

**ДЕРЖАВНИЙ УНІВЕРСИТЕТ
ІНФОРМАЦІЙНО-КОМУНІКАЦІЙНИХ ТЕХНОЛОГІЙ
НАВЧАЛЬНО-НАУКОВИЙ ІНСТИТУТ ІНФОРМАЦІЙНИХ ТЕХНОЛОГІЙ
КАФЕДРА ІНФОРМАЦІЙНИХ СИСТЕМ ТА ТЕХНОЛОГІЙ**

КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА

на тему: «Інформаційна система для управління транспортною
інфраструктурою Smart City із використанням сенсорних
мереж»

на здобуття освітнього ступеня бакалавра
зі спеціальності 126 Інформаційні системи та технології
освітньо-професійної програми Інформаційні системи та технології

*Кваліфікаційна робота містить результати власних досліджень.
Використання ідей, результатів і текстів інших авторів мають посилання на
відповідне джерело*

 (підпис)	Олександр ФУРДЕЛЯС <i>Ім'я, ПРІЗВИЩЕ здобувача</i>
--	---

Виконав:	здобувач вищої освіти гр. ІСД-41 Олександр ФУРДЕЛЯС <i>Ім'я, ПРІЗВИЩЕ</i>
Керівник: <i>науковий ступінь, вчене звання</i>	Сергій СОЛОМАХА, к. е. н. <i>Ім'я, ПРІЗВИЩЕ</i>
Рецензент: <i>науковий ступінь, вчене звання</i>	<i>Ім'я, ПРІЗВИЩЕ</i>

Київ 2025

ДЕРЖАВНИЙ УНІВЕРСИТЕТ ІНФОРМАЦІЙНО-КОМУНІКАЦІЙНИХ ТЕХНОЛОГІЙ

Навчально-науковий інститут Інформаційних технологій

Кафедра Інформаційних систем та технологій

Ступінь вищої освіти бакалавр

Спеціальність 126 Інформаційні системи та технології

Освітньо-професійна програма Інформаційні системи та технології

ЗАТВЕРДЖУЮ

Завідувач кафедрою ІСТ

_____ Каміла СТОРЧАК

« ____ » _____ 2025 р.

ЗАВДАННЯ НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ

Фурделяс Олександр Вікторович

(прізвище, ім'я, по батькові здобувача)

1. Тема кваліфікаційної роботи: Інформаційна система для управління транспортною інфраструктурою Smart City із використанням сенсорних мереж

керівник кваліфікаційної роботи Сергій СОЛОМАХА, к. е. н.,

(Ім'я, ПРИЗВИЩЕ, науковий ступінь, вчене звання)

затверджені наказом Державного університету інформаційно-комунікаційних технологій
від «24»02 2025 р. № 56

2. Строк подання кваліфікаційної роботи «30» 05 2025 р.

3. Вихідні дані до кваліфікаційної роботи: _____

4. Зміст розрахунково-пояснювальної записки (перелік питань, які потрібно розробити)

- Огляд технологічних особливостей управління розумними містами та безпосередньо систем регулювання дорожнього трафіку
- Аналіз популярних технологій та вибір рішень для побудови системи управління транспортною інфраструктурою

3.Розробка інформаційної системи управління транспортною інфраструктурою розумного міста

5. Перелік ілюстративного матеріалу: *презентація*

6. Дата видачі завдання «24»02 2025 р.

КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

№ з/п	Назва етапів кваліфікаційної роботи	Строк виконання етапів роботи	Примітка
1	Підбір науково-технічної літератури	01.03.2025 р.	
2	Дослідження існуючих систем керування транспортним трафіком у розумних містах	15.03.2025 р.	
3	Формулювання технічного завдання, функціональних та нефункціональних вимог на розробку системи управління транспортною інфраструктурою	17.03.2025 р.	
4	Вибір технологічного стеку та проектування архітектури і монтажною схеми системи керування трафіком дорожнього руху	4.04.2025 р.	
5	Реалізація та тестування інформаційної системи управління транспортною інфраструктурою розумного міста	16.05.2025 р.	
6	Розробка демонстраційних матеріалів	26.05.2025 р.	
7	Попередній захист дипломної роботи	27.05.2025 р.	
8	Подання роботи в деканат	30.05.2025 р.	

Здобувач(ка) вищої освіти

(підпис)

Олександр ФУРДЕЛЯС

(Ім'я, ПРІЗВИЩЕ)

Керівник

кваліфікаційної роботи

(підпис)

Сергій СОЛОМАХА

(Ім'я, ПРІЗВИЩЕ)

РЕФЕРАТ

Текстова частина кваліфікаційної роботи на здобуття освітнього ступеня бакалавра: 78 стор., 25 рис., 3 табл., 22 джерела.

Мета роботи – дослідження та розробка інформаційної системи для управління транспортною інфраструктурою розумного міста, зокрема адаптивної системи управління світлофорним об'єктом на основі навчання з підкріпленням, для підвищення ефективності дорожнього руху на ізольованому перехресті.

Об'єкт дослідження – процеси управління транспортними потоками в міських умовах з використанням інтелектуальних транспортних систем.

Предмет дослідження – інформаційні системи, сенсорні мережі та алгоритми навчання з підкріпленням для оптимізації управління світлофорними об'єктами на міських перехрестях.

Короткий зміст роботи: У роботі проаналізовано технологічні аспекти та сучасні підходи до управління транспортною інфраструктурою розумного міста, включаючи роль сенсорних мереж та Інтернету речей (IoT). Досліджено методи розробки інформаційних систем управління транспортом, їх архітектурні особливості та алгоритми оптимізації транспортних потоків. Розроблено концепцію та реалізовано програмний прототип адаптивної системи управління світлофорним об'єктом для одного ізольованого перехрестя. Система базується на алгоритмі навчання з підкріпленням Q-learning та взаємодіє з середовищем мікроскопічного моделювання дорожнього руху SUMO. Проведено імітаційне моделювання розробленої системи для різних сценаріїв транспортного навантаження. Результати моделювання показали потенціал запропонованого підходу до зменшення середнього часу затримки транспортних засобів та середньої довжини черг на перехресті порівняно з традиційними методами управління з фіксованим циклом.

КЛЮЧОВІ СЛОВА: РОЗУМНЕ МІСТО, ІНТЕЛЕКТУАЛЬНІ ТРАНСПОРТНІ СИСТЕМИ, УПРАВЛІННЯ ТРАНСПОРТНИМИ ПОТОКАМИ, АДАПТИВНЕ УПРАВЛІННЯ СВІТЛОФОРАМИ, Q-LEARNING, SUMO.

ABSTRACT

Textual part of the qualification work for obtaining a bachelor's degree: 78 pages, 25 figs., 3 tables, 22 sources.

The aim of the study is to research and develop an information system for managing the transport infrastructure of a smart city, in particular, an adaptive traffic light control system based on reinforcement learning, to improve traffic efficiency at an isolated intersection.

The object of research is the processes of traffic flow management in urban areas using intelligent transportation systems.

The subject of research is information systems, sensor networks and reinforcement learning algorithms for optimizing the control of traffic signal objects at urban intersections.

Summary of the work: The paper analyzes the technological aspects and modern approaches to managing the transport infrastructure of a smart city, including the role of sensor networks and the Internet of Things (IoT). The methods of developing information systems for transport management, their architectural features and algorithms for optimizing traffic flows are investigated. A concept and a software prototype of an adaptive traffic light control system for one isolated intersection have been developed and implemented. The system is based on the Q-learning reinforcement learning algorithm and interacts with the SUMO microscopic traffic modeling environment. The developed system was simulated for various traffic load scenarios. The modeling results showed the potential of the proposed approach to reduce the average vehicle delay and the average length of queues at the intersection compared to traditional fixed-cycle control methods.

KEYWORDS: SMART CITY, INTELLIGENT TRANSPORTATION SYSTEMS, TRAFFIC MANAGEMENT, ADAPTIVE TRAFFIC LIGHTS CONTROL, Q-LEARNING, SUMO.

ЗМІСТ

ВСТУП.....	9
РОЗДІЛ 1 ТЕХНОЛОГІЧНІ АСПЕКТИ УПРАВЛІННЯ МІСЬКОЮ ТРАНСПОРТНОЮ ІНФРАСТРУКТУРОЮ РОЗУМНОГО МІСТА	11
1.1 Огляд особливостей застосування інформаційних систем у сфері міського управління: переваги та виклики.....	11
1.2 Аналіз сучасних підходів до управління транспортними потоками в умовах «розумного міста»	21
1.3 Роль сенсорних мереж та Інтернету речей (IoT) у моніторингу та аналізі транспортних процесів	28
РОЗДІЛ 2 ТЕХНОЛОГІЇ ТА МЕТОДИ РОЗРОБКИ ІНФОРМАЦІЙНОЇ СИСТЕМИ ДЛЯ УПРАВЛІННЯ ТРАНСПОРТНОЮ ІНФРАСТРУКТУРОЮ	37
2.1 Вибір технологічних рішень для створення системи управління міським транспортм	37
2.2 Ахітектурні компоненти інформаційної системи управління транспортної інфраструктурою	46
2.3 Моделювання та розробка алгоритмів оптимізації транспортних потоків у розумному місті.....	54
РОЗДІЛ 3 РОЗРОБКА РОЗУМНОЇ СИСТЕМИ УПРАВЛІННЯ ТРАНСПОРТНИМИ ПОТОКАМИ МІСТА	64
3.1 Формування вимог і структури системи та вибір технологічних рішень	64
3.2 Особливості взаємодії елементів апаратного забезпечення	66
3.3 Алгоритм роботи та основні функції програмного забезпечення	67
3.4 Очікувані результати від впровадження системи управління міською транспортною інфраструктурою розумного міста	79
ВИСНОВКИ.....	86
ПЕРЕЛІК ПОСИЛАНЬ	88

ВСТУП

Сучасні міста стикаються зі значними викликами в управлінні транспортною інфраструктурою, зумовленими стрімким зростанням кількості транспортних засобів, урбанізацією та підвищенням вимог до якості життя містян. Традиційні підходи до організації дорожнього руху часто виявляються неефективними, що призводить до виникнення заторів, збільшення часу поїздки, надмірного споживання пального та негативного впливу на екологію. У цьому контексті особливої актуальності набуває розробка та впровадження інтелектуальних транспортних систем (ІТС) у рамках концепції "розумного міста". Використання сучасних інформаційних технологій, зокрема сенсорних мереж, Інтернету речей (ІоТ) та методів штучного інтелекту, відкриває нові можливості для моніторингу, аналізу та оптимізації транспортних потоків у режимі реального часу. Розробка адаптивних систем управління, здатних динамічно реагувати на змінні умови трафіку, є ключовим напрямком підвищення ефективності міської транспортної інфраструктури.

Метою даної дипломної роботи є дослідження та розробка інформаційної системи для управління транспортною інфраструктурою розумного міста, зокрема адаптивної системи управління світлофорним об'єктом на основі навчання з підкріпленням, для підвищення ефективності дорожнього руху на ізольованому перехресті.

Для досягнення поставленої мети було визначено наступні завдання: проаналізувати технологічні аспекти управління міською транспортною інфраструктурою в концепції "розумного міста", дослідити переваги та виклики застосування інформаційних систем, а також визначити роль сенсорних мереж та Інтернету речей у моніторингу транспортних процесів; вивчити сучасні технології та методи розробки інформаційних систем управління транспортом, включаючи їх архітектурні особливості, методи моделювання транспортних потоків та алгоритми оптимізації; розробити концепцію та програмний прототип адаптивної системи

управління світлофорним об'єктом, що використовує алгоритм навчання з підкріпленням Q-learning, для одного ізольованого перехрестя; провести імітаційне моделювання розробленої системи за допомогою симулятора дорожнього руху SUMO та оцінити її потенційну ефективність порівняно з традиційними методами управління.

Об'єктом дослідження є процеси управління транспортними потоками в міських умовах з використанням інтелектуальних транспортних систем. Предметом дослідження виступають інформаційні системи, сенсорні мережі та алгоритми навчання з підкріпленням для оптимізації управління світлофорними об'єктами на міських перехрестях.

Для вирішення поставлених завдань у роботі використовувалися наступні методи: аналіз науково-технічної літератури та нормативних документів; системний аналіз для визначення структури та компонентів інформаційної системи; методи імітаційного моделювання для відтворення транспортних процесів та тестування розробленого алгоритму; порівняльний аналіз для оцінки ефективності запропонованого рішення.

Наукова новизна одержаних результатів полягає у розробці підходу до адаптивного управління світлофорним об'єктом на основі алгоритму Q-learning з урахуванням специфіки даних, отриманих від віртуальних сенсорів у середовищі імітаційного моделювання SUMO, що дозволяє системі навчатися оптимальній стратегії керування для конкретного перехрестя.

Результати роботи можуть бути використані при проектуванні та модернізації міських транспортних систем. Запропонована модель та алгоритм адаптивного управління світлофором можуть слугувати основою для створення більш ефективних та гнучких систем управління дорожнім рухом, сприяючи зменшенню заторів та часу очікування на перехрестях.

РОЗДІЛ 1 ТЕХНОЛОГІЧНІ АСПЕКТИ УПРАВЛІННЯ МІСЬКОЮ ТРАНСПОРТНОЮ ІНФРАСТРУКТУРОЮ РОЗУМНОГО МІСТА

1.1 Огляд особливостей застосування інформаційних систем у сфері міського управління: переваги та виклики

Впровадження інформаційних систем в управлінні містом відкриває значні можливості для підвищення ефективності функціонування урбаністичних систем та покращення якості життя мешканців. Ключовими перевагами вважають оптимізацію транспортних потоків, підвищення безпеки, ефективне управління ресурсами та покращення якості надання адміністративних послуг. Інтелектуальні транспортні системи (ІТС) здатні аналізувати дані з різних джерел (датчики, камери, GPS) та динамічно регулювати рух транспорту, що сприяє зменшенню заторів, скороченню часу в дорозі і зниженню рівня викидів шкідливих речовин. Дослідження підтверджують, що впровадження ІТС може скоротити час у дорозі на 15–20% та зменшити кількість ДТП на 10–15%. [1] Окрім безпосередньої вигоди для автомобілістів, ефективні транспортні системи позитивно впливають на екологічну ситуацію й економіку міста.

Актуальність розробки та впровадження таких систем підтверджується значними темпами зростання відповідних світових ринків. Так, за прогнозами аналітичної компанії Grand View Research, очікується, що обсяг глобального ринку інтелектуальних транспортних систем (ІТС) досягне 52.24 мільярдів доларів США до 2030 року, демонструючи середньорічний темп зростання на рівні 8.3% протягом періоду 2023-2030 років. Це зростання зумовлене глобальним попитом на технології, що дозволяють оптимізувати транспортні потоки, підвищувати безпеку руху та сприяти сталому розвитку міських агломерацій [2].

Паралельно, важливою складовою міської мобільності залишається громадський транспорт, ринок якого також демонструє значний потенціал. Згідно з дослідженням Precedence Research, обсяг світового ринку громадського

транспорт у оцінювався у 223.91 мільярда доларів США у 2023 році, і прогнозується його збільшення до 502.22 мільярдів доларів США до 2034 року [Вам потрібно буде вказати тут джерело, наприклад, Precedence Research, "Public Transportation Market Report"]. Інтеграція ІТС в системи громадського транспорту, зокрема впровадження передових систем управління (Advanced Public Transportation Systems – APTS), є ключовим фактором підвищення його ефективності та привабливості для пасажирів.

Основними драйверами такого стрімкого розвитку є зростаюча урбанізація, урядові ініціативи зі скорочення шкідливих викидів, нагальна потреба в ефективному управлінні транспортними заторами та підвищенні безпеки на дорогах. Ці фактори спонукають до активного впровадження інноваційних ІТ-рішень у транспортну інфраструктуру міст по всьому світу, особливо в країнах Азійсько-Тихоокеанського регіону, які демонструють найвищі темпи зростання у цьому секторі. Для кращого розуміння технологічної складової ІТС розглянемо діаграму на рис. 1.1.

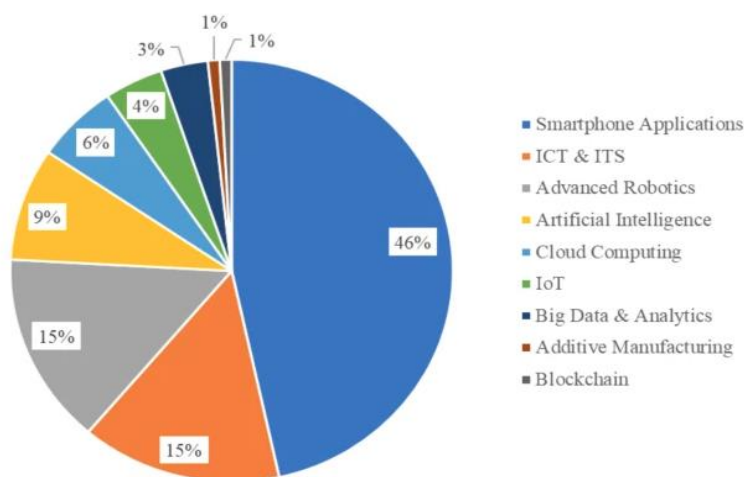


Рис. 1.1 Розподіл технологій, що використовуються в ІТС [3]

Як видно з діаграми, ІТС базуються на широкому спектрі технологій, серед яких найбільшу частку займають хмарні обчислення (46%). Важливу роль відіграють також IoT (15%) та Big Data & Analytics (15%). Різноманіття технологій

дозволяє ІТС ефективно вирішувати широкий спектр транспортних проблем та оптимізувати міську транспортну інфраструктуру. З огляду на це, важливо враховувати різні блоки й напрями розвитку міста. Таким чином, впровадження інформаційних систем варто розглядати не тільки як технічне завдання, а як складову більш широкої стратегії сталого розвитку. Управління міською транспортною інфраструктурою розумного міста базується на цілій низці технологічних рішень, що дозволяють збирати, аналізувати та використовувати дані для оптимізації транспортних потоків:

- Сенсорні мережі: Встановлення різноманітних датчиків на дорогах, транспортних засобах та інфраструктурних об'єктах дозволяє збирати інформацію про швидкість руху, інтенсивність трафіку, наявність перешкод та інші параметри в режимі реального часу.

