоке навчання з підкріпленням; LSTM – Long Short-Term Memory; GRU – Gated Recurrent Unit; СППР – система підтримки ухвалення рішень.

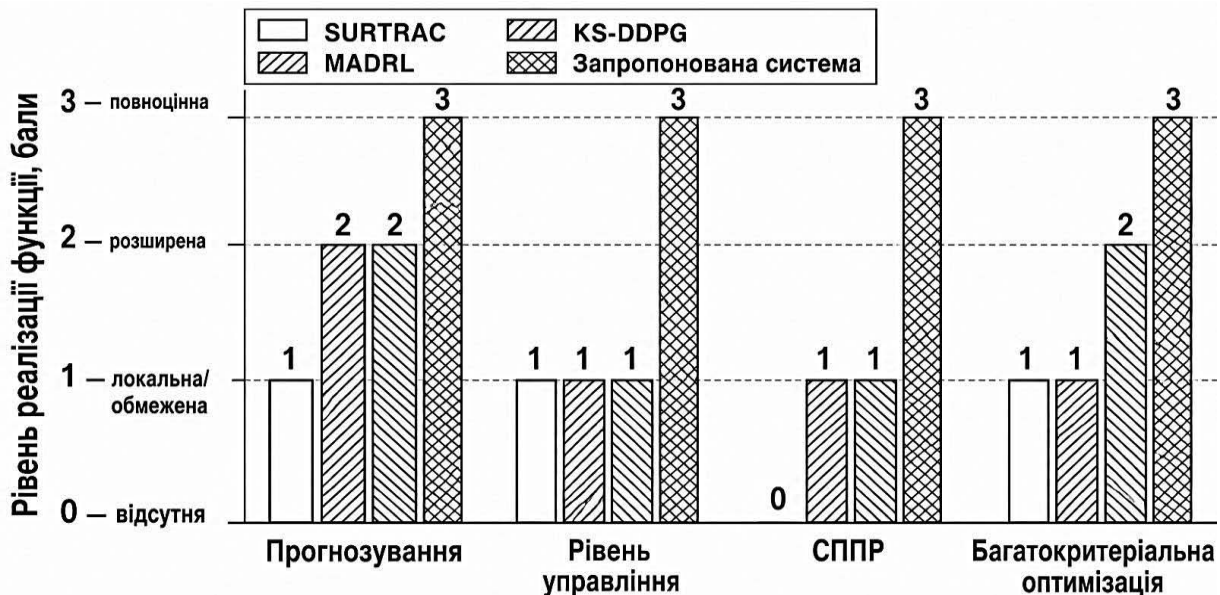


Рис. 3. Порівняння функціональних можливостей підходів до управління транспортними потоками

Таким чином, запропонована інтелектуальна інформаційна система управління транспортними потоками поєднує переваги децентралізованого керування, прогнозової аналітики, багаторівневої агентної взаємодії та багатокритеріальної оптимізації [22, 24, 26]. Це забезпечує підвищення ефективності управління транспортними потоками, підтримку ухвалення рішень у режимі реального часу та зменшення негативного впливу транспортної інфраструктури на довкілля [25].

Отримані результати симуляційного моделювання підтверджують, що використання багаторівневої агентної архітектури забезпечує підвищення ефективності управління транспортними потоками на 30–45 % залежно від сценарію функціонування транспортної мережі.

3. Обговорення результатів

Отримані результати симуляційного моделювання підтверджують ефективність запропонованої інтелектуальної інформаційної системи управління транспортними потоками.

ційної системи управління міськими транспортними потоками, побудованої на основі багаторівневої агентної архітектури [5, 14, 21]. В усіх досліджених сценаріях – години пік, аварійні ситуації та перевантаження маршрутів – система забезпечила покращення транспортних, екологічних та енергетичних показників порівняно як із базовим режимом функціонування транспортної мережі, так і з локальним адаптивним керуванням.

