



## ГІБРИДНА ХМАРНА ІТЕЛЕКТУАЛЬНА ТРАСПОРТНА ІОТ-СИСТЕМА МОНІТОРИНГУ ДОРОЖНЬОГО ТРАФІКА ЖИТЛОВОГО МІКРОРАЙОНУ

**Вступ.** Запропоновано нову архітектуру інтелектуальної транспортної системи (ІТС), що використовує технології інтернету речей (ІоТ) і хмарну платформу Azure. Наукова новизна полягає у розробленні архітектури, що поєднує граничні обчислення, хмарні сервіси й алгоритми машинного навчання для адаптивного керування дорожнім рухом на основі даних у реальному часі. Розроблена архітектура дозволяє ефективно обробляти інформацію про стан транспортних потоків, здійснювати їхнє моделювання й автоматично регулювати сигнали світлофорів із метою зниження затворів. Ефективність архітектури перевірено через серію експериментів, спрямованих на розпізнавання транспортних засобів, оптимізацію керування світлофорами та моніторинг транспортної ситуації в реальному часі.

**Методи.** Використано метод імітаційного комп'ютерного моделювання для керування інтелектуальною транспортною системою, метод навчання з підкріпленням для навчання інтелектуальної транспортної системи, метод комп'ютерного зору для розпізнавання транспортних засобів.

**Результати.** Запропонована архітектура ІТС базується на ІоТ-технологіях і дозволяє збирати й аналізувати дані про дорожній трафік у режимі реального часу. Розроблену систему протестовано на різних ділянках міського мікрорайону з різними рівнями транспортного навантаження. Експерименти показали, що система здатна адаптивно змінювати сигнали світлофорів на основі аналізу транспортної ситуації, що дозволяє значно покращити пропускну спроможність доріг і зменшити затвори.

**Висновки.** Результати проведених експериментів підтвердили ефективність запропонованої архітектури інтелектуальної транспортної системи. У подальших дослідженнях можливо вдосконалити систему завдяки впровадженню складніших алгоритмів штучного інтелекту для автоматизації прийняття рішень щодо керування світлофорами.

**Ключові слова:** інтелектуальна транспортна система, хмарна платформа, оптимізація транспортної системи, проектування архітектури ІоТ-системи.

### Вступ

Інтелектуальна транспортна система (ІТС) – це система керування транспортом, що використовується для прогнозування і керування транспортними потоками. Ця система орієнтована на моделювання різноманітних подій і прогнозування потенційно небезпечних ситуацій, забезпечуючи прийняття рішень в умовах високої складності й оброблення великих обсягів даних (Hunt, Robertson, & Bretherton, 1981).

ІТС можна розглядати як ключовий елемент сучасного підходу до підвищення ефективності роботи транспортної системи країни, завдяки розширенню інформаційної інфраструктури: автоматизованому збору даних у реальному часі, моделюванню й оперативному впливу на керування транспортними потоками.

"Інтернет речей" (ІоТ) – це концепція, яка передбачає підключення до глобальної мережі будь-яких об'єктів навколишнього середовища. Це можуть бути промислові і побутові пристрої, здатні передавати корисну інформацію, запобігати несанкціонованому доступу й автоматично обмінюватися даними без втручання людини.

Для керування мережею ІоТ використовують хмарні платформи – спеціалізоване програмно-апаратне забезпечення, яке дозволяє підключати пристрої до хмарної інфраструктури та дистанційно ними керувати.

Інтернет речей і штучний інтелект (АІ) відкривають можливості для створення нових розумних транспортних систем для наземного, повітряного, залізничного та морського транспорту. Ці рішення сприяють об'єднанню транспортних засобів, світлофорів, пунктів оплати й іншої інфраструктури, що дозволяє зменшити затвори, запобігти аваріям, знизити викиди та підвищити ефективність транспортних процесів (Katerna, 2019).

Ефективне керування дорожнім рухом є критичним завданням в урбаністичному плануванні. Традиційні системи керування світлофорами часто спираються на фіксовані графіки, які не можуть адаптуватися до реальних умов дорожнього руху. У цій статті розглянуто новий підхід, що використовує ІоТ і хмарні обчислення для створення динамічної та адаптивної системи керування дорожнім рухом. Запропонована система інтегрує різні технології для моніторингу й оптимізації руху транспорту, що покращує загальну ефективність і безпеку дорожнього руху (El-Tantawy, Abdulhai, & Abdelgawad, 2014).

У цій статті запропоновано нову архітектуру системи моніторингу дорожнього трафіка, яка базується на технологіях інтернету речей і хмарній платформі Azure. Наукова новизна роботи полягає в інтеграції граничних обчислень, хмарних сервісів і алгоритмів машинного навчання для адаптивного керування дорожнім рухом на основі даних у реальному часі.

**Постановка задачі.** Задачею статті є розроблення та дослідження моделі інтелектуальної транспортної системи, яка використовує технології інтернету речей і хмарну платформу Azure для адаптивного керування світлофорним регулюванням на основі реальних даних про транспортні потоки. До основних задач дослідження належать такі.

1) Розроблення системи розпізнавання транспортних засобів за допомогою моделі YOLOv3 та бібліотеки OpenCV для отримання даних про типи й кількість транспортних засобів на перехрестях.



2) Моделювання дорожньої ситуації та оптимізація часу сигналів світлофорів за допомогою алгоритму навчання з підкріпленням Q-Learning.