- Інтелектуальні камери: Камери відеоспостереження з функціями розпізнавання образів дозволяють ідентифікувати типи транспортних засобів, виявляти порушення правил дорожнього руху та аналізувати завантаженість доріг.

- GPS-трекери: Відстеження місцезнаходження громадського транспорту та інших транспортних засобів дозволяє оптимізувати маршрути, контролювати дотримання графіків руху та надавати пасажирам актуальну інформацію.

- Комунікаційні технології: Для передачі даних з сенсорів та камер використовуються різні технології зв'язку, а саме: Wi-Fi, Bluetooth, стільниковий зв'язок та спеціалізовані мережі для IoT (Internet of Things).

- Хмарні платформи: Зберігання та обробка великих обсягів даних здійснюється за допомогою хмарних технологій, що забезпечує швидкий доступ до інформації та гнучкість системи.

- Штучний інтелект (AI): AI-алгоритми використовуються для аналізу даних, прогнозування заторів, оптимізації роботи світлофорів та прийняття рішень в режимі реального часу.

Завдяки цим технологіям розумне місто може ефективно управляти транспортною інфраструктурою, зменшувати затори, підвищувати безпеку дорожнього руху та покращувати якість життя мешканців.

У багатьох дослідженнях [1,4] наголошено, що реалізація стратегії сталого розвитку потребує одночасного врахування соціальних, економічних та екологічних чинників. Тому “розумні” рішення в муніципалітетах не можуть обмежуватися лише оптимізацією технічних процесів: вони повинні стимулювати локальну економіку, підвищувати добробут і безпеку населення та сприяти збереженню довкілля. На рис. 1.2 наведено ключові напрямки, на які впливають “розумні” рішення у муніципалітетах: (1) люди та спільноти, (2) місцева економіка та (3) довкілля для життя.



Рис. 1.2 Стійкість завдяки “розумним” рішенням для міст і регіонів

З рисунку видно, що компоненти соціальної стійкості, доступності медичних і освітніх послуг тісно пов’язані з розвитком бізнесу, циркулярною економікою та збереженням природного середовища. Реалізація ефективної ІКТ-інфраструктури

стає “сполучною ланкою”, яка об’єднує різноманітні аспекти міського розвитку та посилює адаптивність до сучасних викликів.

Інформаційні системи також дозволяють у режимі реального часу моніторити ситуацію в місті, швидко реагувати на надзвичайні події та забезпечувати безпеку мешканців. Наприклад, системи відеоспостереження допомагають правоохоронним органам у розкритті злочинів та запобіганні правопорушенням. Крім того, використання цифрових рішень у комунальній сфері дає змогу оптимізувати споживання електроенергії, води й інших ресурсів, що сприяє економії коштів і зменшує негативний вплив на навколишнє середовище. «Розумні» системи освітлення можуть автоматично регулювати яскравість світла залежно від часу доби й інтенсивності руху, дозволяючи економити до 40% електроенергії. Електронні сервіси, що пропонують отримання адміністративних послуг без черг і зайвих бюрократичних процедур, підвищують рівень задоволеності громадян і зміцнюють довіру до органів влади.

Водночас існують і суттєві виклики, пов’язані з впровадженням інформаційних систем. Незважаючи на численні переваги, впровадження ІТС пов’язане з певними проблемами та викликами. Фінансові аспекти є однією з основних перешкод, оскільки розробка, впровадження та обслуговування ІТС вимагають значних фінансових інвестицій, які доступні не всім містам. Проте, важливо враховувати і вартість бездіяльності. Згідно з дослідженнями Texas A&M Transportation Institute, затори в містах США щорічно коштують мільярди доларів через втрачений час, витрачене паливо та викиди CO₂. На рис. 1.3 представлена динаміка вартості заторів в Лос-Анджелесі за останні роки, що ілюструє значні економічні втрати, пов’язані з цією проблемою.

Динаміка вартості заторів в Los Angeles-Long Beach-Anaheim, CA

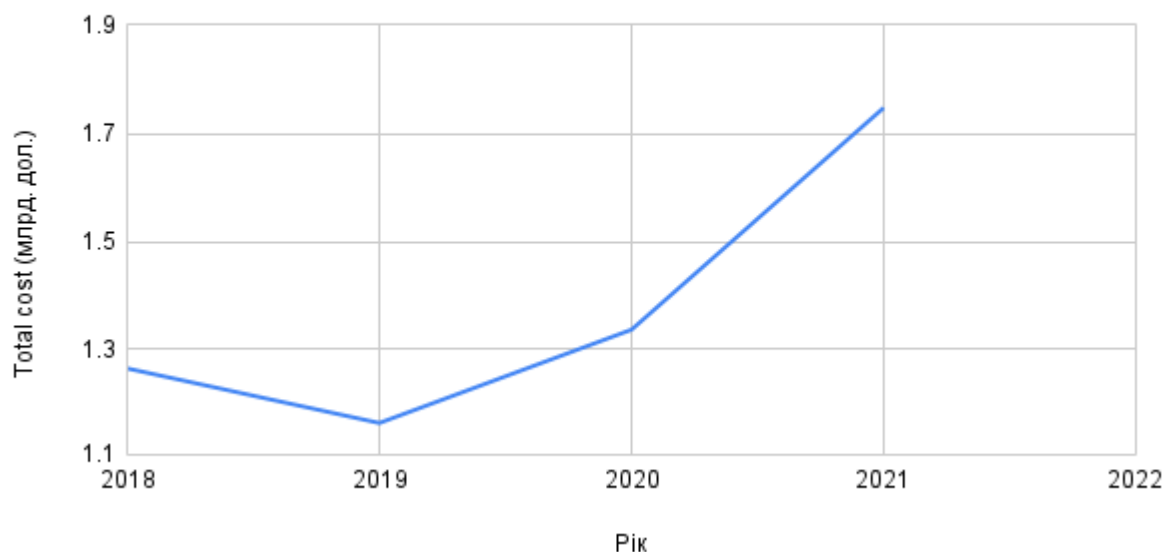


Рис. 1.3 Динаміка вартості заторів в Лос-Анджелесі (2018-2022) [15]

На рис. 1.3 показано, як змінювалася загальна вартість заторів в Лос-Анджелесі з 2018 по 2022 рік. Як видно з гістограми, вартість заторів мала тенденцію до зростання, за винятком 2020 року, коли спостерігалася значне зниження, ймовірно, пов'язане з пандемією COVID-19 та обмеженнями на пересування. Такі значні економічні втрати підкреслюють важливість впровадження ІТС для оптимізації транспортних потоків та зменшення заторів.

Технічні аспекти також відіграють важливу роль, оскільки впровадження ІТС потребує розвиненої інфраструктури, включаючи сенсорні мережі, комунікаційні системи та обчислювальні платформи. Важливо забезпечити сумісність різних компонентів системи та їх інтеграцію з існуючою інфраструктурою. Безпека та захист даних є критично важливими аспектами, оскільки ІТС збирають та обробляють великі обсяги даних, включаючи персональні дані користувачів. Необхідно забезпечити надійний захист цих даних від несанкціонованого доступу та зловживань, розробляючи ефективні механізми кібербезпеки та захисту приватності. Етичні аспекти використання штучного інтелекту в управлінні транспортними потоками також потребують уваги. Прозорість алгоритмів,

відповідальність за прийняття рішень та потенційний вплив на зайнятість – це питання, які необхідно враховувати при розробці етичних норм та стандартів для використання AI в ІТС.

Соціальні аспекти впровадження ІТС також не можна ігнорувати. Зміна поведінки водіїв, збільшення нерівності в доступі до транспорту та потенційне скорочення робочих місць в транспортній галузі – це фактори, які потребують ретельного аналізу та врахування при розробці та впровадженні ІТС для забезпечення соціальної справедливості. Цифровий розрив є ще однією проблемою, оскільки не всі верстви населення мають рівний доступ до цифрових технологій. Важливо забезпечити, щоб впровадження ІТС не поглиблювало цифровий розрив та не створювало додаткових бар'єрів для соціально вразливих груп. Громадська підтримка є ключовим фактором успішного впровадження ІТС. Необхідно проводити інформаційні кампанії та консультації з громадськістю, щоб пояснити переваги ІТС та розвіяти побоювання щодо їх використання, забезпечуючи залучення громадян до процесу прийняття рішень. Подолання цих викликів є важливою умовою для успішного впровадження ІТС та реалізації їх повного потенціалу для покращення транспортної ситуації в містах. [11]

Крім того, актуальною залишається проблема цифрового розриву: не всі мешканці мають рівний доступ до технологій чи володіють необхідними цифровими навичками. Відсутність належної цифрової грамотності може спричинити соціальну нерівність і поглибити відчуження певних верств населення від сучасних електронних послуг. Для подолання цього виклику варто розвивати систему навчання й проводити інформаційні кампанії, що пояснюють переваги цифрових сервісів та дають змогу підвищувати рівень залученості всіх груп громадян.

Водночас багато дослідників наголошують, що потенційні переваги інформаційних систем будуть реалізовані лише за умови комплексного підходу та збалансованого врахування різних чинників — технологічних, організаційних і соціально-економічних. Так, у нещодавніх роботах [1; 3; 4; 5; 6] підкреслено, що

успіх цифрової трансформації міста залежить від постійного оновлення інфраструктури, дотримання належного рівня кібербезпеки, ефективної взаємодії муніципальних служб і підтримки громади. З огляду на це, впровадження інформаційних систем має розглядатися як складний і багатогранний процес, що потребує всебічної координації між владою, бізнесом і суспільством. За умов грамотного планування та належної організації міські ІТ-рішення можуть стати потужним рушієм розвитку міста, сприяти підвищенню рівня добробуту його мешканців і формуванню сталого урбаністичного середовища.

У контексті міського транспорту особливої уваги заслуговує застосування інтелектуальних транспортних систем, побудованих на основі глибокого навчання та даних, що надходять із численних сенсорів. Як зазначають Chen та ін. [1], спільний (координований) підхід до керування світлофорами з урахуванням спатіально-темпоральних характеристик руху дає змогу суттєво зменшити затори й скоротити середній час у дорозі в години пік. Функціонування подібних систем передбачає безперервний збір, передачу та аналіз великих масивів даних, що вимагає добре продуманої архітектури. При цьому вирішальне значення має висока пропускна здатність мережі, стандартизовані протоколи обміну інформацією та адаптація алгоритмів штучного інтелекту до конкретних особливостей міського середовища. Принципову організацію такого інформаційного потоку та ключові модулі системи ілюструє на рис. 1.4 наведено загальну схему такої інтелектуальної транспортної системи.



Рис. 1.4 Ілюстрація інтелектуальної транспортної системи на основі глибокого навчання [1]

Попри те, що впровадження таких ІТС вимагає додаткових ресурсів і постійної уваги до питань безпеки, їхній позитивний вплив на міську інфраструктуру важко заперечити. Зокрема, злагоджене керування дорожнім рухом знижує ризик аварійності, а також скорочує витрати часу й пального. Проте дослідники постійно наголошують на необхідності посилення заходів з кібербезпеки й захисту конфіденційної інформації, оскільки підключення великої кількості пристроїв збільшує ризик кібератак. Застосування відмова-витривалих (fault-tolerant) архітектур, здатних забезпечити безперебійне функціонування міських сервісів навіть за умов збоїв чи несанкціонованих втручань, стає обов'язковою умовою для розгортання таких систем у масштабах усього міста. Сучасні дослідження [8;9] наголошують, що “розумне” місто охоплює не лише транспортні системи, а й усю інфраструктуру — від енергетичних мереж до туристичних сервісів. На рис. 1.5 узагальнено різні напрями розвитку міського середовища та відповідні IoT-технології, які підтримують стійкість і комфорт для громадян.



Рис. 1.5 Концепція розумного сталого міста: ключові сфери та роль IoT-технологій [4]

На рисунку відображено низку пріоритетних напрямів (зокрема якість води, повітря, цифрову трансформацію, керування відходами), що разом утворюють комплексну екосистему “розумного міста”. Кожен із цих напрямів може бути покращений за допомогою IoT-рішень, проте потребує узгодження на рівні міської політики, фінансування та відповідних інженерних рішень.

Основні переваги застосування інформаційних систем у міському управлінні:

- Підвищення ефективності управління: Оптимізація роботи міських систем, використання ресурсів та якості надання адміністративних послуг.
- Покращення транспортної системи: Зменшення заторів, скорочення часу в дорозі, підвищення безпеки дорожнього руху.
- Сприяння сталому розвитку: Позитивний вплив на екологічну ситуацію, стимулювання місцевої економіки та підвищення загальної якості життя мешканців.
- Зміцнення взаємодії з громадянами: Підвищення рівня задоволеності послугами та зміцнення довіри до органів влади.
- Ключові виклики впровадження інформаційних систем у міському управлінні:

- Фінансово-технічні аспекти: Значна вартість впровадження та обслуговування, потреба в постійному оновленні ІТ-інфраструктури.
- Забезпечення безпеки та приватності: Захист від кіберзагроз, запобігання витоку конфіденційних даних та дотримання приватності громадян.
- Соціально-організаційні питання: Подолання "цифрового розриву", необхідність навчання населення та персоналу, забезпечення ефективної координації між службами.
- Нормативно-правове регулювання: Адаптація законодавства до швидкого розвитку технологій та розробка чітких механізмів контролю.

Загалом, досвід, представлений у дослідженнях з різних країн, підтверджує висновок про те, що ефективне використання інформаційних систем у сфері міського управління залежить не лише від передових технічних рішень, а й від узгоджених дій міських політик, підприємницьких структур і громади. Питання економічної доцільності, надійного захисту даних і зменшення цифрового розриву залишаються актуальними та потребують комплексного підходу до впровадження інновацій. Інакше кажучи, максимальне розкриття потенціалу інформаційних систем передбачає системну модернізацію управлінських процесів, вирішення юридичних та соціальних аспектів і цілісне бачення того, як міська інфраструктура розвиватиметься надалі.

1.2 Аналіз сучасних підходів до управління транспортними потоками в умовах «розумного міста»

Сучасні міста стикаються з дедалі складнішими проблемами в організації дорожнього руху. Зростання кількості автомобілів, обмеженість простору для розширення інфраструктури та посилення екологічних викликів вимагають нових підходів до управління транспортними потоками. У відповідь на ці проблеми активно розвиваються інтелектуальні транспортні системи (ІТС), що інтегрують традиційні методи регулювання руху з передовими цифровими технологіями. ІТС

являють собою складні системи, що поєднують інфраструктуру, технології та аналітичні інструменти для збору, обробки та аналізу даних про транспортні потоки в режимі реального часу. Ці системи здатні динамічно реагувати на зміни дорожньої ситуації, оптимізуючи рух транспорту та підвищуючи ефективність використання дорожньої інфраструктури. Впровадження ІТС, згідно з дослідженнями, дає змогу знизити рівень заторів, скоротити загальний час у дорозі, підвищити безпеку дорожнього руху та зменшити негативний вплив транспорту на довкілля. [11, 12]

В основі ІТС лежить комплексне використання різноманітних технологій, які спільно працюють для досягнення поставлених цілей. Це не просто набір окремих інструментів, а радше синергетичне поєднання апаратних і програмних рішень, що дозволяє перейти від реактивного до проактивного управління транспортними процесами. Саме інтеграція цих технологій в єдину злагоджену систему дозволяє реалізувати весь потенціал інтелектуального управління транспортними потоками. Такий системний підхід передбачає створення багаторівневої архітектури, де кожен компонент виконує свою специфічну функцію, але водночас тісно взаємодіє з іншими елементами для досягнення спільної мети – оптимізації транспортних процесів. Від надійності та ефективності цієї взаємодії залежить загальна продуктивність системи, її здатність адаптуватися до змінних умов та надавати актуальну інформацію всім учасникам дорожнього руху. Розуміння типових архітектурних моделей є важливим кроком до проектування та впровадження таких складних інформаційних комплексів. Для кращого розуміння архітектури та взаємодії компонентів ІТС розглянемо рис. 1.6, який демонструє один із можливих варіантів побудови такої системи на основі мережі гібридного шлюзу.