Найбільший ефект спостерігався у сценаріях аварійних ситуацій та перевантаження маршрутів, де багаторівнева координація агентів дозволила своєчасно виявляти проблемні ділянки мережі, прогнозувати розвиток транспортної ситуації та формувати оптимальні керуючі впливи [21]. Застосування моделей штучного інтелекту LSTM, GRU та Transformer забезпечило можливість врахування часових закономірностей зміни транспортних потоків, що підвищило якість прогнозування та підтримки ухвалення рішень.

Порівняння із сучасними підходами SURTRAC, MADRL та KS-DDPG показало, що запропонована інформаційна система має переваги щодо масштабованості, адаптивності та багатокритеріальної оптимізації [5, 16, 21]. На відміну від існуючих рішень, у розробленій системі поєднуються механізми прогновної аналітики, багаторівневої агентної взаємодії та підтримки ухвалення рішень із урахуванням транспортних, екологічних та енергетичних критеріїв [20, 22, 25]. Це забезпечує комплексний підхід до управління транспортними потоками в умовах сучасного міського середовища.

Разом з тим отримані результати базуються на симуляційному моделюванні транспортної мережі міста Львова в середовищах SUMO, AnyLogic та Aimsun. Подальші дослідження доцільно спрямувати на практичну апробацію запропонованої інформаційної системи в реальних умовах функціонування міської транспортної інфраструктури, а також на інтеграцію технологій V2X, цифрових двійників та автономного транспорту [6, 13]. Отримані результати також свідчать про потенційну масштабованість запропонованої багаторівневої агентної архітектури, оскільки розподіл фу-

нкцій між локальним, регіональним та глобальним рівнями управління дозволяє забезпечити ефективне функціонування системи зі зростанням розміру транспортної мережі та кількості керованих об'єктів.

Важливою особливістю запропонованої інформаційної системи є можливість масштабування від окремих транспортних вузлів до рівня всієї міської транспортної мережі без суттєвого зростання складності процесів управління [17, 24, 26]. Багаторівнева агентна архітектура забезпечує розподілене оброблення даних і зменшує навантаження на центральні компоненти системи, що є важливим для впровадження в умовах концепції Smart City.

Додатковою перевагою запропонованого підходу є можливість інтеграції механізмів інформаційної безпеки та захисту мережевої взаємодії агентів, включно із контролем довіри між агентами, виявлення аномальної поведінки компонентів системи та захист каналів міжрівневої взаємодії [15, 24, 26]. Використання графових моделей аналізу взаємозв'язків та механізмів оцінювання взаємодії агентів створює передумови для подальшого розвитку захищених інтелектуальних транспортних платформ.

Висновки

У роботі розроблено концепцію інтелектуальної інформаційної системи управління міськими транспортними потоками на основі багаторівневої агентної архітектури, яка забезпечує інтеграцію процесів збору, оброблення, аналізу та прогнозування транспортних даних у межах єдиного інформаційного середовища підтримки ухвалення рішень.

Запропонована архітектура включає локальний, регіональний та глобальний рівні агентної взаємодії, що дозволяє реалізувати адаптивне керування транспортними потоками з урахуванням поточного стану транспортної мережі та прогнозованих змін транспортного попиту.

Для прогнозування транспортних процесів використано моделі штучного інтелекту LSTM, GRU та Transformer, які забезпечують врахування часових залежнос-

тей і підвищують якість формування керуючих рішень у режимі реального часу.

Проведені симуляційні експерименти в середовищах SUMO, AnyLogic та Aimsun для сценаріїв «Години пік», «Аварійні ситуації» та «Перевантаження маршрутів» підтвердили ефективність запропонованого підходу. Отримані результати показали зменшення середньої затримки транспортних засобів, підвищення середньої швидкості руху, а також зниження викидів CO₂ та енергоспоживання порівняно з традиційними підходами до управління транспортними потоками.