3) Інтеграція IoT і хмарних технологій для моніторингу й керування транспортною системою через панель керування на платформі Azure IoT Central.

4) Оцінювання ефективності запропонованої системи на основі проведеного моделювання та тестування в умовах, наближених до реальних.

Це дослідження має на меті створення комплексного рішення, яке поєднує технології комп'ютерного зору, машинного навчання та хмарного оброблення даних для покращення керування дорожнім рухом в умовах сучасного міста.

#### Методи

Для розроблення ефективної інтелектуальної транспортної системи вивчено багато робіт, які досліджують використання IoT-технологій і хмарних платформ для керування транспортними потоками. Зокрема і робота Nadeem Abbas та інших зосереджена на використанні хмарних обчислень для оброблення великих обсягів даних трафіка й інтеграції туманих обчислень для більш локалізованого керування. Ця робота послужила основою для розроблення архітектури системи, яка використовує як хмарні, так і туманні обчислення для масштабованості та швидкості реагування на трафік. Однак ця робота робить значний внесок у частині оптимізації керування світлофорним регулюванням, використовуючи адаптивні алгоритми машинного навчання для реального часу, що не розглядалося так глибоко в роботі Abbas.

Іншою важливою основою є дослідження (Gayratov, Kilichov, & Toshpulatov, 2022), де запропоновано багаторівневу архітектуру для розподілених IoT-систем, що дозволяє об'єднати різні рівні керування даними і контролем. Це дослідження також використовує багаторівневу архітектуру, проте воно розширене додаванням рівня адаптивного регулювання світлофорів, що базується на машинному навчанні, зокрема і на методі Q-Learning, який значно підвищує ефективність керування в умовах змінного трафіка.

У роботі проаналізовано існуючі інтелектуальні транспортні системи, зокрема і в дослідженнях (Клюєва, Цимбала, & Сігоніна, 2023) також розглянуто історію їхнього розвитку. Це дозволило визначити переваги та недоліки сучасних систем.

Запропонована система вирізняється використанням багаторівневої архітектури, яка поєднує граничні обчислення (Azure Stack Edge) із хмарним обробленням, що забезпечує ефективне керування трафіком у реальному часі. Основні нововведення полягають у локальному обробленні даних і адаптивному керуванні світлофорами на основі аналізу транспортних потоків.

У дослідженні використано кілька ключових методів, кожен з яких відіграє важливу роль у розробленні та впровадженні інтелектуальної транспортної системи (Сбітнєв, 2022).

**Метод імітаційного комп'ютерного моделювання.** Імітаційне комп'ютерне моделювання є підходом, який дозволяє відтворювати й аналізувати поведінку складних систем в умовах реального часу або за експериментальних умов. Цей метод базується на використанні математичних моделей для симуляції процесів або систем, що дозволяє дослідникам передбачати результати різних сценаріїв без необхідності впровадження їх у реальному середовищі. Імітаційне моделювання часто використовують у випадках, коли експерименти в реальному світі є занадто дорогими, небезпечними або трудомісткими (Danshyna, Nechausov, & Andriev, 2022).

У цій роботі метод імітаційного комп'ютерного моделювання використано для керування інтелектуальною транспортною системою, що дозволило моделювати різні сценарії дорожньої ситуації та оцінювати ефективність запропонованих рішень з оптимізації світлофорного регулювання.

**Метод навчання з підкріпленням (Reinforcement Learning).** Навчання з підкріпленням є підходом у машинному навчанні, що базується на концепції агента, який взаємодіє із середовищем і отримує зворотний зв'язок у вигляді винагороди або покарання залежно від виконаних дій. Агент намагається максимізувати сукупну винагороду, навчаючись на основі досвіду, що дозволяє знаходити оптимальні стратегії для досягнення поставлених цілей.

У цій роботі метод навчання з підкріпленням використано для навчання інтелектуальної транспортної системи з метою адаптивного керування сигналами світлофорів. Це дозволило системі самостійно навчатися на основі даних у реальному часі, що сприяло оптимізації дорожнього руху.

**Метод комп'ютерного зору (Computer Vision).** Комп'ютерний зір є галуззю штучного інтелекту, яка дозволяє комп'ютерам розпізнавати й інтерпретувати візуальну інформацію з реального світу. Цей метод базується на використанні алгоритмів, що аналізують зображення або відео для ідентифікації об'єктів, виявлення певних характеристик або проведення інших видів аналізу.

Для навчання моделі вибрано алгоритм навчання з підкріпленням (Q-Learning). Алгоритм Q-Learning використовують для оптимізації регулювання світлофорів за допомогою навчання системи на основі досвіду взаємодії з дорожнім середовищем. Основні компоненти алгоритму включають стан ( $s$ ), що відображає поточну дорожню ситуацію, дію ( $a$ ), яку агент може здійснити (наприклад, змінити сигнал світлофора), та нагороду ( $r$ ), що оцінює якість рішення на основі таких показників, як час очікування або довжина черги (Wiering, & Otterlo, 2012). Q-функція ( $Q(s,a)$ ) оновлюється на кожному кроці моделювання, враховуючи нагороду та найкращі можливі дії в наступному стані, відповідно до рівняння

$$Q(s, a) \leftarrow Q(s, a) + \alpha[r + \gamma \max_{a'} Q(s, a') - Q(s, a)],$$

де  $\alpha$  – коефіцієнт навчання;  $\gamma$  – коефіцієнт дисконтування.