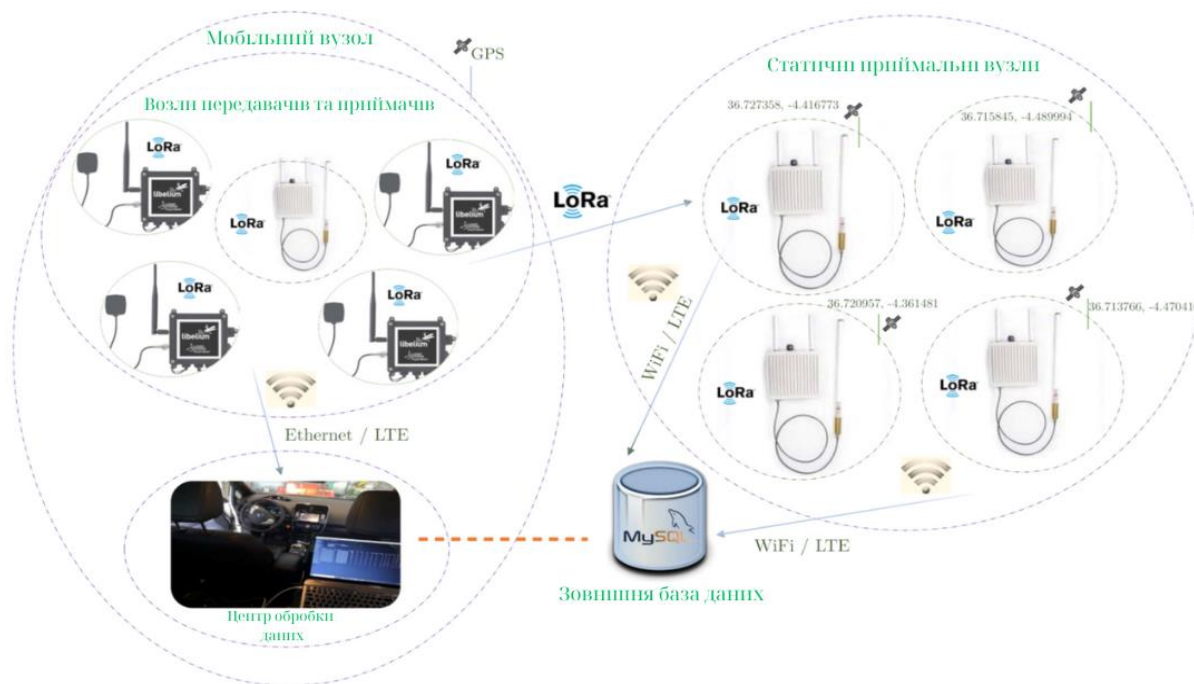


Рис. 1.6 Архітектура системи на основі мережі гібридного шлюзу [3]

На рис. 1.6 зображено схему інтелектуальної транспортної системи, де можна побачити різноманітні технології, що лежать в основі ІТС. Мобільні вузли (транспортні засоби) та стаціонарні вузли (датчики, камери) взаємодіють між собою та з центром обробки даних через різні канали зв'язку, такі як LoRa, WiFi, Ethernet та LTE. Сенсорні мережі, що складаються з датчиків та камер, встановлених на дорогах, перехрестях та транспортних засобах, збирають дані про швидкість руху, інтенсивність трафіку, наявність перешкод, погодні умови та інші фактори, що впливають на дорожню ситуацію. Інтернет речей (IoT) об'єднує ці пристрої та сенсори в єдину мережу, забезпечуючи збір та передачу даних в режимі реального часу. Штучний інтелект (AI) використовується для аналізу даних, прогнозування заторів, оптимізації роботи світлофорів та формування рекомендацій для водіїв та міських служб. Технології Big Data дозволяють обробляти великі обсяги даних, отриманих з різних джерел, для виявлення закономірностей та тенденцій у транспортних потоках. Хмарні платформи забезпечують зберігання, обробку та аналіз даних, а також доступ до ІТС з будь-якого пристрою.

ІТС виконують широкий спектр функцій, спрямованих на оптимізацію транспортних потоків. Системи адаптивного управління світлофорами аналізують дані про трафік в режимі реального часу та динамічно коригують тривалість сигналів, оптимізуючи рух транспорту на перехрестях. Це дозволяє зменшити затори та скоротити час очікування на світлофорах. Одним із поширених та ефективних підходів до оптимізації міського трафіку є застосування систем адаптивного управління світлофорними сигналами (АСУДР). На відміну від традиційних систем з фіксованими циклами, які часто не враховують миттєві зміни у транспортному попиті та можуть призводити до невиправданих затримок, АСУДР використовують дані від детекторів транспорту в реальному часі для динамічного регулювання параметрів світлофорного циклу. Такий підхід дозволяє системі "відчувати" пульс транспортної мережі та приймати більш обґрунтовані рішення. Це включає гнучку зміну тривалості фаз, їх послідовності та координації між сусідніми перехрестями з метою мінімізації затримок транспортних засобів та покращення пропускної здатності перехресть. Саме тому АСУДР вважаються ключовим елементом сучасних інтелектуальних транспортних систем, спрямованих на підвищення ефективності міської мобільності. Типова архітектура такої системи (рис. 1.7) включає мережу датчиків для збору інформації про транспортні потоки (наприклад, індукційні петлі, відеокамери), локальні контролери на кожному світлофорному об'єкті, які обробляють дані та можуть приймати рішення автономно або на основі команд від центрального сервера, та комунікаційну інфраструктуру для обміну даними.

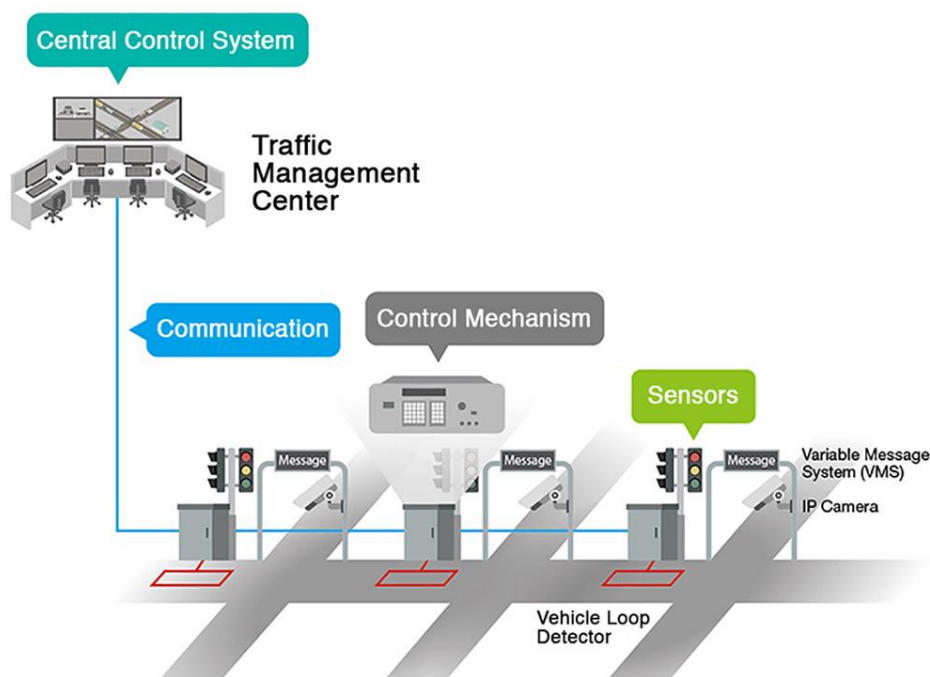


Рис. 1.7 Архітектура системи адаптивного управління світлофорними сигналами - АСУДР

Центральний сервер, у свою чергу, може виконувати більш складні алгоритми оптимізації для координації роботи групи перехресть, наприклад, для створення "зеленої хвилі". Прикладом успішної реалізації такого підходу є система SCOOT, згадана раніше, яка оптимізує параметри роботи світлофорів для цілих міських районів.

Іншим стратегічним підходом до управління транспортними потоками, особливо в умовах високої завантаженості міських центрів, є системи динамічного дорожнього ціноутворення (Electronic Road Pricing - ERP). Вони базуються на принципі "користувач платить", де вартість проїзду певними ділянками доріг або в'їзду до визначених зон залежить від поточного попиту, часу доби, типу транспортного засобу чи інших факторів. Метою таких систем є зменшення заторів шляхом стимулювання водіїв до зміни маршрутів, часу поїздок або використання громадського транспорту. Архітектура системи ERP, особливо системи нового покоління (рис. 1.8), часто спирається на використання супутникових технологій (GPS) для визначення місцезнаходження транспортних засобів, бортових пристроїв (On-Board Units) для взаємодії з системою та інформування водія, стільникових

мереж для передачі даних, а також центральної комп'ютерної системи для обробки даних, розрахунків та білінгу. Додатково можуть використовуватися камери відеоспостереження для моніторингу та фіксації. Приклади таких систем успішно функціонують у Сінгапурі (ERP) та Лондоні (Congestion Charging).

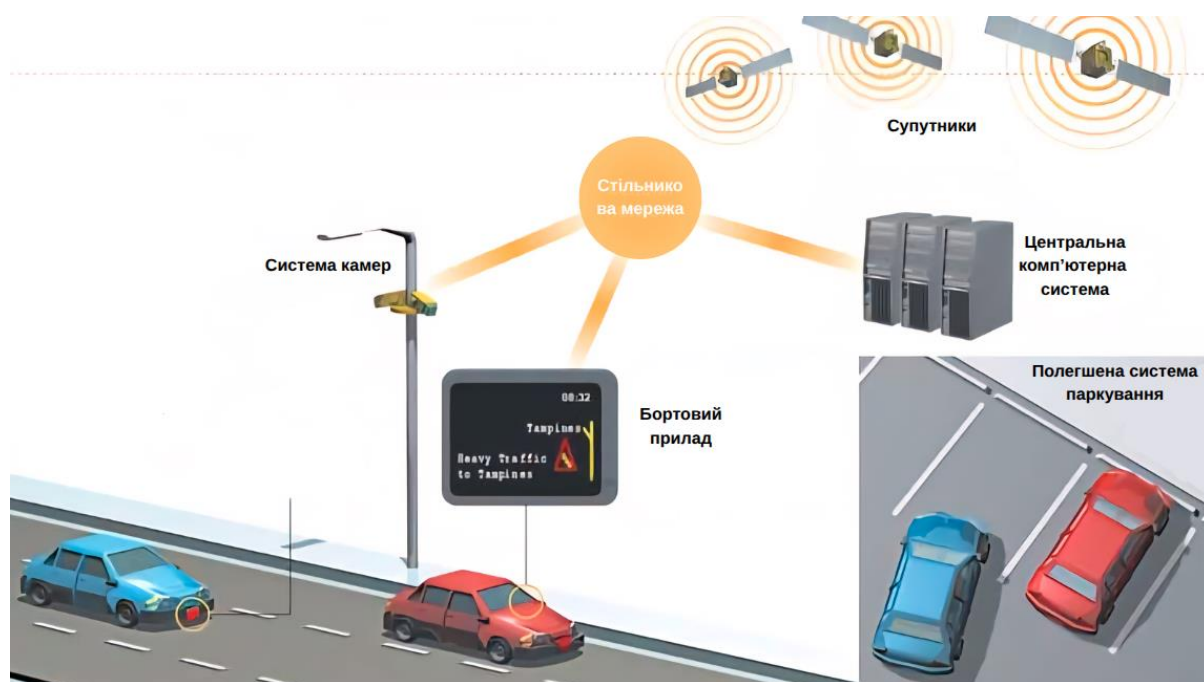


Рис. 1.8 Принципова схема системи динамічного дорожнього ціноутворення нового покоління

Аналіз розглянутих підходів до управління транспортними потоками демонструє їхню специфіку та сфери найефективнішого застосування. Інтегровані ІТС на основі гібридних шлюзів (як на рис. 1.6) є комплексним рішенням, що підходить для збору різноманітних даних та загального моніторингу транспортної ситуації в місті, слугуючи основою для багатьох специфічних застосувань. Системи адаптивного управління світлофорами (рис. 1.7) найкраще вирішують завдання локальної оптимізації руху на перехрестях та магістралях, зменшуючи затримки в реальному часі. У свою чергу, системи динамічного дорожнього ціноутворення (рис. 1.8) є потужним інструментом для управління попитом на використання дорожньої інфраструктури, ефективно впливаючи на рівень заторів у найбільш завантажених зонах. Часто для досягнення максимального ефекту ці

підходи можуть комбінуватися та доповнювати один одного в рамках єдиної транспортної стратегії розумного міста.

Мобільні додатки, інформаційні табло та навігаційні системи надають водіям актуальну інформацію про дорожню ситуацію, затори, аварії, альтернативні маршрути, парковки та інші важливі дані, допомагаючи їм приймати обґрунтовані рішення та уникати заторів. Системи моніторингу транспорту в режимі реального часу дозволяють оптимізувати розклади руху автобусів та трамваїв, враховуючи поточну дорожню ситуацію та попит пасажирів. "Розумні" паркувальні системи використовують датчики для визначення вільних місць та інформування водіїв про їх наявність, що дозволяє зменшити час пошуку паркування та покращити транспортну ситуацію. Використання датчиків для моніторингу рівня забруднення повітря дозволяє вживати заходів для покращення екологічної ситуації в місті, таких як обмеження руху автотранспорту в окремих зонах або стимулювання використання екологічно чистого транспорту.

ІТС вже успішно впроваджуються в багатьох містах світу, демонструючи значний потенціал для оптимізації транспортних потоків та покращення якості життя мешканців. Сінгапур, визнаний лідер у впровадженні ІТС, використовує систему Electronic Road Pricing (ERP) для динамічного регулювання вартості проїзду в залежності від часу доби та завантаженості доріг, що ефективно управляє трафіком та зменшує затори. Крім того, в Сінгапурі діє система Autonomous Vehicle Pilot Deployment, в рамках якої проходять тестування безпілотні автобуси та таксі. Лондонська система congestion charging, в свою чергу, передбачає сплату за в'їзд у центральну частину міста в години пік, що стимулює використання громадського транспорту та зменшує затори. В Лондоні також впроваджено інтелектуальну систему управління світлофорами SCOOT (Split Cycle Offset Optimisation Technique), яка дозволяє адаптувати тривалість сигналів в режимі реального часу в залежності від інтенсивності трафіку. Стокгольмська система trängselskatt, аналогічна лондонській, додатково враховує рівень забруднення повітря. В Стокгольмі також діє система "розумних" парковок, яка дозволяє водіям легко

знаходити вільні місця та оплачувати паркування через мобільний застосунок. Барселона активно впроваджує "розумні" паркувальні системи та інформаційні табло для водіїв, а також є одним з піонерів в розвитку концепції "суперблоків" (superblocks), які передбачають обмеження руху автомобілів в певних районах міста для створення більш комфортного та безпечного середовища для пішоходів та велосипедистів. Копенгаген прагне стати вуглецево-нейтральним до 2025 року, активно впроваджуючи ІТС, зокрема системи "розумних" велосипедних доріжок та системи пріоритету для громадського транспорту. Ці приклади демонструють різноманіття підходів до впровадження ІТС та їх потенціал для вирішення транспортних проблем в містах.

1.3 Роль сенсорних мереж та Інтернету речей (IoT) у моніторингу та аналізі транспортних процесів

У сучасних умовах урбанізації та зростання транспортних потоків ефективно управління дорожнім рухом стає одним із ключових факторів забезпечення сталого розвитку міст. Традиційні методи, що базуються на ручному зборі та аналізі даних, вже не в змозі забезпечити необхідний рівень оперативності й точності. Відповідно, особливої актуальності набуває використання сенсорних мереж і технологій Інтернету речей (IoT), які дають змогу в режимі реального часу збирати, обробляти та аналізувати великий обсяг інформації про стан дорожньої інфраструктури й транспортних потоків.

Сенсорні мережі являють собою розподілену систему датчиків, розташованих на дорогах, транспортних засобах, елементах інфраструктури та в інших критичних точках міського середовища. Ці датчики можуть фіксувати швидкість руху, інтенсивність потоків, завантаженість перехресть, наявність перешкод або аварій, а також погодні умови. Для виконання цих завдань використовуються різні типи датчиків, кожен з яких має свої особливості та призначення.

1. Індуктивні петлі:

Одним з найпоширеніших типів датчиків для моніторингу транспортних потоків є індуктивні петлі. Встановлені під дорожнім покриттям, вони реагують на зміну магнітного поля, яка виникає під час проїзду транспортних засобів. Індуктивні петлі дозволяють вимірювати швидкість та інтенсивність руху, а також визначати кількість автомобілів на певній ділянці дороги.

2. Радіолокаційні датчики:

Для вимірювання швидкості руху та виявлення перешкод на дорозі використовуються радіолокаційні датчики. Ці датчики випромінюють радіохвилі та аналізують їх відбиття від об'єктів, що дозволяє визначати швидкість руху, відстань до об'єктів та їх розміри.

3. Лічильники транспорту:

Лічильники транспорту - це пристрої, що вимірюють кількість транспортних засобів, які проїжджають через певну точку дороги за одиницю часу. Вони можуть базуватися на різних технологіях, таких як інфрачервоні датчики, лазерні сканери та відеоаналітика.