Порівняльний аналіз із сучасними системами SURTRAC, MADRL та KS-DDPG підтвердив переваги запропонованої інформаційної системи щодо масштабованості, адаптивності, багаторівневої координації та багатокритеріальної оптимізації.

Перспективами подальших досліджень є розроблення розширених механізмів підтримки ухвалення рішень, інтеграція технологій V2X, цифрових двійників транспортної інфраструктури та засобів автономного транспорту для створення комплексних інтелектуальних транспортних екосистем Smart City.

Література

1. L. Zemmouchi-Ghomari, Artificial intelligence in intelligent transportation systems, *Journal of Intelligent Manufacturing and Special Equipment*, 2025, Vol. 6, No. 1, pp. 26–42. DOI: 10.1108/JIMSE-11-2024-0035.
2. A.O. Adeniran, A.A. Adeniran, M.O. Ogieva et al., Adoption of Intelligent Transport Systems (ITS) in urban transportation planning, *Discover Global Society*, 2026, Vol. 4, Article 13. DOI: 10.1007/s44282-025-00312-3.
3. Fadila, Juniardi, N. Abdul Wahab, A. Alshammari, A. Aqarni, A. Al-Dhaqm, N. Aziz, Comprehensive Review of Smart Urban Traffic Management in the Context of the Fourth Industrial Revolution, *IEEE Access*, 2024. DOI: 10.1109/ACCESS.2024.3509572.
4. A. Aloui, H. Hachicha, E. Zagrouba, Multi-Agent Based Framework for Cooperative Traffic Management in C-ITS System, *Proc. 13th International Conference on Agents and Artificial Intelligence (ICAART 2024)*, 2024, pp. 420–427. DOI: 10.5220/0012468300003636.
5. O.O. Olusanya, Y. Owosho, I. Daniyan, A.W. Elegbede, Q.B. Sodipo, A. Adeodu, H.S. Phuluwa, T.K. Ramasu, M.G. Kana-Kana Kattumba, Multi-agent reinforcement learning framework for autonomous traffic signal control in smart cities, *Frontiers in Mechanical Engineering*, 2025, Vol. 11, Article 1650918. DOI: 10.3389/fmech.2025.1650918.
6. I. Mutambik, IoT-Enabled Adaptive Traffic Management: A Multiagent Framework for Urban Mobility Optimisation, *Sensors*, 2025, Vol. 25, No. 13, Article 4126. DOI: 10.3390/s25134126.
7. R. Liu, S.-Y. Shin, A Review of Traffic Flow Prediction Methods in Intelligent Transportation System Construction, *Applied Sciences*, 2025, Vol. 15, No. 7, Article 3866. DOI: 10.3390/app15073866.
8. A. Chang, Y. Ji, Y. Bie, Transformer-based short-term traffic forecasting model considering traffic spatiotemporal correlation, *Frontiers in Neurorobotics*, 2025, Vol. 19, Article 1527908. DOI: 10.3389/fnbot.2025.1527908.
9. J. Sun, Z. Qiu, Y. Sun, O. Simpson, A Self-Correction Transformer Network for Traffic Flow Prediction Under Dynamic Spatio-Temporal Distributions, *IET Intelligent Transport Systems*, 2025, Vol. 19. DOI: 10.1049/itr2.70044.
10. M. Rajagopal, R. Sivasakthivel, G. Anitha et al., An efficient intelligent transportation system for traffic flow prediction using meta-temporal hyperbolic quantum graph neural networks, *Scientific Reports*, 2025, Vol. 15, Article 27476. DOI: 10.1038/s41598-025-10794-5.
11. D. Jiang, Z. Li, Design of a Comprehensive Intelligent Traffic Network Model for Baltimore with Consideration of Multiple Factors, *Electronics*, 2025, Vol. 14, No. 11, Article 2222. DOI: 10.3390/electronics14112222.
12. B. Qiu, Optimization design and application of artificial intelligence in intelligent transportation system, *Proc. 2025 6th International Conference on Computer Information and Big Data Applications (CIBDA 2025)*, New York: ACM, 2025, pp. 1508–1514. DOI: 10.1145/3746709.3746969.
13. Н. Довженко, Н. Мазур, Ю. Костюк, С. Рзаєва, Інтеграція IoT та штучного інтелекту в інтелектуальні транспортні системи, *Кібербезпека: освіта, наука, техніка*, 2024, № 2(26), С. 430–444. DOI: 10.28925/2663-4023.2024.26.708.
14. F. Balbo, R. Mandiau, M. Zargayouna, Extended review of multi-agent solutions to Advanced Public Transportation Systems chal-