Застосування цього алгоритму в керуванні світлофорами дозволяє системі адаптивно регулювати сигнали на основі поточного стану трафіка, мінімізуючи затримки та підвищуючи ефективність дорожнього руху. Агент вибирає дії на основі стратегії, що балансує між дослідженням нових рішень і використанням відомих даних, причому нагорода обчислюється на основі зменшення часу затримок або черг на перехресті, що в кінцевому підсумку покращує загальну пропускну здатність транспортної системи. На кожному етапі моделювання (епоха), характеристики системи змінюють призначенням нагороди, якщо в результаті епохи час очікування сигналу світлофора менший за попередню епоху. І навпаки, нагороду не дають, якщо в результаті епохи час очікування сигналу світлофора більший за попередню епоху.

У цій роботі метод комп'ютерного зору використано для розпізнавання транспортних засобів. Застосовуючи модель YOLOv3 та бібліотеку OpenCV, система могла ідентифікувати типи та кількість транспортних засобів на перехрестях, що дозволило отримати необхідні дані для подальшої оптимізації роботи світлофорів.

Ці методи, інтегровані в межах єдиної системи, забезпечили ефективне керування транспортними потоками, дозволивши адаптувати сигнали світлофорів до реальних умов дорожнього руху, що значно зменшило затори і покращило загальну пропускну здатність міських доріг.

Математичну модель взаємодії компонентів системи представлено рівнянням оптимізації, де цільова функція мінімізує загальний час очікування на світлофорах для всіх учасників руху, а також враховує інтенсивність трафіка та затори.

**Результати**

На рис. 1 показано багаторівневу архітектуру IoT інтелектуальної транспортної системи.

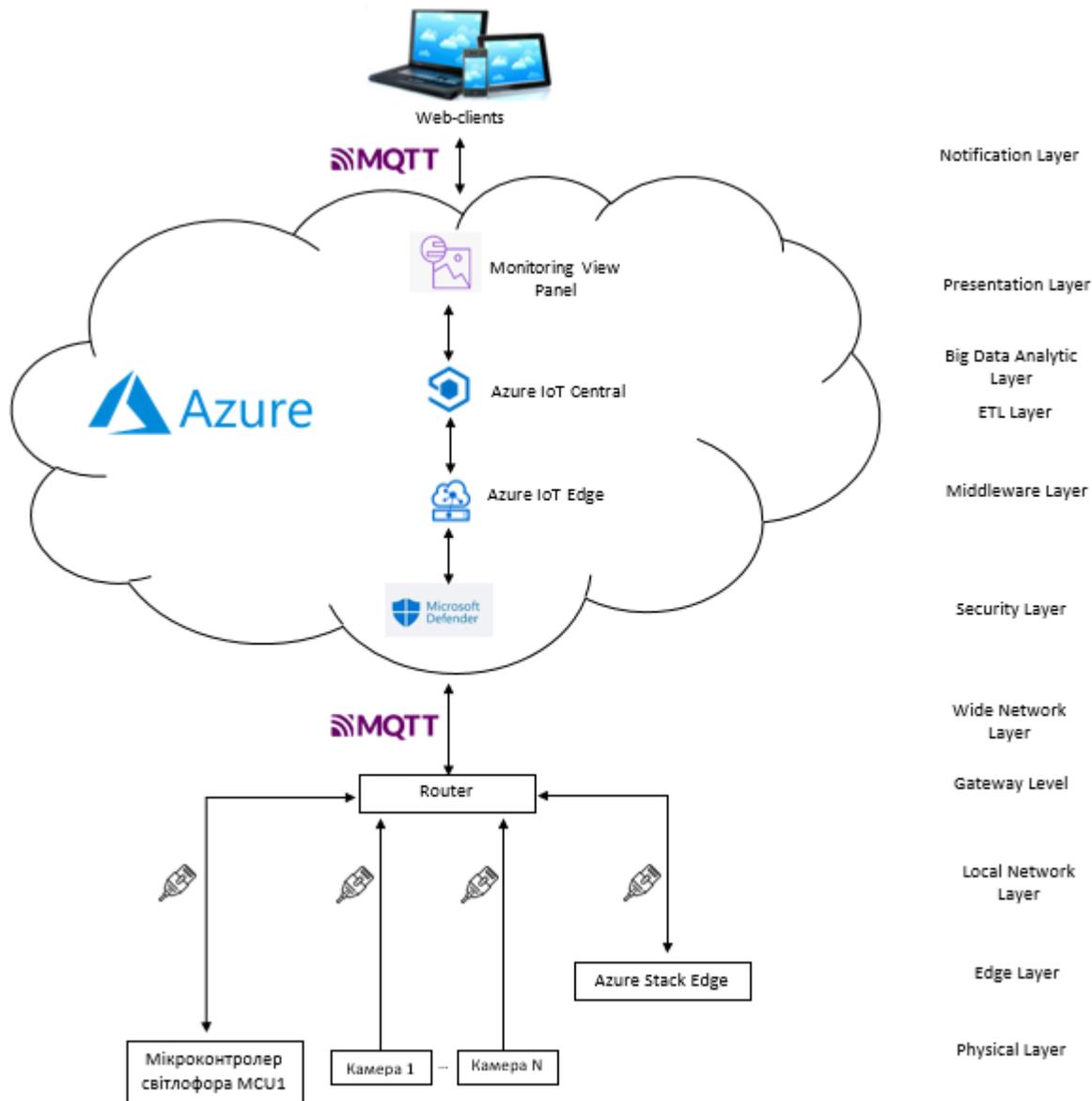


Рис. 1. Архітектура IoT інтелектуальної транспортної системи

1) Фізичний рівень. На цьому рівні розташовано камери, які в режимі реального часу записують відео про дорожню обстановку та передають дані до граничного пристрою Azure Stack Edge. Також на цьому рівні розташовано мікроконтролери світлофорів, які отримують команди від Azure Stack Edge і керують рухом на дорозі.