4. Відеокамери з функцією аналізу зображень:

Відеокамери з функцією аналізу зображень є важливим елементом ІТС, оскільки вони дозволяють не тільки спостерігати за дорожньою ситуацією, але й аналізувати зображення для визначення швидкості руху, інтенсивності потоків, завантаженості доріг та інших параметрів.

5. Ультразвукові датчики:

Для виявлення перешкод на дорозі, таких як пішоходи, велосипедисти та тварини, використовуються ультразвукові датчики. Ці датчики випромінюють ультразвукові хвилі та вимірюють час їх повернення після відбиття від перешкоди, що дозволяє визначити її наявність та відстань до неї.

6. Інфрачервоні датчики:

Інфрачервоні датчики також використовуються для виявлення перешкод на дорозі, а також для вимірювання інтенсивності потоків. Ці датчики виявляють перешкоди за допомогою переривання інфрачервоного променя.

7. Метеостанції:

Метеостанції є важливим компонентом ІТС, оскільки вони дозволяють збирати дані про погодні умови, такі як температура, опади, швидкість вітру, вологість повітря тощо. Ці дані використовуються для прогнозування дорожніх умов та адаптації роботи системи до змін погоди.

8. GPS-трекери:

GPS-трекери встановлюються на транспортних засобах та дозволяють відстежувати їх місцезнаходження в режимі реального часу. Ці дані використовуються для моніторингу маршрутів транспортних засобів, контролю дотримання графіків руху та надання пасажиром актуальної інформації про час прибуття.

Інтеграція сенсорних мереж із технологіями IoT дає змогу об'єднати їх у єдину мережеву інфраструктуру, що забезпечує передачу отриманих даних на спеціалізовані обчислювальні модулі чи хмарні платформи (Khan et al., 2022). Завдяки цьому інформація з численних сенсорів одразу стає доступною для аналітичних систем, які використовують алгоритми машинного навчання та штучного інтелекту для прогнозування транспортних процесів і виявлення критичних ситуацій. [16] На рисунку 1.9 представлена загальна схема архітектури інтелектуальної транспортної системи, що базується на технології Інтернету речей.



Рис. 1.9 Нова структура інтелектуальної системи громадського транспорту на основі IoT [21]

Як видно з рисунка, система складається з різних компонентів, включаючи сенсорні вузли (датчики на дорогах, транспортних засобах, зупинках громадського транспорту), комунікаційну інфраструктуру (мережі зв'язку), обчислювальні модулі (сервери для обробки даних) та центр управління, де приймаються рішення на основі аналізу отриманої інформації. Така система дозволяє збирати дані про дорожню ситуацію в режимі реального часу, аналізувати їх та використовувати для управління транспортними потоками. Застосування IoT-технологій у транспортній сфері охоплює декілька головних напрямів. Це, зокрема, адаптивне регулювання світлофорів, де дані з датчиків на перехрестях дають змогу в режимі реального часу змінювати фази сигналів світлофора, запобігаючи накопиченню надмірних черг. [16] Також варто відзначити раніше виявлення й прогнозування заторів: якщо система фіксує стрімке зниження швидкості на певній ділянці дороги, то здатна завчасно скоригувати режими роботи світлофорів або порекомендувати водіям альтернативні маршрути. Не менш важливим є смарт-паркування, де IoT-сенсори відстежують наявність вільних паркомісць і передають цю інформацію до централізованого сервера чи єдиної міської платформи. Водії, у свою чергу, можуть скористатися мобільними застосунками, щоб дізнатися, де саме є вільні місця, що знижує кількість неконтрольованих поїздок у пошуку парковки й розвантажує

вулиці. Нарешті, інтелектуальний моніторинг громадського транспорту дає змогу відстежувати переміщення автобусів і трамваїв, оперативно коригувати їхні графіки й повідомляти пасажирів точний час прибуття. [17] Як вже зазначалося, сенсорні мережі та IoT дозволяють збирати та аналізувати великі обсяги даних про транспортні процеси. На рисунку 1.10 показано приклад візуалізації таких даних на карті міста.

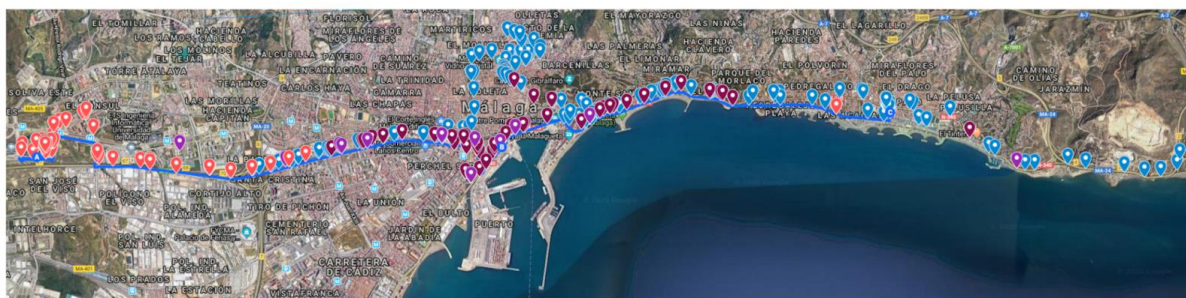


Рис. 1.10 Дані, отримані різними шлюзами. [3]

На рисунку 1.10 представлена карта міста, на якій візуалізовано дані, отримані з різних датчиків. Кольорові точки на карті відображають різні параметри, такі як інтенсивність руху, швидкість транспортних засобів, наявність заторів тощо. Ця інформація може бути використана для моніторингу дорожньої ситуації в режимі реального часу, виявлення проблемних ділянок та прийняття рішень щодо оптимізації транспортних потоків. Успішне впровадження ІТС спостерігається в багатьох містах світу. Наприклад, в Сінгапурі система Electronic Road Pricing (ERP) динамічно регулює вартість проїзду, зменшуючи затори на 10-15%, а програма Autonomous Vehicle Pilot Deployment тестує безпілотні транспортні засоби. Лондонська система congestion charging стимулює використання громадського транспорту та зменшує затори на 15-20%, а система SCOOT оптимізує роботу світлофорів. Стокгольмська система trängselskatt зменшує викиди CO₂ на 5-7%, а "розумні" парковки скорочують час пошуку паркування на 10-15%. Барселона активно впроваджує "розумні" парковки та інформаційні табло, а також концепцію "суперблоків", що зменшує рівень шуму на 10-12%. Копенгаген прагне стати

вуглецево-нейтральним, використовуючи ІТС для збільшення кількості велосипедистів на 15-20%.

Одним із найвагоміших чинників успіху IoT-проектів є швидкість і надійність комунікаційних протоколів (LTE, Wi-Fi, ZigBee, LoRaWAN тощо). У великих містах можуть одночасно застосовуватися десятки різних стандартів, що потребує ретельного планування мережевої інфраструктури та належного забезпечення сумісності між підсистемами. Зі зростанням кількості датчиків виникає й питання масштабованості: централізована обробка великих обсягів інформації може бути повільною, тому популярності набувають edge-/fog-рішення, де попередній аналіз виконують локально, а підсумкові дані надсилаються до хмари. Такий підхід дає змогу скоротити затримки й підвищити точність реагування на зміни дорожньої обстановки. Важливою функцією інтелектуальних транспортних систем, що спираються на ці технології, є не лише моніторинг поточної ситуації, але й здатність передбачати її розвиток. Саме точне та своєчасне прогнозування транспортних потоків дозволяє перейти від простого реагування на події до їх попередження та проактивного управління трафіком, що є ключем до ефективного розв'язання транспортних проблем. Для прогнозування транспортних потоків використовуються різні методи аналізу даних, що ілюструє рис. 1.11.

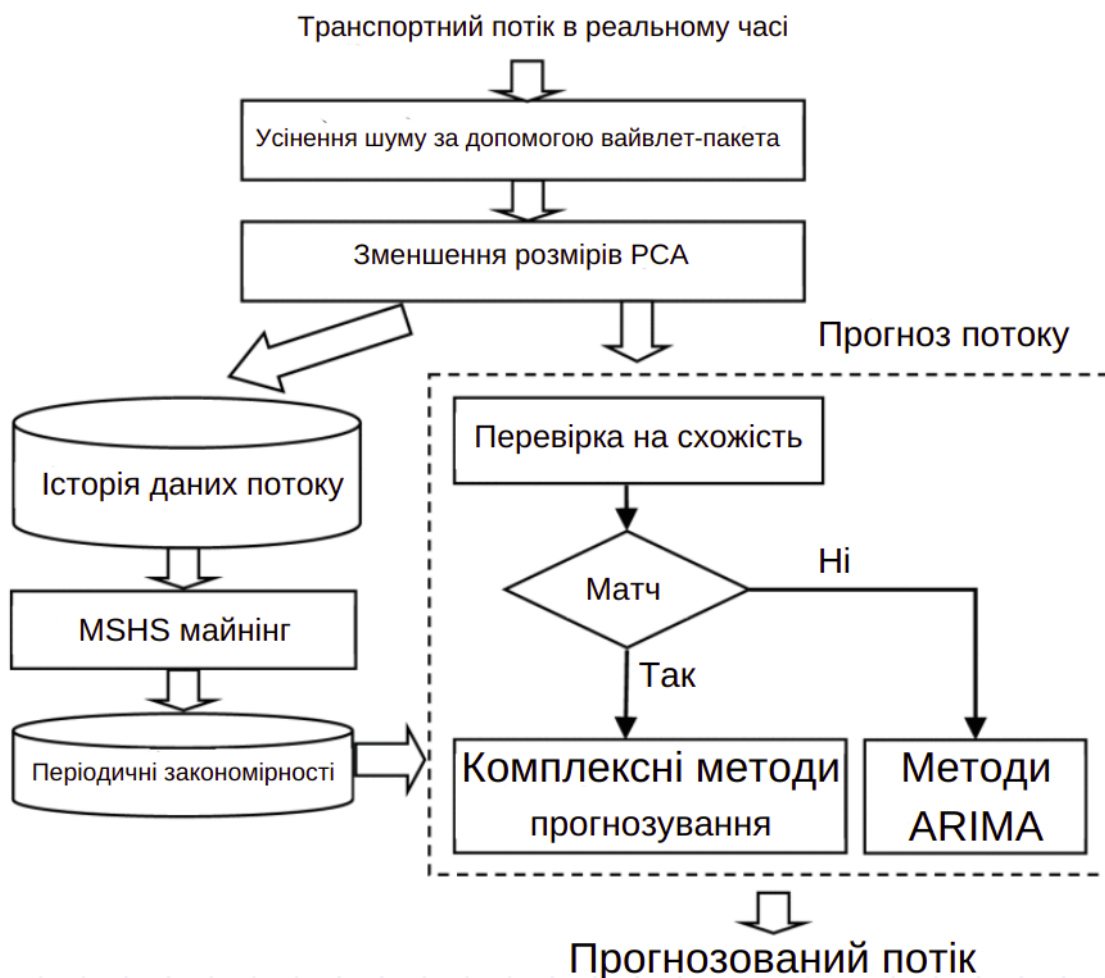


Рисунок 1.11 Алгоритм прогнозування транспортних потоків в реальному часі [21]

На рисунку показано, як історичні дані про транспортні потоки аналізуються за допомогою методів MSHS mining та ARIMA для виявлення періодичних закономірностей. Поточні дані, отримані з сенсорних мереж, обробляються за допомогою вейвлет-перетворення та методу головних компонент (PCA) для зменшення шуму та розмірності даних. Потім проводиться порівняння поточних даних з історичними закономірностями, і на основі цього формується прогноз транспортних потоків. Актуальним залишається й забезпечення безпеки та конфіденційності транспортних даних. Кожен сенсорний вузол чи світлофор, під'єднаний до мережі, може стати потенційним об'єктом для кібератак або джерелом витоку персональної інформації водіїв. Щоб запобігти цьому, IoT-інфраструктура має бути обладнана сучасними засобами шифрування даних,

механізмами аутентифікації та аудитом безпеки. Крім того, необхідно врегулювати правові аспекти щодо збору й обробки геолокаційних даних користувачів. [18]

Незважаючи на складнощі впровадження, численні дослідження свідчать про високу ефективність сенсорних мереж та IoT-технологій у транспортній сфері. У містах, що активно застосовують інтелектуальні сенсорні мережі, середній час у дорозі може скорочуватися до 15–20%, а рівень ДТП знижуватися на 10–15%. Окрім того, зменшення часу простою транспорту безпосередньо знижує викиди шкідливих речовин, що позитивно впливає на екологічний стан мегаполісів. У різних країнах практикуються «розумні» паркувальні системи з датчиками, динамічне дорожнє ціноутворення й адаптивні схеми керування світлофорами, які комплексно покращують мобільність громадян і зменшують навантаження на інфраструктуру.

У перспективі поширення 5G/6G-технологій і V2X-комунікацій (Vehicle-to-Everything) розкриває ще більше можливостей для міських IoT-рішень. Транспортні засоби зможуть обмінюватися даними між собою й із дорожніми об'єктами за лічені мілісекунди, координуючи рух та мінімізуючи ризик утворення заторів або ДТП. Такий підхід є основою для розвитку автономних автопарків і досконалішої інтеграції між різними видами транспорту. Окрім того, розвиток ІТС матиме значний вплив на транспортні системи в цілому, зокрема через поширення 5G/6G-технологій, що забезпечить більш швидкісну та надійну передачу даних, V2X-комунікацій, які дозволять транспортним засобам обмінюватися даними між собою та з дорожніми об'єктами, автономних транспортних засобів, що стануть невід'ємною частиною ІТС, та інтеграції з іншими міськими системами, такими як енергетичні мережі та системи управління відходами. В результаті очікується зменшення заторів, підвищення безпеки, покращення екологічної ситуації та підвищення ефективності використання транспортної інфраструктури.

Утім, задля повноцінної реалізації цього потенціалу потрібні уніфіковані стандарти, розгалужена мережа базових станцій, а також адаптація правової бази й суспільне обговорення питань безпеки та відповідальності. Таким чином, роль

сенсорних мереж та IoT у моніторингу й аналізі транспортних процесів є надзвичайно масштабною й багатогранною. Вони забезпечують динамічний збір актуальних даних про трафік, дають змогу оперативно керувати потоками та підвищувати безпеку руху, а також сприяють зменшенню впливу транспорту на довкілля. Висока гнучкість і інтеграція з іншими компонентами «розумного міста» перетворюють IoT на один із найперспективніших інструментів модернізації транспортної інфраструктури. Незважаючи на технічні та організаційні виклики, подальше впровадження сенсорних мереж та IoT у містах дасть змогу ще ефективніше управляти дорожнім рухом, покращувати екологічні показники та формувати комфортніше й безпечніше міське середовище для всіх учасників руху. [19; 20]

РОЗДІЛ 2 ТЕХНОЛОГІЇ ТА МЕТОДИ РОЗРОБКИ ІНФОРМАЦІЙНОЇ СИСТЕМИ ДЛЯ УПРАВЛІННЯ ТРАНСПОРТНОЮ ІНФРАСТРУКТУРОЮ

2.1 Вибір технологічних рішень для створення системи управління міським транспортом

Створення ефективної інформаційної системи для управління транспортною інфраструктурою розумного міста є складним завданням, що вимагає ретельного вибору технологічних рішень. Цей вибір має базуватися на глибокому аналізі потреб міста, особливостей його транспортної мережі, а також на врахуванні перспектив розвитку та інноваційних тенденцій у сфері інтелектуальних транспортних систем (ІТС). При виборі технологій важливо враховувати не лише поточні потреби, а й майбутні виклики та можливості, що постають перед міською транспортною системою.

Вибір технологічних рішень для ІТС повинен керуватися принципами масштабованості та гнучкості, сумісності та інтеграції, безпеки та надійності, економічної ефективності, екологічності та соціальних аспектів. Система повинна бути спроможною адаптуватися до зростання обсягів даних та змін у транспортній мережі міста, забезпечуючи можливість розширення та модифікації в майбутньому. Необхідно забезпечити сумісність різних компонентів системи та їх безперешкодну інтеграцію з існуючою інфраструктурою міста, включаючи транспортні засоби, сенсорні мережі, бази даних та інші системи управління. Захист даних та безперебійна робота системи є критично важливими аспектами, що вимагають використання сучасних методів шифрування, аутентифікації та захисту від кібератак. Вартість впровадження та експлуатації системи повинна бути виправданою з огляду на очікувані результати, такі як зменшення заторів, покращення безпеки дорожнього руху та зниження негативного впливу транспорту на довкілля. Впровадження системи повинно сприяти зменшенню негативного впливу транспорту на довкілля, зокрема шляхом оптимізації маршрутів, зниження

викидів та стимулювання використання екологічно чистих видів транспорту. Система повинна бути доступною та зручною для всіх верств населення, враховуючи потреби людей з обмеженими можливостями та забезпечуючи рівний доступ до інформації та послуг.

На сьогоднішній день існує широкий спектр технологій, які можуть бути використані для створення ІТС. Розподіл використання цих технологій в ІТС представлено на рис. 2.1.