- lenges, *Public Transport*, 2024, Vol. 16, pp. 159–186. DOI: 10.1007/s12469-023-00332-9.
15. Н. Довженко, Є. Іваніченко, Ю. Костюк, Методика виявлення та локалізації кіберзагроз у хмарних середовищах з інтегрованими IoT-компонентами на основі графових моделей, *Кібербезпека: освіта, наука, техніка*, 2025, № 1(29), С. 762–776. DOI: 10.28925/2663-4023.2025.29.938.
 16. R. Donatus, K. Ter, D. Udekwe, Multi-agent reinforcement learning in intelligent transportation systems: A comprehensive survey, *arXiv preprint arXiv:2508.20315*, 2025.
 17. Ю. Костюк, П. Складанний, С. Рзаєва, Ю. Самойленко, Н. Коршун, Інтелектуальні системи керування та захисту в кіберфізичних і хмарних середовищах Smart Grid, *Кібербезпека: освіта, наука, техніка*, 2025, № 2(30), С. 125–156. DOI: 10.28925/2663-4023.2025.30.956.
 18. L. Sun, H. Wang, L. Qi, J. Yan, M. Jiang, Composite Harmonic Source Detection with Multi-Label Approach Using Advanced Fusion Method, *Electronics*, 2024, Vol. 13, No. 7, Article 1275. DOI: 10.3390/electronics13071275.
 19. Y. Kostiuk, P. Skladannyi, V. Sokolov, M. Vorokhob, Models and technologies of cognitive agents for decision-making with integration of Artificial Intelligence, *Proc. Modern Data Science Technologies Doctoral Consortium (MoDaST 2025)*, CEUR Workshop Proceedings, 2025, Vol. 4005, pp. 82–96.
 20. S. Rzaeva, P. Skladannyi, Y. Kostiuk, V. Abramov, V. Kravchenko, Adaptive Information Security Management in Cloud-Oriented Intelligent Transportation Systems, *Ukrainian Scientific Journal of Information Security*, 2025, Vol. 31, No. 1, pp. 23–36. DOI: 10.18372/2225-5036.31.20634.
 21. J. Liang, X. Du, Y. Liu et al., A Survey on Multi-agent Reinforcement Learning for Adaptive Transportation Solutions, *SN Computer Science*, 2025, Vol. 6, Article 955. DOI: 10.1007/s42979-025-04475-3.
 22. Y. Kostiuk, P. Skladannyi, V. Sokolov, S. Rzaeva, Intelligent System for Simulation Modeling and Research of Information Objects, *Proc. 1st Workshop Software Engineering and Semantic Technologies (SEST 2025)*, CEUR Workshop Proceedings, 2025, Vol. 4053, pp. 237–251.
 23. C. Feng, S. Hu, Y. Zhang, A Multi-Path Semantic Segmentation Network Based on Convolutional Attention Guidance, *Applied Sciences*, 2024, Vol. 14, No. 5, Article 2024. DOI: 10.3390/app14052024.
 24. V. Sokolov, Y. Kostiuk, P. Skladannyi, N. Korshun, Adaptation of Network Traffic Routing Policy to Information Security and Network Protection Requirements, *Proc. 13th International Scientific and Practical Conference “Information Control Systems and Technologies” (ICST 2025)*, CEUR Workshop Proceedings, 2025, Vol. 4048, pp. 397–411.
 25. G. Angiulli, M. Versaci, S. Calcagno, P. Di Barba, Analytic Continuation, Phase Unwrapping, and Retrieval of the Refractive Index of Metamaterials from S-Parameters, *Sensors*, 2024, Vol. 24, No. 3, Article 912. DOI: 10.3390/s24030912.
 26. Y. Kostiuk, P. Skladannyi, Y. Samoilenko, K. Khorolska, B. Bebesko, V. Sokolov, A system for assessing the interdependencies of information system agents in information security risk management using cognitive maps, *Proc. Third International Conference on Cyber Hygiene and Conflict Management in Global Information Networks (CH&CMiGIN 2024)*, CEUR Workshop Proceedings, 2024, Vol. 3925, pp. 249–264.
 27. Q. Zou, W. Xiong, X. Wang, F. Qin, Research on Real-Time Anomaly Detection Method of Bus Trajectory Based on Flink, *Electronics*, 2023, Vol. 12, No. 18, Article 3897. DOI: 10.3390/electronics12183897.
 28. N. Wang, L. Shang, X. Song, A Transformer-Optimized Deep Learning Network for Road Damage Detection and Tracking, *Sensors*, 2023, Vol. 23, No. 17, Article 7395. DOI: 10.3390/s23177395.