2) Рівень граничних обчислень. Тут розміщено пристрої Azure Stack Edge, які приймають відеозаписи з камер, розпізнають кількість транспортних засобів різних типів і передають дані в хмарне сховище, перетворюючи їх у формат JSON. Крім того, Azure Stack Edge запускає програму для моделювання дорожньої ситуації з метою оптимізації світлофорних сигналів.

3) Рівень периферійної комунікації. На цьому рівні дані, отримані від Azure Stack Edge, зводять до стандартного формату і передають до маршрутизатора.



4) Рівень шлюзу. Azure Stack Edge виконує функції шлюзу для хмарного сховища, забезпечуючи автоматичну передачу даних до хмари та можливість локального доступу до файлів. Завдяки локальному кешу і регулюванню пропускної здатності для мінімізації ресурсоспоживання під час пікових навантажень, Azure Stack Edge ефективно оптимізує передачу даних між Azure і локальними пристроями.

5) Рівень зовнішньої комунікації. На цьому рівні дані від маршрутизатора передають у хмару Azure відповідно до стандартів і протоколів інтернету. Для обміну повідомленнями з тепловими пристроями використовують протокол MQTT, який працює за схемою "видавець-підписник". MQTT передає дані до сервісу Azure IoT Edge на хмарній платформі Azure, де зареєстровано всі пристрої транспортної системи.

6) Рівень безпеки. Microsoft Defender забезпечує цілодобовий моніторинг, керування та реагування на складні загрози, ризики й вимоги відповідності. Microsoft Azure пропонує різні рішення для зберігання даних, включаючи дискові, файлові сховища, а також сховища великих об'єктів і таблиць. Для захисту баз даних, таких як SQL Azure і Azure Cosmos DB, використовують шифрування й інші методи безпеки. Усі мережні з'єднання шифрують за допомогою TLS/SSL.

7) Рівень внутрішньої серверної комунікації. На цьому рівні відповідає PaaS сервіс Azure IoT Central, який забезпечує такі можливості:

- швидке створення додатків на основі сервісів;
- постійне оновлення додатків і забезпечення їхньої безперервної доступності;
- підтримка спеціалізованих моделей програмування і сервісів для конкретних завдань;
- висока керованість сервісів і додатків;
- оптимізація та еластичне масштабування відповідно до навантаження.

8) Рівень збору, оброблення та зберігання даних. Цей рівень обслуговує сервіс IoT Central, який збирає, обробляє та зберігає дані, отримані від Azure Stack Edge. На етапі збору дані копіюють або вилучають із вихідних джерел у проміжну область. Джерела можуть бути будь-якими – від SQL або NoSQL серверів до CRM і ERP систем, текстових файлів, електронних листів, вебсторінок тощо. У проміжній області дані трансформуються, щоб стати придатними для аналізу та відповідати схемі цільового сховища, яке зазвичай базується на OLAP або реляційних базах даних.

9) Рівень аналітики. Аналітику даних виконують за допомогою сценаріїв IoT Central, що дозволяє приймати, аналізувати дані і, в результаті, відправляти команди на мікроконтролери, а також відображати результати аналізу на панелі моніторингу.

10) Рівень сповіщень. Для інформування користувачів про дорожні ситуації використовують сценарії IoT Central, за допомогою яких можна надсилати повідомлення на мобільні пристрої через SMS або електронну пошту.

11) Рівень представлення. Представлення даних про систему виконують за допомогою IoT Central, який візуалізує інформацію у зручному для користувача вигляді, наприклад, у вигляді діаграм, графіків тощо.

Відповідно до вибраної архітектури, спроектовано структурно логічну схему вузла інтелектуальної транспортної системи, яку зображено на рис. 2.

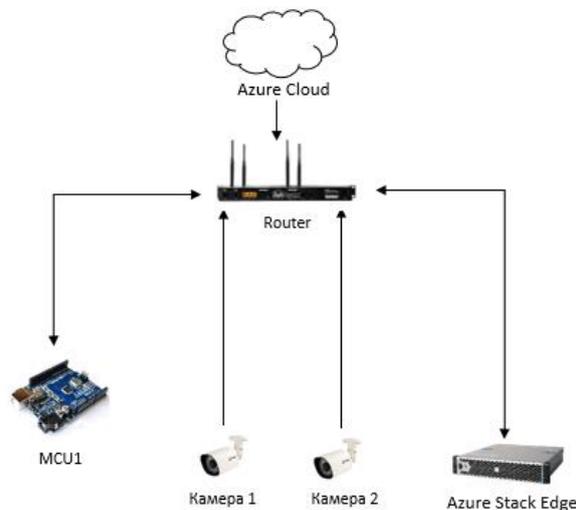


Рис. 2. Структурно логічна схема вузла інтелектуальної транспортної системи

У створеному вузлі системи розміщено мікропроцесор світлофора, пристрій Azure Stack Edge і камери відеоспостереження. Камери та пристрій Azure Stack Edge підключено до маршрутизатора через кабель Ethernet, а мікроконтролер взаємодіє з маршрутизатором по Wi-Fi за протоколом IEEE 802.11n. Максимальна відстань між компонентами вузла системи становить 15 м, що відповідає вимогам стандарту.