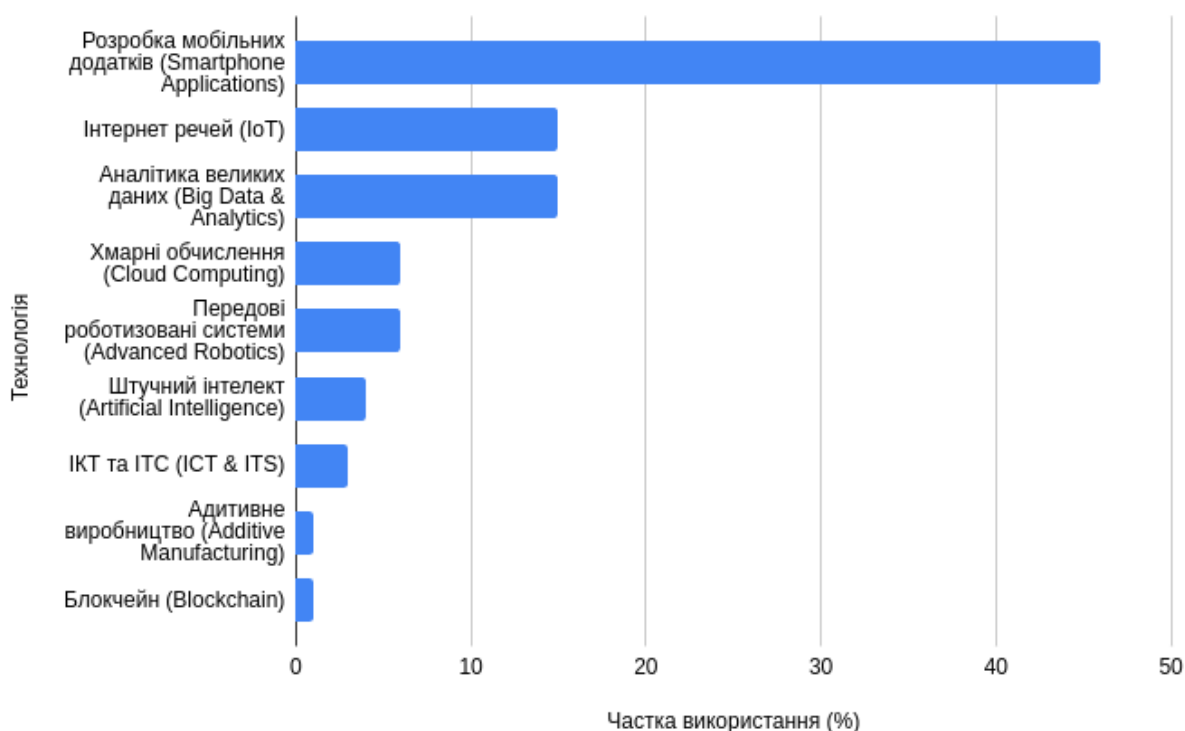


Рис. 2.1 Розподіл технологій, що використовуються в ІТС

Як видно з діаграми, найбільшу частку займає розробка мобільних додатків (46%), що підкреслює важливість цієї технології для взаємодії з користувачами ІТС та надання їм актуальної інформації та сервісів. Важливу роль відіграють також Інтернет речей (IoT) та аналітика великих даних (Big Data & Analytics), кожна з яких займає 15%. Інші технології, такі як хмарні обчислення, передові роботизовані системи, штучний інтелект, адитивне виробництво та блокчейн, також використовуються в ІТС, але їх частка є меншою. До них належать: сенсорні

мережі, Інтернет речей (IoT), штучний інтелект (AI), технології Big Data, хмарні технології та комунікаційні технології. Сенсорні мережі, що складаються з різноманітних датчиків, таких як індуктивні петлі, радіолокаційні датчики, лічильники транспорту, відеокамери, ультразвукові та інфрачервоні датчики, метеостанції, GPS-трекери, дозволяють збирати дані про стан транспортної мережі в режимі реального часу. Ці дані включають інформацію про швидкість руху, інтенсивність потоків, завантаженість перехресть, наявність перешкод або аварій, а також погодні умови. Інтернет речей (IoT) об'єднує сенсори та інші пристрої в єдину мережу, забезпечуючи збір, передачу та обмін даними між різними компонентами ІТС. Штучний інтелект (AI) використовується для аналізу даних, прогнозування заторів, оптимізації роботи світлофорів, формування рекомендацій для водіїв та автоматизації процесів управління транспортною системою. Технології Big Data дозволяють обробляти великі обсяги даних, отриманих з різних джерел, для виявлення закономірностей та тенденцій у транспортних потоках, що допомагає в оптимізації маршрутів, управлінні трафіком та прогнозуванні заторів. Хмарні технології забезпечують зберігання, обробку та аналіз даних, а також доступ до ІТС з будь-якого пристрою, що підвищує гнучкість та масштабованість системи. Комунікаційні технології, такі як Wi-Fi, Bluetooth, стільниковий зв'язок та спеціалізовані мережі для IoT, забезпечують передачу даних між різними компонентами системи, забезпечуючи зв'язок між сенсорами, транспортними засобами, центрами управління та іншими елементами ІТС. Сучасний ринок пропонує широкий спектр комунікаційних рішень, кожне з яких має свої унікальні властивості та оптимальну сферу застосування. Від традиційних, добре перевірених часом технологій до новітніх розробок, орієнтованих на специфічні потреби Інтернету речей – усі вони можуть знайти своє місце в багатогранній інфраструктурі інтелектуальних транспортних систем. Розуміння цих відмінностей, переваг та обмежень кожної технології є ключовим для побудови ефективних та надійних комунікаційних мереж в ІТС. У табл. 2.2 представлено

порівняння характеристик різних комунікаційних технологій, що можуть бути використані в ІТС, для наочної демонстрації їхніх ключових параметрів.

Таблиця 2.1

Порівняння комунікаційних технологій для ІТС

Технологія	Пропускна здатність	Дальність дії	Енергоспоживання	Вартість	Переваги	Недоліки
Wi-Fi	Висока	Обмежена	Середнє	Низька	Простота впровадження, висока швидкість передачі даних	Обмежена дальність дії, вразливість до перешкод
Bluetooth	Низька	Обмежена	Низьке	Низька	Низьке енергоспоживання, низька вартість	Низька пропускна здатність, обмежена дальність дії
Стільниковий зв'язок	Середня	Широка	Високе	Висока	Широка зона покриття, висока надійність	Високе енергоспоживання, висока вартість
Спеціалізовані мережі для IoT (LoRaWAN, Sigfox)	Низька	Дуже широка	Дуже низьке	Середня	Дуже широка зона покриття, дуже низьке енергоспоживання	Низька пропускна здатність, обмежена кількість пристроїв

Як видно з таблиці 2.1, кожна технологія має свої переваги та недоліки. Wi-Fi забезпечує високу швидкість передачі даних, але має обмежену дальність дії. Bluetooth характеризується низьким енергоспоживанням, але має низьку пропускну здатність. Стільниковий зв'язок забезпечує широку зону покриття, але має високе енергоспоживання та вартість. Спеціалізовані мережі для IoT, такі як LoRaWAN та Sigfox, мають дуже широку зону покриття та низьке енергоспоживання, але обмежену пропускну здатність.

Вибір оптимальної комунікаційної технології залежить від конкретних потреб та умов проєкту, таких як необхідна пропускна здатність, дальність дії, кількість пристроїв, що підключаються, та бюджетні обмеження.

Вибір конкретних технологій для ІТС має базуватися на детальному аналізі потреб міста та особливостей його транспортної мережі. Для міста з великою кількістю перехресть важливим буде використання інтелектуальних систем управління світлофорами, які дозволяють адаптивно регулювати тривалість

сигналів в залежності від інтенсивності трафіку, зменшуючи затори та покращуючи пропускну здатність доріг. Ці системи можуть базуватися на різних технологіях, таких як відеоаналітика, індуктивні петлі та радіолокаційні датчики, і вимагають наявності розвиненої комунікаційної інфраструктури для передачі даних в режимі реального часу. Для міста з розвиненою мережею громадського транспорту пріоритетним буде впровадження систем моніторингу транспорту в режимі реального часу, що дозволяє відстежувати місцезнаходження транспортних засобів, контролювати дотримання графіків руху та надавати пасажирам актуальну інформацію про час прибуття. Такі системи можуть використовувати GPS-трекери, встановлені на транспортних засобах, та мобільні додатки для пасажирів, що дозволяють отримувати інформацію про рух транспорту в режимі реального часу. Для міста з високим рівнем забруднення повітря важливим буде використання технологій, що сприяють зменшенню викидів, таких як системи управління трафіком, що оптимізують маршрути та зменшують час простою транспорту, а також системи стимулювання використання екологічно чистих видів транспорту. Це може включати впровадження систем диференційованої оплати за проїзд в залежності від рівня викидів транспортного засобу, а також розвиток інфраструктури для електромобілів та велосипедів.

При виборі технологій важливо враховувати не лише поточні потреби, а й перспективи розвитку та інноваційні тенденції у сфері ІТС. До таких тенденцій належать: розвиток 5G/6G-технологій, V2X-комунікації, автономні транспортні засоби та інтеграція з іншими міськими системами. Розвиток 5G/6G-технологій забезпечить більш швидкісну та надійну передачу даних, що є критично важливим для роботи ІТС в режимі реального часу. Це дозволить впроваджувати нові сервіси та функції, такі як потокове відео з камер спостереження, передача даних з високою роздільною здатністю та підтримка V2X-комунікацій. V2X-комунікації дозволять транспортним засобам обмінюватися даними між собою та з дорожніми об'єктами, такими як світлофори, дорожні знаки та інші транспортні засоби, що підвищить безпеку дорожнього руху та ефективність управління трафіком. V2X-комунікації

можуть використовувати різні технології, такі як DSRC та Cellular V2X, і вимагають наявності відповідної інфраструктури та стандартизації протоколів обміну даними. Автономні транспортні засоби стануть невід'ємною частиною ІТС, вимагаючи інтеграції з існуючою інфраструктурою та системами управління. Автономні транспортні засоби потребують високоточних карт, надійних сенсорів та розвинених алгоритмів штучного інтелекту для безпечного та ефективного пересування. Інтеграція з іншими міськими системами, такими як енергетичні мережі, системи управління відходами, системи громадської безпеки, дозволить створити єдину платформу управління містом, оптимізувати використання ресурсів, підвищити ефективність міських служб та покращити якість життя мешканців.

Кібербезпека є критично важливим аспектом при створенні ІТС, оскільки системи збирають та обробляють великі обсяги даних, включаючи персональні дані користувачів. Необхідно забезпечити надійний захист цих даних від несанкціонованого доступу та зловживань, розробляючи ефективні механізми кібербезпеки та захисту приватності. До основних загроз кібербезпеки в ІТС належать: несанкціонований доступ до даних, зломи систем, DDoS-атаки, фішинг, шкідливе програмне забезпечення та соціальна інженерія. Для захисту від цих загроз необхідно використовувати комплексні заходи, включаючи шифрування даних, аутентифікацію користувачів, контроль доступу, брандмауери, антивірусне програмне забезпечення та системи виявлення вторгнень. Важливо також проводити регулярні аудити безпеки та навчання персоналу з питань кібербезпеки. Крім того, необхідно розробляти та впроваджувати стандарти та протоколи безпеки для ІТС.

Етичні аспекти використання штучного інтелекту та інших технологій в управлінні транспортними потоками також потребують уваги. Прозорість алгоритмів, відповідальність за прийняття рішень та потенційний вплив на зайнятість - це питання, які необхідно враховувати при розробці етичних норм та стандартів для використання AI в ІТС. Важливо забезпечити, щоб AI-системи не

дискримінували певні групи користувачів та не порушували їх права. Також необхідно розробити механізми контролю за AI-системами та забезпечити можливість їх відключення в разі потреби. Додаткові етичні питання, які слід враховувати, включають приватність, автономію, безпеку та справедливість. ІТС збирають та обробляють великі обсяги даних про переміщення користувачів, що може призвести до порушення їх приватності. Необхідно забезпечити конфіденційність цих даних та обмежити їх використання лише для цілей управління транспортною системою. Впровадження автономних транспортних засобів ставить питання про відповідальність за прийняття рішень в разі аварійних ситуацій. Необхідно розробити чіткі правила та норми, що регулюють використання автономних транспортних засобів та визначають відповідальність за їх дії. ІТС повинні бути безпечними для користувачів та не створювати загрози для їх життя та здоров'я. Необхідно ретельно тестувати та перевіряти всі компоненти ІТС перед їх впровадженням, а також забезпечити надійний захист від кібератак. ІТС повинні бути доступними та справедливими для всіх користувачів, незалежно від їх соціального статусу, віку, статі, раси чи інших характеристик. Необхідно забезпечити рівний доступ до інформації та послуг, що надаються ІТС.

Вибір технологічних рішень для створення ІТС є складним та відповідальним завданням. Необхідно враховувати потреби міста, особливості його транспортної мережі, перспективи розвитку та інноваційні тенденції. Грамотний вибір технологій дозволить створити ефективну та сучасну систему управління міським транспортом, яка сприятиме покращенню якості життя мешканців та сталому розвитку міста. Крім того, важливо враховувати питання кібербезпеки та етичні аспекти при впровадженні ІТС. Забезпечення надійного захисту даних та дотримання етичних норм є невід'ємною частиною створення безпечної, ефективної та справедливої транспортної системи.

Для розробки та тестування прототипу інформаційної системи адаптивного управління світлофорним об'єктом, що є предметом даної дипломної роботи, було обрано конкретний набір технологічних рішень та інструментів. Вибір ґрунтувався

на необхідності адекватного моделювання складних транспортних процесів, реалізації алгоритмів навчання з підкріпленням та забезпечення можливості гнучкого експериментування.

1. Середовище мікроскопічного моделювання дорожнього руху: SUMO (Simulation of Urban MObility)

Для відтворення динаміки транспортних потоків на ізольованому перехресті було обрано відкритий симулятор SUMO. Цей вибір зумовлений кількома ключовими перевагами: Деталізація моделювання: SUMO дозволяє моделювати рух кожного окремого транспортного засобу (мікроскопічний рівень), враховувати характеристики смуг руху, світлофорні цикли, поведінку водіїв та взаємодію транспортних засобів. Це забезпечує високий рівень реалістичності симуляції. Інтерфейс керування TraCI (Traffic Control Interface): SUMO надає потужний програмний інтерфейс TraCI, який дозволяє зовнішнім скриптам (в даному випадку, RL-агенту) отримувати дані з симуляції в режимі реального часу (наприклад, кількість автомобілів на підходах, час очікування) та керувати об'єктами симуляції (зокрема, фазами світлофора). Це є критично важливим для реалізації навчання з підкріпленням. Відкритість та гнучкість: Як програмне забезпечення з відкритим кодом, SUMO надає широкі можливості для конфігурації сценаріїв, створення власних моделей транспортних мереж та інтеграції з іншими інструментами. Активна спільнота та документація: Наявність великої спільноти користувачів та детальної документації спрощує процес освоєння та вирішення можливих проблем.

2. Мова програмування та ключові бібліотеки: Python

Для реалізації логіки RL-агента, керування симуляцією та обробки даних було обрано мову програмування Python. Аргументи на користь цього вибору: Простота та швидкість розробки: Python відомий своїм чистим синтаксисом та великою кількістю готових бібліотек, що значно прискорює процес написання коду. Підтримка TraCI: Існує офіційна бібліотека `traci` для Python, що забезпечує зручну взаємодію з SUMO. Екосистема для наукових обчислень та машинного

навчання: Python є де-факто стандартом у галузі машинного навчання. Для даної роботи ключовими були: NumPy: Використовувалася для ефективної роботи з числовими даними, зокрема для представлення та оновлення Q-таблиці в алгоритмі Q-learning. * (Зазначте інші бібліотеки, якщо використовували, наприклад, random для реалізації ϵ -greedy стратегії, або matplotlib для можливої візуалізації результатів навчання). Кросплатформеність: Код на Python легко переноситься між різними операційними системами.

3. Алгоритм навчання з підкріпленням: Q-learning

Для реалізації адаптивного управління світлофором було обрано алгоритм Q-learning. Цей вибір обґрунтований наступними причинами: Безмодельний підхід (Model-Free): Q-learning не вимагає знання повної моделі середовища (тобто точних математичних описів переходів між станами та винагород), що робить його добре придатним для складних симуляційних середовищ, як SUMO. Ефективність для дискретних просторів станів та дій: У даній задачі простір станів (визначений на основі завантаженості підходів та поточної фази світлофора) та простір дій (продовжити поточну фазу або перемкнути на наступну) є дискретними, що відповідає класичному застосуванню Q-learning. Відносна простота реалізації: Q-learning є одним із фундаментальних та добре вивчених алгоритмів RL, що спрощує його програмну реалізацію та розуміння. Здатність знаходити оптимальну стратегію: За певних умов збіжності Q-learning гарантує знаходження оптимальної політики керування.

4. Інструментальне середовище

Розробка та експерименти проводилися на персональному комп'ютері з використанням стандартного текстового редактора або інтегрованого середовища розробки (IDE) для Python.