References

1. Zemmouchi-Ghomari, L. (2025) Artificial intelligence in intelligent transportation systems, *Journal of Intelligent Manufacturing and Special Equipment*, 6(1), pp. 26–42. doi: <https://doi.org/10.1108/JIMSE-11-2024-0035>.
2. Adeniran, A.O., Adeniran, A.A., Ogieva, M.O. et al. (2026) Adoption of Intelligent Transport Systems (ITS) in urban transportation planning, *Discover Global Society*, 4, article 13. doi: <https://doi.org/10.1007/s44282-025-00312-3>.
3. Fadila, Juniardi, Abdul Wahab, N., Alshammari, A., Aqarni, A., Al-Dhaqm, A. and Aziz, N. (2024) Comprehensive Review of Smart Urban Traffic Management in the Context of the Fourth Industrial Revolution, *IEEE Access*. doi: <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2024.3509572>.
4. Aloui, A., Hachicha, H. and Zagrouba, E. (2024) Multi-Agent Based Framework for Cooperative Traffic Management in C-ITS Sys-

- tem, in Proceedings of the 13th International Conference on Agents and Artificial Intelligence, pp. 420–427. doi: <https://doi.org/10.5220/0012468300003636>.
5. Olusanya, O.O., Owosho, Y., Daniyan, I., El-egbede, A.W., Sodipo, Q.B., Adeodu, A., Phuluwa, H.S., Ramasu, T.K. and Kana-Kana Katumba, M.G. (2025) Multi-agent reinforcement learning framework for autonomous traffic signal control in smart cities, *Frontiers in Mechanical Engineering*, 11, article 1650918. doi: <https://doi.org/10.3389/fmech.2025.1650918>.
6. Mutambik, I. (2025) IoT-Enabled Adaptive Traffic Management: A Multiagent Framework for Urban Mobility Optimisation, *Sensors*, 25(13), article 4126. doi: <https://doi.org/10.3390/s25134126>.
7. Liu, R. and Shin, S.-Y. (2025) A Review of Traffic Flow Prediction Methods in Intelligent Transportation System Construction, *Applied Sciences*, 15(7), article 3866. doi: <https://doi.org/10.3390/app15073866>.
8. Chang, A., Ji, Y. and Bie, Y. (2025) Transformer-based short-term traffic forecasting model considering traffic spatiotemporal correlation, *Frontiers in Neurorobotics*, 19, article 1527908. doi: <https://doi.org/10.3389/fnbot.2025.1527908>.
9. Sun, J., Qiu, Z., Sun, Y. and Simpson, O. (2025) A Self-Correction Transformer Network for Traffic Flow Prediction Under Dynamic Spatio-Temporal Distributions, *IET Intelligent Transport Systems*, 19. doi: <https://doi.org/10.1049/itr2.70044>.
10. Rajagopal, M., Sivasakthivel, R., Anitha, G. et al. (2025) An efficient intelligent transportation system for traffic flow prediction using meta-temporal hyperbolic quantum graph neural networks, *Scientific Reports*, 15, article 27476. doi: <https://doi.org/10.1038/s41598-025-10794-5>.
11. Jiang, D. and Li, Z. (2025) Design of a Comprehensive Intelligent Traffic Network Model for Baltimore with Consideration of Multiple Factors, *Electronics*, 14(11), article 2222. doi: <https://doi.org/10.3390/electronics14112222>.