Процес отримання відео від камери та передачі даних про дорожню ситуацію у хмару через пристрій Azure Stack Edge включає такі етапи:

- 1) пристрій Azure Stack Edge через кожен заданий інтервал часу запитує відео про дорожню обстановку від камери;
- 2) використовуючи програму розпізнавання транспортних засобів, формуються дані про кількість різних типів транспорту на дорозі;
- 3) отримані дані формуються у JSON-повідомлення, яке містить ідентифікатор мікроконтролера, інформацію про наявність затору на дорозі, поточний колір світлофора, режим роботи світлофора та його локацію. Це повідомлення передається у хмару.



Отримано дані у вигляді JSON-повідомлення, яке складається з ідентифікатора мікроконтролера, виявлення затору на дорозі, колір світлофора на даний момент, режим світлофора та локацію відправляється у хмару.

На рис. 3 представлено блок-схему процесу отримання пристроєм Azure Stack Edge відео від камери та передачі даних про стан на дорозі у хмару.

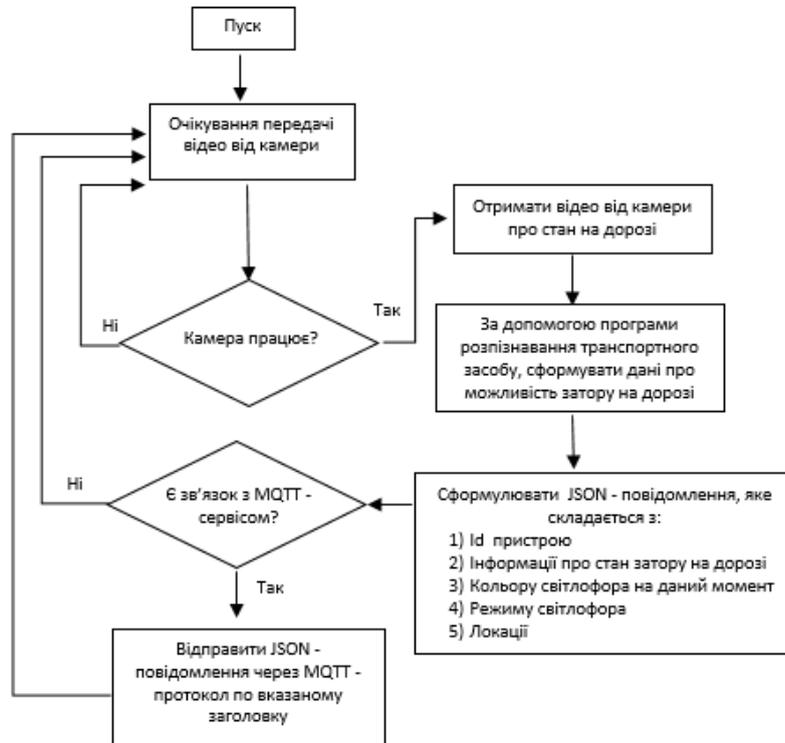


Рис. 3. Блок-схема процесу отримання пристроєм Azure Stack Edge відео від камери та передачі даних про стан на дорозі у хмару

Робота хмарного сервісу керування мережею IoT транспортної системи відбувається у такий спосіб:

1) Сервіс IoT Central отримує JSON-повідомлення від усіх пристроїв Azure Stack Edge, які складаються з відомостей щодо id пристрою, виявлення затору на дорозі, кольору світлофора на даний момент, режиму світлофора, локації. Отриману інформацію зберігають у хмарній БД Azure IoT Central.

2) Отриману інформацію надсилають до панелі моніторингу системи, де оператор може переглянути стан на дорозі.

3) В разі виникнення затору на дорозі оператор віддає команду пристрою Azure Stack Edge, що треба запустити програму оптимізації світлофорного регулювання.

Далі, коли необхідні параметри знайдено, пристрій Azure Stack Edge передає команду світлофору змінити час зеленого та червоного кольору.

На рис. 4 показано блок-схему хмарного сценарію, що відповідає за систему керування інтелектуальною транспортною мережею.

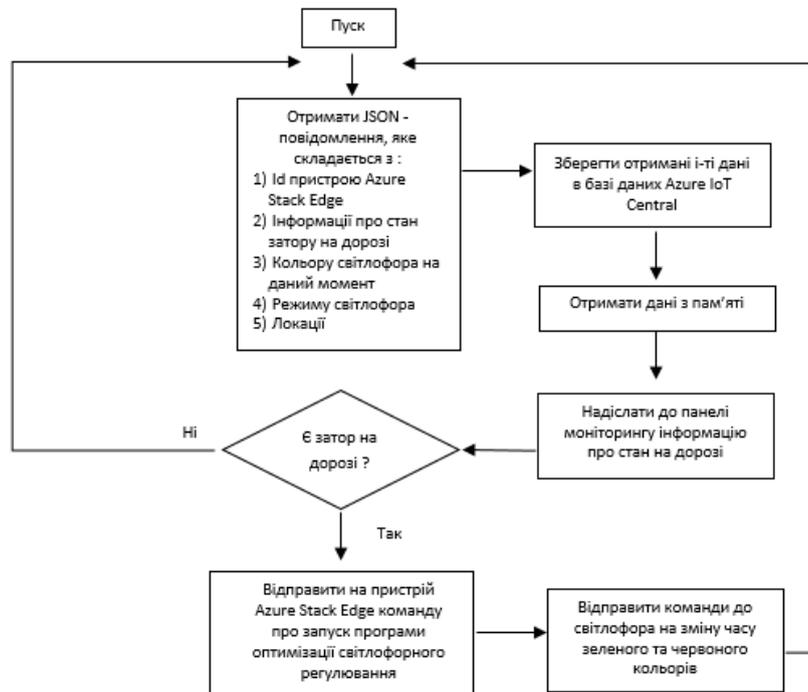


Рис. 4. Блок-схема хмарного сценарію, що відповідає за систему керування інтелектуальною транспортною мережею