Обраний технологічний стек дозволив створити гнучкий програмний прототип, провести серію симуляційних експериментів та оцінити ефективність запропонованого підходу до адаптивного управління світлофорним об'єктом.

2.2 Архітектурні компоненти інформаційної системи управління транспортної інфраструктурою

Архітектура інформаційної системи для управління транспортною інфраструктурою розумного міста відіграє ключову роль у забезпеченні її ефективності, надійності та масштабованості. Вона визначає, як різні компоненти системи взаємодіють між собою, як дані збираються, обробляються та використовуються для прийняття рішень, а також як система інтегрується з іншими міськими системами. Враховуючи специфіку та вимоги до системи управління міським транспортом, найбільш доцільною є багаторівнева архітектура, яка дозволяє розділити систему на логічні рівні з чітко визначеними функціями та відповідальністю. Такий підхід забезпечує модульність, гнучкість та масштабованість системи, спрощуючи її розробку, впровадження та подальше обслуговування.

Багаторівнева архітектура ІТС, як правило, включає наступні рівні: сенсорний рівень, комунікаційний рівень, рівень обробки даних, рівень управління та інтерфейс користувача.

Сенсорний рівень є основою ІТС, оскільки саме тут відбувається збір даних про стан транспортної мережі в режимі реального часу. Різноманітні сенсори, такі як індуктивні петлі, відеокамери, GPS-трекери, радіолокаційні датчики, лічильники транспорту, ультразвукові та інфрачервоні датчики, метеостанції, збирають інформацію про швидкість руху, інтенсивність потоків, завантаженість перехресть, наявність перешкод або аварій, а також погодні умови. На рисунку 2.3 представлено приклади деяких сенсорів, що використовуються в ІТС.

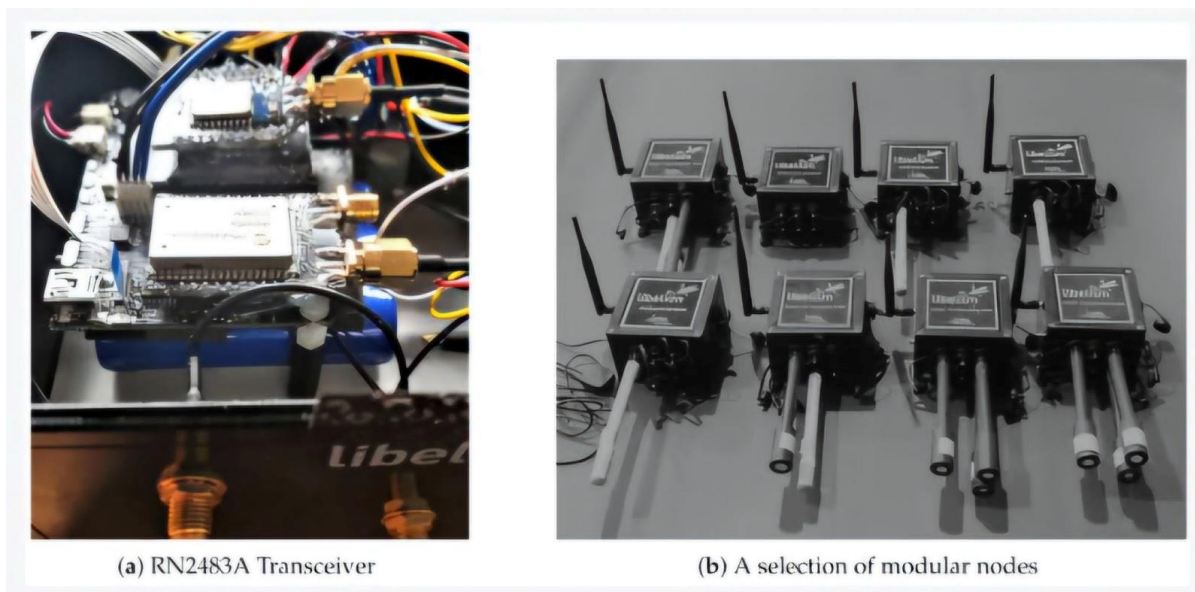


Рис. 2.3 Приклади сенсорів для ІТС [3]

Як видно з рисунка 2.3(а), комунікаційний модуль LoRa RN2483A може бути використаний для передачі даних з різних сенсорів. На рисунку 2.3(б) показано набір модульних вузлів, які можуть містити різні сенсори, такі як датчики температури, вологості, освітленості, руху тощо.

Кожен тип сенсорів має свої переваги та недоліки, і вибір оптимального набору сенсорів залежить від конкретних потреб та умов проекту. Наприклад, індуктивні петлі є відносно недорогими та надійними, але вони можуть бути пошкоджені під час дорожніх робіт. Відеокамери надають більш детальну інформацію про дорожню ситуацію, але вони є більш дорогими та вимагають складнішої обробки даних. GPS-трекери дозволяють відстежувати місцезнаходження транспортних засобів, але вони вимагають наявності GPS-сигналу та можуть бути неточними в умовах щільної забудови.

Вибір сенсорів також залежить від конкретних завдань, які вони повинні виконувати. Наприклад, для вимірювання швидкості руху можуть бути використані індуктивні петлі, радіолокаційні датчики або відеокамери. Для виявлення перешкод на дорозі можуть бути використані ультразвукові або інфрачервоні датчики. Для збору даних про погодні умови використовуються метеостанції.

Особливості встановлення та обслуговування сенсорів також є важливим фактором при їх виборі. Наприклад, індуктивні петлі вимагають встановлення під дорожнім покриттям, що може бути дорогим та трудомістким процесом. Відеокамери вимагають налаштування та калібрування, а також періодичного очищення від пилу та бруду. GPS-трекери вимагають встановлення на транспортних засобах та періодичної заміни батарей.

Комунікаційний рівень є критично важливим компонентом ІТС, оскільки він забезпечує передачу даних між сенсорами, центром обробки даних, користувачами та іншими компонентами системи. Важливою складовою комунікаційного рівня є стандарти та протоколи, що забезпечують сумісність та взаємодію різних пристроїв та систем. Наприклад, для Wi-Fi використовуються стандарти IEEE 802.11, для Bluetooth - IEEE 802.15.1, для стільникового зв'язку - 3GPP, для спеціалізованих мереж для IoT - LoRaWAN та Sigfox. Крім того, в ІТС використовуються протоколи верхнього рівня, такі як MQTT, CoAP та AMQP, для обміну даними між пристроями та додатками.

Вибір стандартів та протоколів залежить від конкретних потреб та умов проекту, а також від вимог до безпеки та надійності передачі даних. На рисунку 2.3 представлено схему комунікаційного рівня ІТС з різними типами мереж та технологій передачі даних. На рис. 2.4 представлено схему комунікаційного рівня ІТС з різними типами мереж та технологій передачі даних.

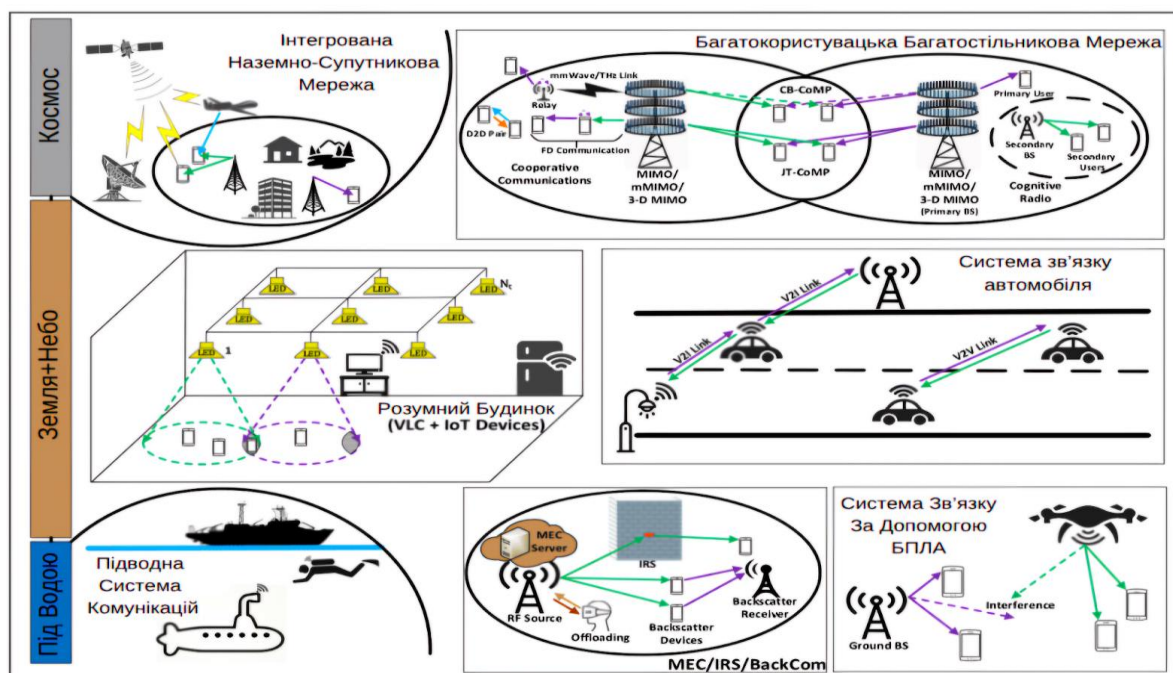


Рис. 2.4 Комунікаційний рівень ІТС та різноманітність технологій передачі даних

На рис. 2.3 представлено схематичне зображення комунікаційного рівня ІТС, що ілюструє різноманіття технологій та мереж, які використовуються для забезпечення зв'язку між різними компонентами системи.

Інтегрована наземно-супутникова мережа, зображена у верхній частині рисунка, забезпечує глобальне покриття та можливість зв'язку з віддаленими районами. Наземні мережі, такі як стільниковий зв'язок (3G, 4G, 5G), Wi-Fi та VLC (Visible Light Communication), використовуються для зв'язку між транспортними засобами, інфраструктурою та користувачами в межах міста. Підводна комунікаційна система призначена для моніторингу підводної інфраструктури, наприклад, тунелів та мостів. Безпілотні літальні апарати (БПЛА) можуть бути використані для розширення зони покриття мережі та забезпечення зв'язку в важкодоступних місцях.

Кожна з цих технологій має свої переваги та недоліки, і вибір оптимального рішення залежить від конкретних потреб та умов проекту, таких як обсяг даних, дальність зв'язку, вимоги до енергоспоживання та вартості, а також особливості міської забудови та вимоги до ІТС.

Кожна технологія має свої характеристики, такі як пропускна здатність, дальність дії, енергоспоживання та вартість, і вибір оптимальної технології залежить від конкретних потреб та умов проекту. Наприклад, Wi-Fi забезпечує високу швидкість передачі даних, але має обмежену дальність дії. Bluetooth характеризується низьким енергоспоживанням, але має низьку пропускну здатність. Стільниковий зв'язок забезпечує широку зону покриття, але має високе енергоспоживання та вартість. Спеціалізовані мережі для IoT, такі як LoRaWAN та Sigfox, мають дуже широку зону покриття та низьке енергоспоживання, але обмежену пропускну здатність.

Вибір комунікаційної технології також залежить від особливостей міської забудови та вимог до ІТС. Наприклад, в умовах щільної забудови Wi-Fi може бути неефективним через велику кількість перешкод, тоді як стільниковий зв'язок може забезпечити більш надійний зв'язок.

Рівень обробки даних відповідає за обробку, аналіз та зберігання даних, отриманих з сенсорного рівня. Цей рівень може включати хмарні платформи, бази даних та спеціалізовані сервери для обробки великих обсягів даних.

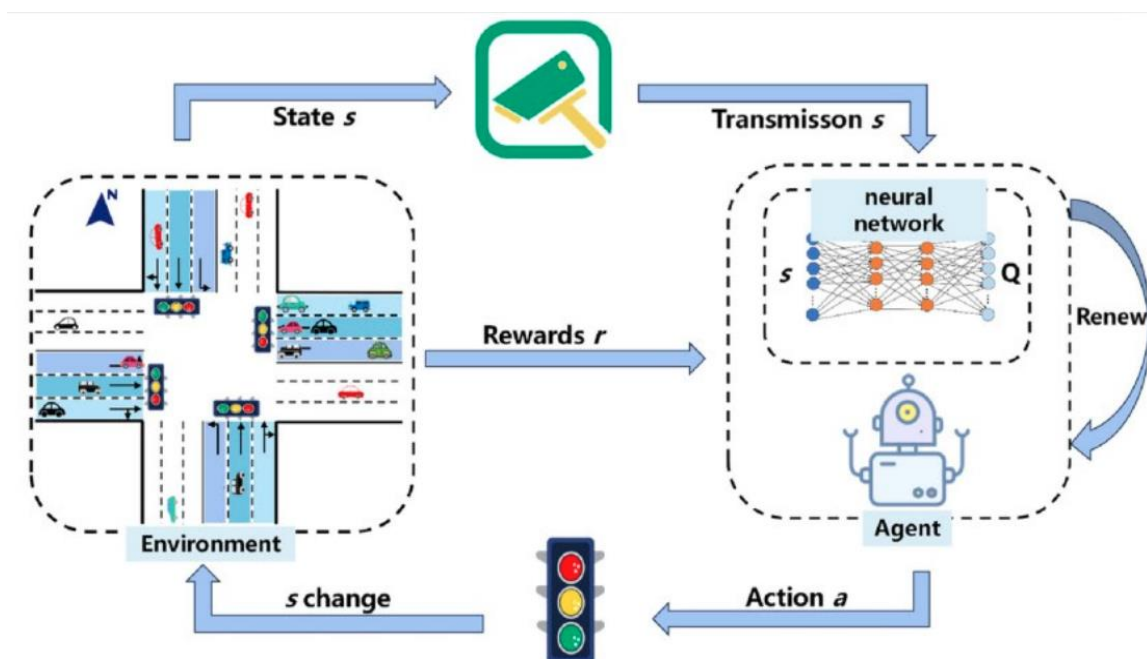


Рис. 2.5 Принципова схема архітектури та циклу взаємодії RL-агента з середовищем для адаптивного управління світлофором

Архітектура розробленого в рамках дипломної роботи програмного прототипу системи адаптивного управління світлофорним об'єктом представлена на рис. 2.5. Вона відображає ключові компоненти та цикл взаємодії, необхідні для реалізації та тестування алгоритму навчання з підкріпленням. Як видно зі схеми, основними компонентами архітектури є:

1. Середовище ("Environment" на рис. 2.5): У контексті даної роботи це середовище мікроскопічного моделювання дорожнього руху SUMO. Воно відповідає за:

Реалістичне відтворення транспортної інфраструктури (модель перехрестя).

Генерацію та симуляцію руху транспортних потоків.

Збір даних про поточний стан трафіку ("State s" на рис. 2.X) за допомогою віртуальних детекторів (наприклад, кількість автомобілів, час очікування).

Імітацію роботи світлофорного об'єкта та зміну його стану ("s change" на рис. 2.X) відповідно до команд від агента.

Надання сигналу винагороди ("Rewards r" на рис. 2.X) агенту залежно від ефективності його дій.

2. Керуючий агент ("Agent" на рис. 2.X): Реалізований на мові Python, цей модуль є ядром інтелектуальної системи. Його функції включають:

Отримання поточного стану середовища ("State s", "Transmission s").

Реалізацію алгоритму Q-learning для прийняття рішень. На схемі це може бути представлено блоком "neural network" (якщо використовується Deep Q-Learning) або більш загально як механізм оцінки Q-значень (у випадку табличного Q-learning – це робота з Q-таблицею).

Вибір наступної дії ("Action a") для світлофора на основі поточної політики та стратегії дослідження.

Оновлення своїх знань або моделі ("Renew Q" або оновлення Q-таблиці) на основі отриманої винагороди та нового стану.

3. Взаємодія між середовищем та агентом: Здійснюється через програмний інтерфейс TraCI (Traffic Control Interface), який дозволяє Python-агенту отримувати

дані зі SUMO та надсилати команди керування в режимі реального часу. Стрілки на рисунку 2.5 ілюструють цей цикл: середовище надає стан, агент обирає дію, дія змінює середовище, середовище надає винагороду, агент оновлює свою модель. Така архітектура дозволяє гнучко тестувати та валідувати різні стратегії адаптивного управління світлофорами в контрольованому симуляційному середовищі.

Архітектура бази даних є важливим аспектом рівня обробки даних. Вона визначає структуру бази даних, типи даних, методи забезпечення цілісності та безпеки даних. Розгортання бази даних може бути локальним або хмарним. Локальне розгортання забезпечує більший контроль над даними та їх безпекою, але вимагає значних інвестицій в обладнання та його обслуговування. Хмарне розгортання є більш гнучким та масштабованим, але вимагає довіри до постачальника хмарних послуг та забезпечення безпеки даних в хмарі.

Рівень управління приймає рішення на основі аналізу даних та керує транспортною інфраструктурою. Цей рівень може включати системи адаптивного управління світлофорами, системи маршрутизації транспорту, системи інформування пасажирів та інші системи управління. Системи адаптивного управління світлофорами дозволяють динамічно регулювати тривалість сигналів світлофорів в залежності від інтенсивності трафіку, зменшуючи затори та покращуючи пропускну здатність доріг. Системи маршрутизації транспорту допомагають водіям обирати оптимальні маршрути, враховуючи поточну дорожню ситуацію, затори та аварії. Системи інформування пасажирів надають актуальну інформацію про рух громадського транспорту, розклади руху та час прибуття.