12. Qiu, B. (2025) Optimization design and application of artificial intelligence in intelligent transportation system, in Proceedings of the 2025 6th International Conference on Computer Information and Big Data Applications (CIBDA 2025). New York: ACM, pp. 1508–1514. doi: <https://doi.org/10.1145/3746709.3746969>.
13. Dovzhenko, N., Mazur, N., Kostiuk, Y. and Rzaieva, S. (2024) Integration of IoT and Artificial Intelligence in Intelligent Transportation Systems, *Cybersecurity: Education, Science, Technique*, 2(26), pp. 430–444. doi: <https://doi.org/10.28925/2663-4023.2024.26.708>.
14. Balbo, F., Mandiau, R. and Zargayouna, M. (2024) Extended review of multi-agent solutions to Advanced Public Transportation Systems challenges, *Public Transport*, 16, pp. 159–186. doi: <https://doi.org/10.1007/s12469-023-00332-9>.
15. Dovzhenko, N., Ivanichenko, Ye. and Kostiuk, Y. (2025) Methodology for detecting and localizing cyber threats in cloud environments with integrated IoT components based on graph models, *Cybersecurity: Education, Science, Technique*, 1(29), pp. 762–776. doi: <https://doi.org/10.28925/2663-4023.2025.29.938>.
16. Donatus, R., Ter, K. and Udekwe, D. (2025) Multi-agent reinforcement learning in intelligent transportation systems: A comprehensive survey, *arXiv preprint*, arXiv:2508.20315.
17. Kostiuk, Y., Skladannyi, P., Rzaieva, S., Samoilenko, Y. and Korshun, N. (2025) Intelligent control and protection systems in cyber-physical and cloud Smart Grid environments, *Cybersecurity: Education, Science, Technique*, 2(30), pp. 125–156. doi: <https://doi.org/10.28925/2663-4023.2025.30.956>.
18. Sun, L., Wang, H., Qi, L., Yan, J. and Jiang, M. (2024) Composite Harmonic Source Detection with Multi-Label Approach Using Advanced Fusion Method, *Electronics*, 13(7), article 1275. doi: <https://doi.org/10.3390/electronics13071275>.
19. Kostiuk, Y., Skladannyi, P., Sokolov, V. and Vorokhob, M. (2025) Models and technologies of cognitive agents for decision-making with integration of Artificial Intelligence, in Proceedings of the Modern Data Science Technologies Doctoral Consortium (MoDaST 2025). Aachen: CEUR Workshop Proceedings, 4005, pp. 82–96.
20. Rzaieva, S., Skladannyi, P., Kostiuk, Y., Abramov, V. and Kravchenko, V. (2025) Adaptive Information Security Management in Cloud-Oriented Intelligent Transportation Systems, *Ukrainian Scientific Journal of Information Security*, 31(1), pp. 23–36. doi: <https://doi.org/10.18372/2225-5036.31.20634>.
21. Liang, J., Du, X., Liu, Y. et al. (2025) A Survey on Multi-agent Reinforcement Learning for Adaptive Transportation Solutions, *SN Com-*