3) Використання бібліотек Optparse, Torch, Matplotlib і Traci для моделювання та візуалізації.

4) Виведення моделі оптимальних параметрів для кожної дорожньої ситуації.

Результати. Оптимізація привела до зменшення часу очікування до 20 % і зниження заторів на 15 % порівняно з традиційними системами.

На рис. 7 і 8 зображено приклади схем моделювання та результати навчання моделей.

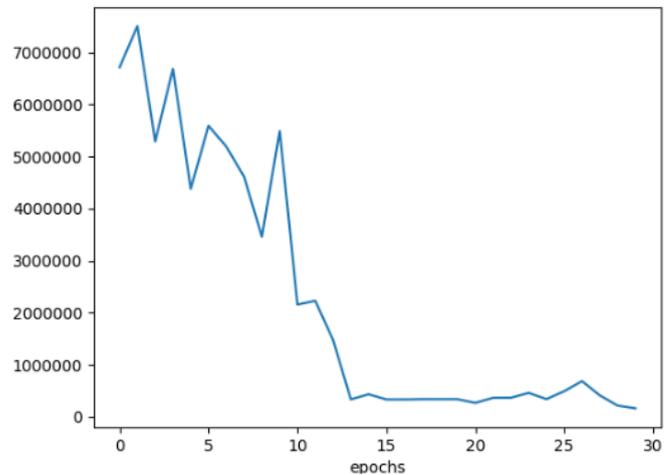
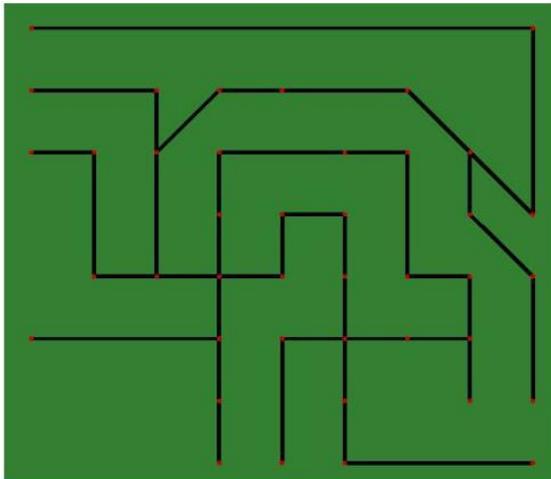


Рис. 7. Приклад 1 схеми моделювання та результати навчання моделі

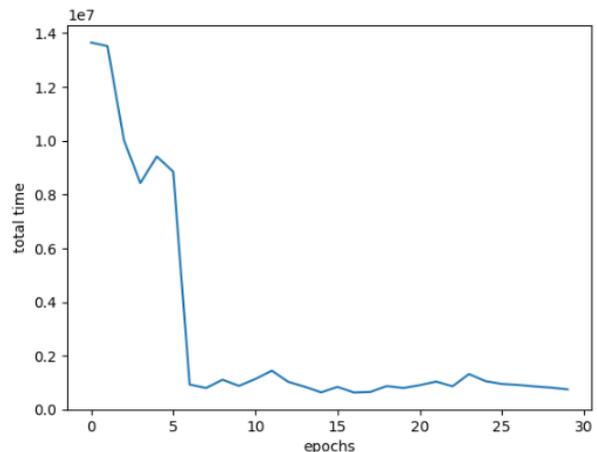
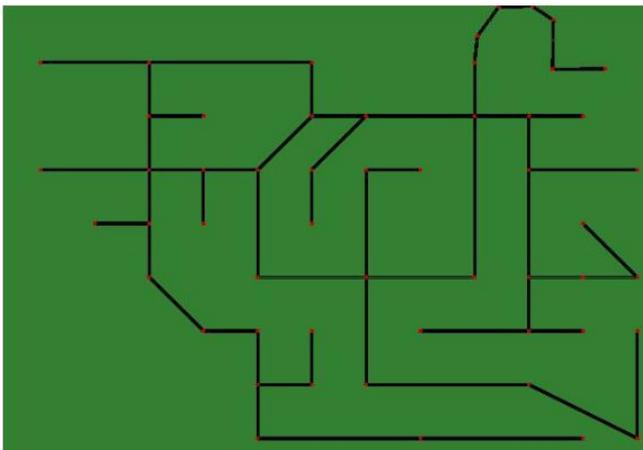


Рис. 8. Приклад 2 схеми моделювання та результати навчання моделі

Панель моніторингу розроблено з використанням Azure IoT Central для візуалізації та керування даними. Основні компоненти включають:

- 1) Шаблон пристрою: визначає характеристики та поведінку пристроїв.
- 2) Телеметрія: моніторинг стану світлофорів, їхнє місцезнаходження, події та кольори.
- 3) Команди: дозволяє реальний контроль режимів і часу сигналів світлофорів.
- 4) Властивості: відстежує ідентифікатори світлофорів.