Алгоритми прийняття рішень на рівні управління базуються на аналізі даних, отриманих з сенсорного рівня та оброблених на рівні обробки даних. Ці алгоритми можуть використовувати методи оптимізації транспортних потоків, прогнозування заторів та інтелектуального управління світлофорами.

Інтерфейс користувача забезпечує взаємодію різних груп користувачів з системою. Для водіїв це можуть бути мобільні додатки, інформаційні табло та

навігаційні системи, що надають актуальну інформацію про дорожню ситуацію, затори, аварії, альтернативні маршрути, парковки та інші важливі дані. Для пасажирів це можуть бути мобільні додатки, що дозволяють відстежувати рух громадського транспорту в режимі реального часу, отримувати інформацію про розклади руху та купувати квитки онлайн. Для операторів та адміністраторів це можуть бути спеціалізовані веб-портали, що надають доступ до даних, статистики, інструментів управління та моніторингу системи.

При розробці інтерфейсу користувача важливо враховувати потреби та особливості різних груп користувачів. Інтерфейс повинен бути зручним, інтуїтивно зрозумілим та доступним для людей з обмеженими можливостями.

Кожен компонент ІТС виконує свою унікальну функцію, але всі вони взаємодіють між собою для забезпечення ефективного управління транспортною інфраструктурою. Сенсори збирають дані, комунікаційний рівень передає їх до рівня обробки даних, де вони аналізуються та використовуються для прийняття рішень на рівні управління. Інтерфейс користувача надає доступ до інформації та інструментів управління для різних груп користувачів.

Безпека та надійність є критично важливими аспектами ІТС, оскільки системи збирають та обробляють великі обсяги даних, включаючи персональні дані користувачів. Необхідно забезпечити надійний захист цих даних від несанкціонованого доступу та зловживань, розробляючи ефективні механізми кібербезпеки та захисту приватності. Це включає використання сучасних методів шифрування, аутентифікації, контролю доступу, брандмауерів, антивірусного програмного забезпечення та систем виявлення вторгнень. Крім того, важливо забезпечити відмовостійкість системи, щоб вона могла продовжувати функціонувати навіть в разі виходу з ладу окремих компонентів.

Масштабованість та розширюваність є важливими характеристиками ІТС, оскільки потреби міста в управлінні транспортом можуть змінюватися з часом. Система повинна бути спроможною адаптуватися до зростання обсягів даних, збільшення кількості користувачів та появи нових технологій. Це може бути

досягнуто за рахунок використання хмарних технологій, модульної архітектури та гнучких алгоритмів.

Інтеграція з іншими системами є важливим аспектом ІТС, оскільки транспортна система є лише однією з багатьох систем, що функціонують в місті. ІТС повинна бути інтегрована з іншими міськими системами, такими як системи управління дорожнім рухом, громадського транспорту, паркування, екологічного моніторингу тощо. Це дозволить створити єдину платформу управління містом, оптимізувати використання ресурсів, підвищити ефективність міських служб та покращити якість життя мешканців.

В цілому, архітектура ІТС повинна бути розроблена з урахуванням потреб міста, особливостей його транспортної мережі, перспектив розвитку та інноваційних тенденцій. Грамотний вибір архітектури та компонентів системи дозволить створити ефективну та сучасну систему управління міським транспортом, яка сприятиме покращенню якості життя мешканців та сталому розвитку міста.

2.3 Моделювання та розробка алгоритмів оптимізації транспортних потоків у розумному місті

Найсучасніші тенденції розвитку розумних міст невід'ємно пов'язані з інтеграцією інформаційних технологій у транспортну інфраструктуру, що дозволяє значно покращити ефективність управління міськими потоками транспорту. У цьому контексті моделювання та розробка алгоритмів оптимізації транспортних потоків набуває особливої актуальності, адже воно спрямоване на зниження заторів, покращення безпеки дорожнього руху та зменшення екологічного впливу транспорту.

Перш за все, моделювання транспортних потоків у розумному місті базується на використанні математичних та комп'ютерних методів, що дозволяють аналізувати складні динамічні системи. Такий підхід забезпечує можливість

прогнозування поведінки транспортних систем у режимі реального часу та врахування спатіально-темпоральних закономірностей руху. Відомі методи, такі як ARIMA для аналізу часових рядів, вейвлет-перетворення для зменшення шуму та метод головних компонент (PCA) для зниження розмірності даних, демонструють свою ефективність у виявленні періодичних закономірностей та аномалій у транспортних потоках, що було підтверджено численними дослідженнями. На рис. 2.6 представлено схему цього процесу.

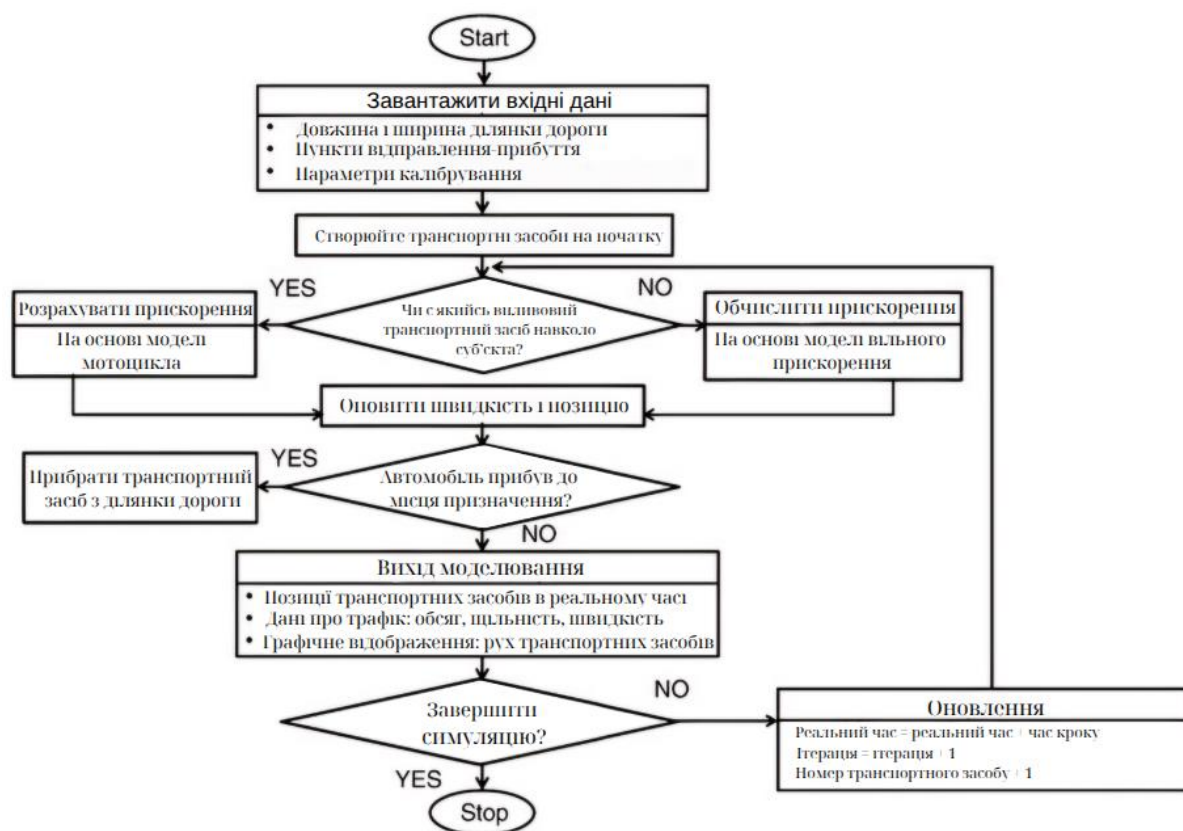


Рис. 2.6 Схема процесу моделювання транспортних потоків в розумному місті.

На рисунку 2.6 зображено основні етапи процесу моделювання транспортних потоків:

Збір вхідних даних: На цьому етапі збираються дані про транспортну мережу, такі як довжина та ширина ділянок дороги, пункти відправлення та прибуття транспортних засобів, а також параметри калібрування моделі.

Створення транспортних засобів: На цьому етапі створюються віртуальні транспортні засоби, які будуть рухатися по моделі транспортної мережі.

Розрахунок прискорення: На цьому етапі розраховується прискорення кожного транспортного засобу на основі обраної моделі руху (наприклад, моделі інтелектуальних водіїв).

Оновлення швидкості та позиції: На цьому етапі оновлюються швидкість та позиція кожного транспортного засобу в залежності від його прискорення та часу.

Вихід моделювання: На цьому етапі отримуються результати моделювання, такі як позиції транспортних засобів в реальному часі, дані про трафік (обсяг, щільність, швидкість) та графічне відображення руху транспортних засобів.

В нашому випадку, для моделювання транспортних потоків в розумному місті, доцільно використовувати мікроскопічну модель, яка дозволяє враховувати індивідуальну поведінку транспортних засобів та їх взаємодію з інфраструктурою, включаючи світлофори, пішохідні переходи та інші елементи. Це особливо важливо в контексті розумного міста, де транспортна система є складною та динамічною, з великою кількістю учасників руху та різноманітними факторами, що впливають на транспортні потоки. Мікроскопічні моделі дозволяють детально аналізувати взаємодію транспортних засобів між собою та з інфраструктурою, що є важливим для розуміння та прогнозування заторів, аварійних ситуацій та інших проблем. Крім того, мікроскопічні моделі дозволяють враховувати індивідуальні характеристики транспортних засобів, такі як тип транспортного засобу, його швидкість та прискорення, що є важливим для оптимізації транспортних потоків та зменшення викидів шкідливих речовин. Однією з популярних мікроскопічних моделей є модель інтелектуальних водіїв (IDM), яка враховує такі фактори, як швидкість руху, дистанція до транспортного засобу, що рухається попереду, бажана швидкість та час реакції водія.

Інтеграція даних з різноманітних сенсорних мереж, включаючи індуктивні петлі, відеокамери, GPS-трекери та інші пристрої, є ключовим аспектом створення достовірної моделі транспортних потоків. Дані, отримані від сенсорів, проходять

попередню обробку, де застосовуються методи фільтрації та нормалізації, що дозволяють зменшити вплив випадкових коливань і шуму. Завдяки цьому формується основа для подальшої побудови алгоритмів прийняття рішень, що керують регулюванням руху на перехрестях та маршрутизацією транспортних засобів.

Сучасні алгоритмічні підходи у сфері оптимізації транспортних потоків ґрунтуються на концепції адаптивного управління, що дозволяє в режимі реального часу коригувати параметри роботи системи відповідно до змін дорожньої ситуації. Одним із ключових напрямків є розробка алгоритмів управління світлофорами, які здатні адаптувати тривалість сигналів залежно від поточної інтенсивності руху. Такий підхід знижує середній час очікування на перехрестях, оптимізує пропускну здатність доріг і сприяє зменшенню заторів. Крім того, алгоритми оптимізації можуть базуватись на методах машинного навчання, зокрема на глибокому навчанні та алгоритмах підкріплення, що дозволяють моделювати складну взаємодію між різними елементами транспортної системи та прогнозувати майбутні сценарії руху. На основі обраної моделі ми можемо розробити алгоритми оптимізації, спрямовані на покращення транспортних потоків. Ці алгоритми можуть бути використані для:

Оптимізації маршрутів громадського транспорту: Алгоритми можуть враховувати поточну дорожню ситуацію, пасажиропотік та інші фактори для визначення оптимальних маршрутів та графіків руху автобусів та трамваїв. Наприклад, алгоритм Дейкстри може бути використаний для знаходження найкоротшого шляху між двома точками з урахуванням дорожніх умов та обмежень швидкості. Цей алгоритм базується на побудові графа, де вершини відповідають точкам на карті, а ребра - дорогам між ними. Алгоритм Дейкстри знаходить найкоротший шлях між двома вершинами, враховуючи вагу ребер, яка може відповідати довжині дороги, часу проїзду або іншим параметрам.

Управління світлофорами: Алгоритми можуть динамічно регулювати тривалість сигналів світлофорів в залежності від інтенсивності трафіку на

перехрестях, зменшуючи затори та покращуючи пропускну здатність доріг. Наприклад, алгоритм SCOOT (Split Cycle Offset Optimisation Technique) використовує дані з детекторів транспорту для оптимізації роботи світлофорів в режимі реального часу. Цей алгоритм аналізує поточну ситуацію на перехресті та коригує тривалість сигналів світлофорів, щоб мінімізувати час очікування та затримки.

Прогнозування пасажиропотоку: Алгоритми машинного навчання, такі як рекурентні нейронні мережі (RNN) та довгострокова пам'ять (LSTM), можуть аналізувати історичні дані та поточну інформацію про пасажиропотік для прогнозування майбутнього попиту на громадський транспорт, що дозволить оптимізувати розклади руху та розподіл транспортних засобів. RNN та LSTM - це типи нейронних мереж, які здатні обробляти послідовності даних, такі як часові ряди. Вони можуть виявляти закономірності та тенденції в даних, що дозволяє прогнозувати майбутні значення.

Динамічного ціноутворення на проїзд: Алгоритми можуть динамічно змінювати вартість проїзду в залежності від часу доби, завантаженості транспорту та інших факторів, стимулюючи пасажирів користуватися громадським транспортом в години пік та зменшуючи навантаження на транспортну систему. Наприклад, алгоритми можуть підвищувати вартість проїзду в години пік та знижувати її в години низького попиту, що стимулює пасажирів змінювати свій графік поїздок та розподіляти навантаження на транспортну систему рівномірно.

Підхід до розробки таких алгоритмів включає декілька ключових етапів. На першому етапі здійснюється збір даних із сенсорних мереж та інших інформаційних джерел. Отримані дані інтегруються у єдину систему, що дозволяє звести інформацію до загальних показників, таких як швидкість руху, інтенсивність трафіку, завантаженість перехресть та інші параметри. Наступним кроком є попередня обробка даних із застосуванням статистичних методів та алгоритмів для зменшення шуму, що забезпечує підвищення точності подальшого аналізу.

На основі оброблених даних проводиться побудова математичних моделей, що описують динаміку транспортних потоків. До таких моделей належать як класичні диференціальні рівняння, так і сучасні алгоритмічні підходи, що використовують нейронні мережі та методи оптимізації. Застосування гібридних моделей, які поєднують елементи традиційного аналізу з інтелектуальними алгоритмами, дозволяє врахувати нелінійність процесів, змінність параметрів та інші складні фактори, що впливають на рух транспорту.

Особливу увагу слід приділити розробці алгоритмів прогнозування, які дозволяють не тільки реагувати на поточну ситуацію, а й завчасно передбачати можливі зміни в інтенсивності руху. Для цього використовуються як методи часових рядів (наприклад, ARIMA), так і сучасні методи глибокого навчання, що здатні виявити приховані закономірності в історичних даних. Такий підхід забезпечує можливість оперативного коригування алгоритмів управління, що є критично важливим для систем, які працюють у режимі реального часу.

Ключовим етапом розробки є інтеграція моделювання в загальну інформаційну систему управління транспортною інфраструктурою. На цьому етапі застосовуються як централізовані, так і децентралізовані архітектурні рішення. Зокрема, використання edge-/fog-технологій дозволяє проводити попередню обробку даних безпосередньо на місці збору інформації, що зменшує затримки та підвищує ефективність реагування системи на зміни дорожньої ситуації. Отримані результати надалі передаються до хмарної платформи, де здійснюється більш детальний аналіз і прийняття рішень.

Алгоритмічна частина системи включає модулі, що відповідають за аналіз поточних даних, прогнозування транспортних потоків та оптимізацію регулювання руху. Вони можуть працювати як незалежні компоненти, так і бути інтегрованими в єдину систему управління. Наприклад, алгоритми адаптивного управління світлофорами враховують не лише поточну інтенсивність руху, а й історичні дані, що дозволяє формувати оптимальний розклад зміни сигналів. Подібний підхід дозволяє не тільки оптимізувати розподіл транспортних потоків, а й знизити

витрати пального, скоротити час перебування автомобілістів у заторах і, як наслідок, зменшити рівень викидів шкідливих речовин.

Важливою складовою розробки алгоритмів є також забезпечення їхньої кібербезпеки. Оскільки транспортна система розумного міста інтегрується з великою кількістю сенсорів і пристроїв, кожен з яких може стати потенційним об'єктом кібератак, система повинна бути обладнана сучасними засобами захисту даних. Застосування протоколів шифрування, механізмів аутентифікації та систем аудиту забезпечує конфіденційність та цілісність даних, що є критично важливим для стабільної роботи системи.

Одним із практичних прикладів розробки алгоритмів оптимізації є система прогнозування транспортних потоків, яка використовує гібридний підхід. На першому етапі за допомогою методів MSHS mining та ARIMA аналізуються історичні дані, що дозволяє встановити базові закономірності в русі транспорту. Далі поточні дані, отримані з сенсорних мереж, обробляються за допомогою вейвлет-перетворення та методу PCA, що дозволяє зменшити вплив шуму та скоротити розмірність інформації. Результати порівнюються з історичними даними, що дозволяє сформулювати прогноз транспортних потоків у режимі реального часу. Отримані результати використовуються для коригування параметрів управління, зокрема для адаптивного регулювання роботи світлофорів, що забезпечує оптимізацію руху транспорту.