- puter Science, 6, article 955. doi: <https://doi.org/10.1007/s42979-025-04475-3>.
22. Kostiuk, Y., Skladannyi, P., Sokolov, V. and Rzaieva, S. (2025) Intelligent System for Simulation Modeling and Research of Information Objects, in Proceedings of the 1st Workshop Software Engineering and Semantic Technologies (SEST 2025). Aachen: CEUR Workshop Proceedings, 4053, pp. 237–251.
 23. Feng, C., Hu, S. and Zhang, Y. (2024) A Multi-Path Semantic Segmentation Network Based on Convolutional Attention Guidance, Applied Sciences, 14(5), article 2024. doi: <https://doi.org/10.3390/app14052024>.
 24. Sokolov, V., Kostiuk, Y., Skladannyi, P. and Korshun, N. (2025) Adaptation of Network Traffic Routing Policy to Information Security and Network Protection Requirements, in Proceedings of the 13th International Scientific and Practical Conference “Information Control Systems and Technologies” (ICST 2025). Aachen: CEUR Workshop Proceedings, 4048, pp. 397–411.
 25. Angiulli, G., Versaci, M., Calcagno, S. and Di Barba, P. (2024) Analytic Continuation, Phase Unwrapping, and Retrieval of the Refractive Index of Metamaterials from S-Parameters, Sensors, 24(3), article 912. doi: <https://doi.org/10.3390/s24030912>.
 26. Kostiuk, Y., Skladannyi, P., Samoilenko, Y., Khorolska, K., Bebashko, B. and Sokolov, V. (2024) A system for assessing the interdependencies of information system agents in information security risk management using cognitive maps, in Proceedings of the Third International Conference on Cyber Hygiene and Conflict Management in Global Information Networks (CH&CMiGIN 2024). Aachen: CEUR Workshop Proceedings, 3925, pp. 249–264.
 27. Zou, Q., Xiong, W., Wang, X. and Qin, F. (2023) Research on Real-Time Anomaly Detection Method of Bus Trajectory Based on Flink, Electronics, 12(18), article 3897. doi: <https://doi.org/10.3390/electronics12183897>.
 28. Wang, N., Shang, L. and Song, X. (2023) A Transformer-Optimized Deep Learning Network for Road Damage Detection and Tracking, Sensors, 23(17), article 7395. doi: <https://doi.org/10.3390/s23177395>.

Дата першого надходження до видання:
30.06.2026

Внутрішня рецензія отримана: 22.07.2026

Зовнішня рецензія отримана: 28.07.2026

Дата прийняття статті до друку: 10.08.2026

Дата публікації: 29.08.2026

Про авторів:

¹Рзаєва Світлана Леонідівна
кандидат технічних наук, доцент
Rzaieva Svitlana,
PhD (technical sciences),
associate professor
<http://orcid.org/0000-0002-7589-2045>

¹Складанний Павло Миколайович,
кандидат технічних наук, доцент
Skladannyi Pavlo,
PhD (technical sciences),
associate professor
<http://orcid.org/0000-0002-7775-6039>

¹Костюк Юлія Володимирівна,
кандидат технічних наук
Kostiuk Yulia
PhD (computer science)
<http://orcid.org/0000-0001-5423-0985>

¹Машикіна Ірина Вікторівна,
кандидат технічних наук, доцент
Mashkina Iryna,
PhD (technical sciences),
associate professor
<http://orcid.org/0000-0003-0667-5749>

²Рзаєв Дмитро Олександрович
старший викладач
Rzaiev Dmytro,
senior lecturer
<http://orcid.org/0000-0002-7149-4971>

Місце роботи авторів:

¹Київський столичний університет
імені Бориса Грінченка
Borys Grinchenko Kyiv
Metropolitan University
тел. +38-044-272-19-02
E-mail: kubg@kubg.edu.ua
Сайт: <https://kubg.edu.ua/>

²Київський національний економічний
університет імені Вадим Гетьмана
Vadym Hetman Kyiv National
Economic University
тел. +38-044- 456-4761
E-mail: office@kneu.edu.ua
Сайт: <https://kneu.edu.ua/>