Результати. Панель забезпечує реальний моніторинг стану світлофорів і дозволяє динамічно коригувати налаштування. Систему тестували на стандартному комп'ютері замість Azure Stack Edge. Основні етапи включали:

- 1) Запуск програми моделювання світлофорів і підключення до Azure IoT Central.
- 2) Запуск програми розпізнавання транспортних засобів із прикладом відеокдру.
- 3) Спостереження за реальними умовами дорожнього руху на панелі моніторингу.
- 4) Експортування даних транспортної системи з OpenStreetMap і конвертація для SUMO.
- 5) Навчання моделі й аналіз результатів.

Результати. Система ефективно зменшила час очікування на світлофорах і оптимізувала рух транспорту за допомогою поєднання хмарного оброблення даних і IoT (рис. 9–13).

Інтеграція методів у систему здійснювалася через спільне використання інструментів комп'ютерного зору для розпізнавання транспортних засобів та алгоритмів машинного навчання для оптимізації керування світлофорами. Всі компоненти зв'язуються через хмарну платформу, що забезпечує їхню узгоджену роботу.



Результати експериментів підтверджують, що запропонована архітектура забезпечує ефективне керування транспортними потоками в умовах житлового мікрорайону. Архітектура дозволяє оптимізувати роботу світлофорів, знижуючи затори і підвищуючи пропускну здатність на дорогах завдяки своєчасному обробленню даних і використанню алгоритмів машинного навчання.

**Дискусія і висновки**

Отже, основним науковим внеском роботи є розроблення та впровадження нової архітектури IoT системи для моніторингу та керування дорожнім трафіком. Запропонована система відрізняється високою адаптивністю, ефективністю в реальному часі та може бути застосована в різних умовах міського трафіка. Перспективи подальших досліджень полягають в удосконаленні алгоритмів навчання і їхній адаптації до різних транспортних ситуацій.

JamStatus		
Timestamp	State name	Value
Now	Jam Status	Yes
Now	Jam Status	Yes
Now	Jam Status	Yes
Now	Jam Status	No
Now	Jam Status	No
Now	Jam Status	No

Рис. 9. Виникнення повідомлення про появу затору на перехресті



Рис. 10. Експортування частини транспортної системи

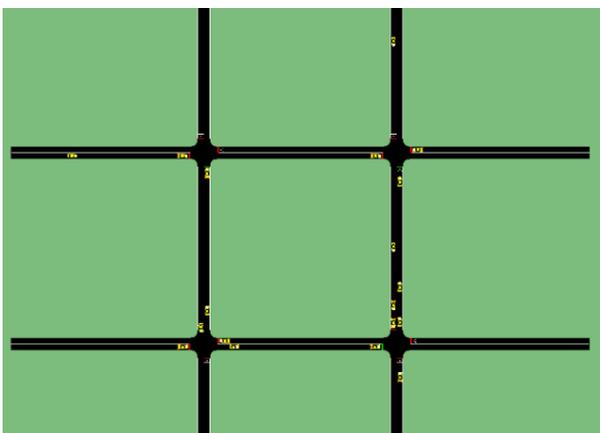


Рис. 11. Моделювання транспортної системи

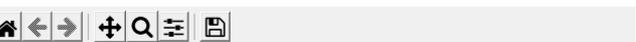
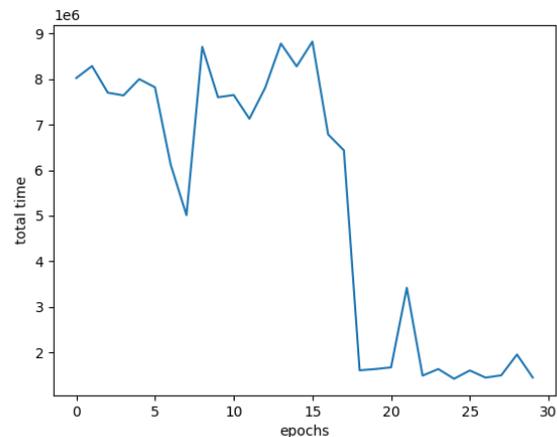


Рис. 12. Графік навчання моделі транспортної системи

Traffic Light / ChangeColorTime

Color&Time

red

Запустити

Рис. 13. Команда зміни часу сигналу світлофора



**Внесок авторів:** Олександр Сбітнев – огляд літературних джерел, збір та аналіз емпіричних даних і проведення емпіричних досліджень, розроблення гібридної архітектури та проектування системи, розроблення програмного забезпечення та його інтеграція з платформою Azure; Людмила Волощук – розроблення методології дослідження, використання хмарних сервісів Azure, написання висновків.

**Список використаних джерел**

- Клюев С. О., Цимбал С. В., & Сігонін А. Є. (2023). Розвиток інтелектуальних транспортних систем. *Вісник машинобудування та транспорту*, 2(18), 80–84. <https://doi.org/10.31649/2413-4503-2023-18-2-80-86>
- Сбітнев О. Ю. (2022). *Дослідження і розробка методів побудови хмарних систем керування IoT мережею* [Магістерська робота, Одеський національний університет імені І. І. Мечникова]. Одеса
- El-Tantawy, S., Abdulhai, B., & Abdelgawad, H. (2014). Design of reinforcement learning parameters for seamless application of adaptive traffic signal control. *Journal of Intelligent Transportation Systems*, 18(3), 227–245.
- Hunt, P. B., Robertson, D. I., & Bretherton, R. D. (1981). SCOOT - A traffic responsive method of coordinating signals. *TRL Laboratory Report*, 1014.
- Katerna, O. Інтелектуальна транспортна система: проблема визначення та формування системи класифікації. *Економічний аналіз*, 29(2), 33–43.
- Wiering, M., & van Otterlo, M. (2012). *Reinforcement learning: State-of-the-art*. Springer.
- Gayratov, Z. K., Kilichov, J. R., & Toshpulatov, A. (2022). Basic definitions of twelve layer IoT architecture for smart city. In *International Scientific and Technical Conference: Digital Technologies: Problems and Solutions of Practical Implementation in the Industry*. Belarusian State University of Informatics and Radioelectronics, Danshyna, S. Yu., Nechausov, A. S., & Andrieiev, S. M. (2022). Information technology of transport infrastructure monitoring based on remote sensing data. *Радіоелектроніка, інформатика, управління*, 4, 7–14. <https://doi.org/10.15588/1607-3274-2022-4-7>

**References**

- El-Tantawy, S., Abdulhai, B., & Abdelgawad, H. (2014). Design of reinforcement learning parameters for seamless application of adaptive traffic signal control. *Journal of Intelligent Transportation Systems*, 18(3), 227–245.
- Hunt, P. B., Robertson, D. I., & Bretherton, R. D. (1981). SCOOT - A traffic responsive method of coordinating signals. *TRL Laboratory Report*, 1014.
- Katerna, O. (2019). *Intelligent transport system: The problem of definition and the formation of the classification system*. *Economic Analysis*, 29(2), 33–43.
- Klyuev, S. O., Tsybal, S. V., & Sionin, A. E. (2023). Development of intelligent transport systems. *Bulletin of Mechanical Engineering and Transport*, 2(18), 80–84. <https://doi.org/10.31649/2413-4503-2023-18-2-80-86>
- Sbitnev, O. Yu. (2022). *Research and development of cloud-based control systems for IoT networks* (Master's thesis). Odessa.
- Wiering, M., & van Otterlo, M. (2012). *Reinforcement learning: State-of-the-art*. Springer.
- Gayratov, Z. K., Kilichov, J. R., & Toshpulatov, A. (2022). Basic definitions of twelve layer IoT architecture for smart city. In *International Scientific and Technical Conference: Digital Technologies: Problems and Solutions of Practical Implementation in the Industry*.
- Danshyna, S. Yu., Nechausov, A. S., & Andrieiev, S. M. (2022). Information technology of transport infrastructure monitoring based on remote sensing data. *Радіоелектроніка, інформатика, управління*, 4, 7–14. <https://doi.org/10.15588/1607-3274-2022-4-7>

Отримано редакцією журналу / Received: 21.08.24

Прорецензовано / Revised: 19.09.24

Схвалено до друку / Accepted: 07.11.24

**Lyudmila VOLOSHCHUK, PhD (Engin.), Assoc. Prof.**  
ORCID ID: 0000-0002-2510-0038  
e-mail: lavstumbre@gmail.com  
Odessa I. I. Mechnikov National University, Odessa, Ukraine

**Oleksandr SBITNEV, PhD Student**  
ORCID ID: 0009-0008-6311-612X  
e-mail: alexsbitnev99@gmail.com  
Odessa I. I. Mechnikov National University, Odessa, Ukraine

## HYBRID CLOUD-BASED INTELLIGENT TRAFFIC MONITORING IOT SYSTEM FOR A RESIDENTIAL AREA

**Background.** This paper presents a new architecture for an intelligent transportation system (ITS) that leverages Internet of Things (IoT) technologies and the Azure cloud platform. The scientific novelty lies in the development of an architecture that integrates edge computing, cloud services, and machine learning algorithms for adaptive traffic management based on real-time data. The proposed architecture efficiently processes traffic flow information, performs modeling, and automatically adjusts traffic signals to reduce congestion. The effectiveness of the architecture has been validated through a series of experiments focused on vehicle recognition, traffic signal optimization, and real-time monitoring of the traffic situation.

**Methods.** The methods used include computer simulation modeling for managing the intelligent transportation system, reinforcement learning for training the system, and computer vision techniques for vehicle recognition.

**Results.** The proposed ITS architecture is based on IoT technologies, enabling real-time data collection and analysis of road traffic. The developed system was tested in various urban areas with different levels of traffic load. The experiments demonstrated that the system can adaptively adjust traffic signals based on traffic analysis, significantly improving road capacity and reducing congestion.

**Conclusions.** The results of the experiments confirmed the effectiveness of the proposed intelligent transportation system architecture. Future research may focus on enhancing the system by incorporating more advanced artificial intelligence algorithms for automating traffic signal management decisions.

**Keywords:** intelligent transportation system, cloud platform, transportation system optimization, IoT system architecture design.

Автори заявляють про відсутність конфлікту інтересів. Спонсори не брали участі в розробленні дослідження; у зборі, аналізі чи інтерпретації даних; у написанні рукопису; в рішенні про публікацію результатів.

The authors declare no conflicts of interest. The funders had no role in the design of the study; in the collection, analyses or interpretation of data; in the writing of the manuscript; in the decision to publish the results.