Не менш важливою є інтеграція алгоритмічних модулів з користувацьким інтерфейсом системи. Завдяки цьому водії, диспетчери та інші користувачі отримують доступ до актуальної інформації про стан транспортних потоків, що дозволяє приймати оперативні рішення. Сучасні мобільні додатки, інформаційні табло та веб-портали забезпечують зручний та інтуїтивно зрозумілий доступ до даних, а також можливість взаємодії з системою в режимі реального часу. Такий інтегрований підхід сприяє більш ефективній координації дій усіх учасників дорожнього руху та дозволяє оперативно реагувати на зміни ситуації.

Під час розробки алгоритмів оптимізації транспортних потоків необхідно враховувати також соціально-економічні аспекти. Ефективне управління дорожнім рухом сприяє не лише технічному удосконаленню системи, а й позитивно впливає на екологічну ситуацію, економічні витрати та загальну якість життя мешканців міста. Зниження заторів дозволяє значно зменшити витрати пального, скоротити час, витрачений на поїздки, і знизити рівень викидів CO₂, що є особливо актуальним у контексті стратегії сталого розвитку розумних міст.

Окрім класичних методів аналізу даних, сучасні дослідження вказують на перспективність використання алгоритмів штучного інтелекту, зокрема, алгоритмів підкріплення (reinforcement learning). Такі алгоритми здатні самостійно навчатися на основі отриманих даних та вдосконалювати процес прийняття рішень щодо регулювання транспортних потоків. Інтеграція цих алгоритмів у систему управління дозволяє досягти високої адаптивності та ефективності, адже система здатна самостійно оптимізувати свої параметри в залежності від поточних умов руху. Застосування підходів машинного навчання дозволяє враховувати як короткострокові, так і довгострокові зміни в динаміці транспортних потоків, що забезпечує більш стабільну роботу системи навіть у разі раптових змін у дорожній ситуації.

Незважаючи на всі переваги сучасних алгоритмічних рішень, розробка та впровадження таких систем супроводжується низкою викликів. До основних труднощів належать забезпечення високої точності прогнозів за умов непередбачуваності дорожньої ситуації, інтеграція алгоритмів із існуючою інфраструктурою, а також забезпечення безпеки та конфіденційності даних. Вирішення цих питань вимагає не лише технічної досконалості, а й системного підходу до розробки, що передбачає комплексну взаємодію між науковими дослідженнями, інженерними рішеннями та міською політикою.

Таким чином, моделювання та розробка алгоритмів оптимізації транспортних потоків у розумному місті є багатогранним процесом, що включає збір і обробку великих обсягів даних, побудову математичних моделей,

використання сучасних методів машинного навчання та інтеграцію отриманих рішень у реальну інфраструктуру. Цей комплексний підхід дозволяє не лише покращити якість транспортних послуг, а й сприяє сталому розвитку міста, зменшенню екологічного навантаження та підвищенню загального рівня безпеки дорожнього руху. Розробка ефективних алгоритмів оптимізації базується на інтеграції традиційних статистичних методів із сучасними технологіями обчислення, що відкриває нові можливості для прогнозування та управління транспортними потоками в умовах швидкоплинного міського середовища.

Підсумовуючи, можна стверджувати, що успішна імплементація алгоритмів оптимізації транспортних потоків є ключовим чинником ефективного функціонування розумного міста. Сучасні підходи, що поєднують аналіз історичних даних, реального часу та методи штучного інтелекту, забезпечують високий рівень адаптивності системи. Це дозволяє не лише оперативно реагувати на зміни дорожньої ситуації, а й прогнозувати потенційні проблеми, що сприяє зниженню заторів, оптимізації використання транспортних ресурсів та покращенню якості життя мешканців. Врахування всіх технічних, організаційних та соціально-економічних аспектів у розробці алгоритмів дозволяє забезпечити комплексний підхід до модернізації транспортної інфраструктури, що є невід'ємною частиною стратегії сталого розвитку сучасних міст.

Таким чином, моделювання та розробка алгоритмів оптимізації транспортних потоків у розумному місті стає важливим інструментом для впровадження інноваційних рішень в сфері міського управління, що дозволяє ефективно вирішувати існуючі проблеми дорожнього руху та створювати передумови для подальшого розвитку інтелектуальних транспортних систем. Ретельно розроблені алгоритми, інтегровані у загальну інформаційну систему, сприяють підвищенню продуктивності міського транспорту, зниженню економічних втрат, пов'язаних із заторами, та забезпечують стабільну роботу інфраструктури навіть в умовах зростаючого навантаження.

Впровадження описаних підходів у практику потребує тісної взаємодії між науковцями, розробниками програмного забезпечення та міськими адміністраціями. Тільки завдяки цій співпраці можливо створити адаптивну, безпечну та високоефективну систему управління транспортними потоками, що стане основою для побудови інтелектуальної інфраструктури сучасного розумного міста.

Таким чином, розроблений програмний прототип функціонує за наступними ключовими принципами:

1. Моделювання реалістичного середовища: Транспортні потоки та робота перехрестя імітуються в мікроскопічному симуляторі SUMO, що забезпечує динамічне середовище для навчання та тестування.

2. Адаптивне навчання агента: Керуючий RL-агент (реалізований на Python) взаємодіє з симуляційним середовищем через інтерфейс TraCI, отримуючи дані про поточний стан трафіку.

3. Прийняття рішень на основі досвіду: Використовуючи алгоритм Q-learning, агент навчається оптимальній стратегії управління світлофором шляхом оцінки "цінності" різних дій (зміни фаз світлофора) у різних станах середовища. Ця оцінка (Q-значення) зберігається та оновлюється в Q-таблиці.

4. Максимізація винагороди: Агент прагне максимізувати сукупну винагороду, яка визначається ефективністю його дій (наприклад, зменшенням часу очікування транспортних засобів).

5. Циклічна взаємодія: Процес роботи системи є циклічним: отримання стану -> вибір дії агентом -> виконання дії в SUMO -> отримання винагороди -> оновлення знань агента.

Ці принципи дозволяють системі самостійно адаптуватися до змінних умов дорожнього руху та знаходити ефективніші стратегії управління порівняно з традиційними методами з фіксованими циклами.

РОЗДІЛ 3 РОЗРОБКА РОЗУМНОЇ СИСТЕМИ УПРАВЛІННЯ ТРАНСПОРТНИМИ ПОТОКАМИ МІСТА

3.1 Формування вимог і структури системи та вибір технологічних рішень

Ефективне управління транспортними потоками залишається однією з нагальних проблем сучасних урбанізованих територій, де затори, особливо на ключових перехрестях, суттєво знижують якість життя та призводять до економічних і екологічних втрат. Як було показано в аналітичному огляді (розділ 1 та 2), традиційні підходи до керування світлофорними об'єктами, що базуються на фіксованих циклах, не завжди забезпечують необхідну адаптивність до динамічно змінних умов дорожнього руху. Це зумовлює потребу в розробці інтелектуальних систем управління, здатних оптимізувати роботу світлофорів у режимі реального часу. Враховуючи потенціал сучасних методів штучного інтелекту, зокрема навчання з підкріпленням (RL), описаний у розділі 2.3, основною вимогою до системи, що розробляється, є здатність до автономного навчання та адаптації стратегії управління світлофором з метою мінімізації ключових показників неефективності – середнього часу затримки транспортних засобів та максимальної довжини черг на ізолюваному міському перехресті.

Виходячи з цієї вимоги, структура пропонованої системи визначається як взаємодія двох основних компонентів: агента управління, відповідального за прийняття рішень, та середовища, що моделює реальні умови функціонування перехрестя.

Виходячи з поставленої задачі та визначеної загальної структури, до розроблюваної системи адаптивного управління світлофорним об'єктом формулюється комплекс технічних вимог, що охоплює її функціональні можливості та нефункціональні характеристики.

До ключових функціональних вимог належить, по-перше, здатність системи забезпечувати збір актуальних даних про поточний стан транспортного потоку на віртуальному перехресті безпосередньо з симулятора SUMO. Ці дані повинні включати щонайменше інформацію про кількість транспортних засобів, що перебувають на підходах до перехрестя, та сумарний час їх очікування. По-друге, система повинна вміти визначати поточний стан середовища на основі зібраних даних, агрегуючи та перетворюючи їх у дискретний формат, придатний для використання алгоритмом навчання з підкріпленням. По-третє, основною функцією системи є реалізація алгоритму Q-learning для інтелектуального вибору керуючої дії, такої як продовження поточної активної фази світлофора або перемикання на наступну заплановану фазу. По-четверте, обрана керуюча дія повинна передаватися для виконання в симулятор SUMO через програмний інтерфейс TraCI. По-п'яте, система має розраховувати кількісну оцінку ефективності виконаної дії у вигляді сигналу винагороди, базуючись, наприклад, на зміні сумарного часу затримки транспортних засобів. Шостою важливою функціональною вимогою є здатність системи оновлювати свою базу знань, представлену Q-таблицею, відповідно до отриманого досвіду, що включає попередній стан, виконану дію, отриману винагороду та новий стан середовища. Нарешті, система повинна підтримувати два основні режими роботи: режим навчання, що триває протягом заданої кількості симуляційних епізодів для формування оптимальної стратегії управління, та режим тестування, що дозволяє оцінити ефективність навченої політики за визначеними критеріями.

Поряд із функціональними, до системи висуваються також нефункціональні вимоги, що визначають якісні аспекти її роботи. Важливою є продуктивність системи, яка полягає у здатності здійснювати взаємодію з симулятором SUMO та приймати керуючі рішення з частотою, адекватною для динаміки симуляційного процесу, наприклад, кожні декілька секунд симуляційного часу. Для програмного прототипу актуальною є вимога надійності, що передбачає стабільну роботу без критичних програмних збоїв протягом усього циклу симуляційного експерименту,

включаючи етапи навчання та тестування. Також система повинна характеризуватися достатньою модифікованістю, що дозволить досліднику відносно легко змінювати ключові параметри алгоритму Q-learning, такі як швидкість навчання, фактор дисконтування та параметри ϵ -greedy стратегії, а також експериментувати з різними варіантами визначення стану, функціями винагороди та конфігураціями симуляційних сценаріїв для проведення подальших досліджень. Окрім того, необхідна інтерпретованість результатів, тобто система повинна надавати можливість збирати, зберігати та аналізувати ключові метрики ефективності її роботи, зокрема середній час затримки та довжину черги, для об'єктивної оцінки результатів навчання та функціонування розробленого RL-агента.

3.2 Особливості взаємодії елементів апаратного забезпечення

В рамках обраного підходу, де система реалізується за допомогою імітаційного моделювання, безпосередня взаємодія з фізичним апаратним забезпеченням (реальними світлофорними контролерами та датчиками) не передбачається на даному етапі розробки. Однак, модельована система відтворює ключові аспекти такої взаємодії на віртуальному рівні. Основні особливості взаємодії елементів стосуються обміну інформацією між програмним агентом управління та симуляційним середовищем SUMO, яке емулює фізичний світ, включаючи транспортні засоби та інфраструктурні компоненти, що у реальній системі були б представлені апаратними засобами.

Центральним елементом взаємодії є програмний інтерфейс TraCI (Traffic Control Interface), що забезпечує двосторонній зв'язок між керуючим скриптом (RL-агентом, написаним на Python) та симулятором SUMO в режимі реального часу. За допомогою TraCI агент отримує інформацію про стан модельованого перехрестя. Ця інформація надходить від віртуальних детекторів (наприклад, induction loops або lane area detectors в термінології SUMO), які розміщуються на модельованих

підїздах до перехрестя та емулюють збір даних реальними сенсорами. Такі детектори надають дані про наявність транспортних засобів, їх кількість, швидкість, час очікування – параметри, які в реальній системі фіксувалися б апаратними засобами.

Отримавши ці "сенсорні" дані, RL-агент обробляє їх для визначення поточного стану середовища та обирає відповідну дію (зміну фази світлофора). Команда на зміну стану світлофора передається назад у SUMO також через інтерфейс TraCI. Симулятор виконує цю команду, змінюючи сигнали на віртуальному світлофорі, що безпосередньо впливає на поведінку модельованих транспортних засобів. Таким чином, TraCI виступає як ключовий елемент, що забезпечує взаємодію між логікою управління (програмний агент) та симульованим "апаратним" рівнем (віртуальні датчики та виконавчий пристрій – світлофор). Ця архітектура дозволяє тестувати та валідувати алгоритми управління в реалістичному, хоча й симульованому, середовищі перед потенційним впровадженням на реальних апаратних платформах.

3.3 Алгоритм роботи та основні функції програмного забезпечення

В основі розробленої системи адаптивного управління світлофором лежить алгоритм навчання з підкріпленням Q-learning. Цей алгоритм дозволяє агенту (контролеру світлофора) навчатися оптимальній політиці керування шляхом взаємодії з середовищем (модельованим перехрестям SUMO) та максимізації кумулятивної винагороди без необхідності мати явну модель переходу середовища. Загальний циклічний процес навчання та функціонування розробленого RL-агента на основі алгоритму Q-learning наочно ілюструє блок-схема, представлена на рис. 3.1

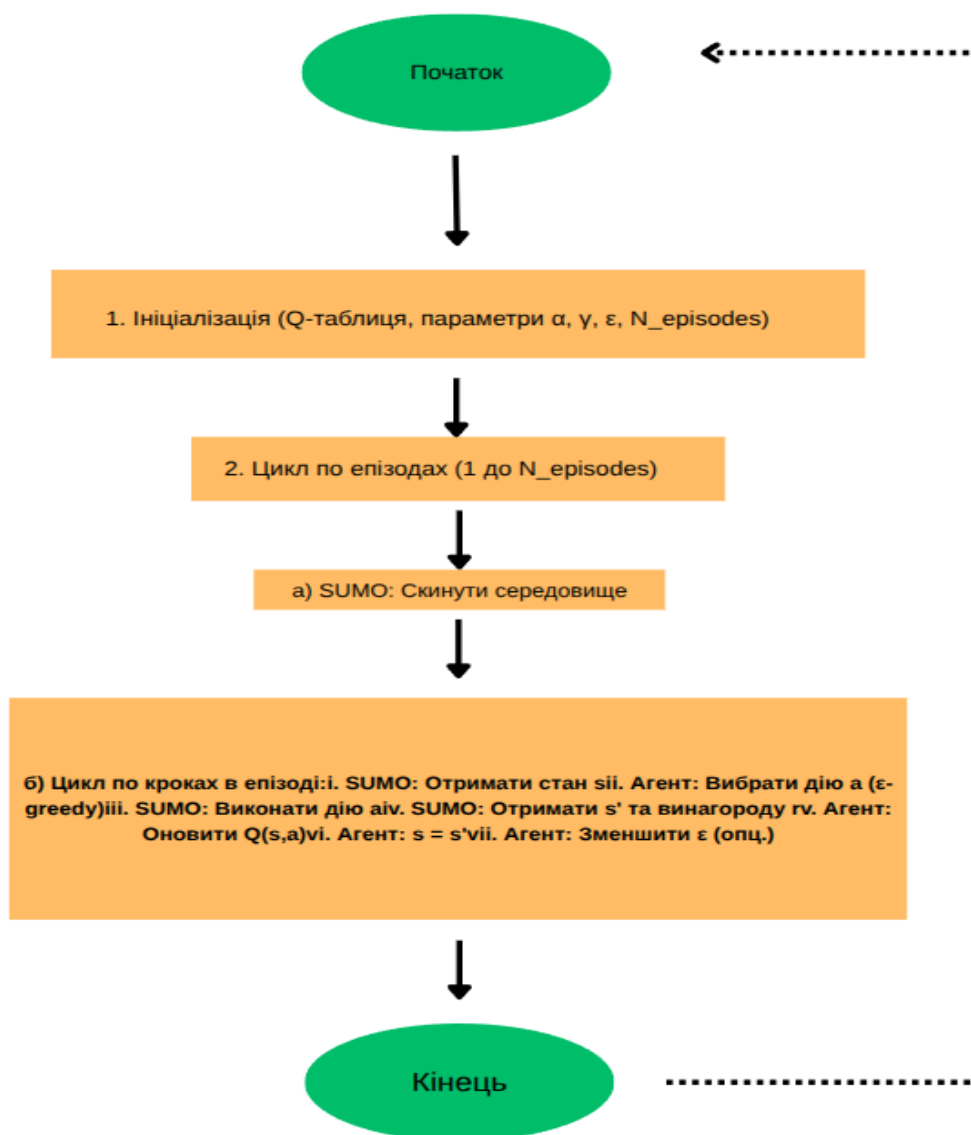


Рис. 3.1 Блок-схема алгоритму роботи RL-агента на основі Q-learning

Алгоритм Q-learning оцінює очікувану сукупну дисконтовану винагороду за виконання дії a у стані s і подальше слідування оптимальній політиці. Ця оцінка зберігається у вигляді Q -значення, $Q(s,a)$, для кожної можливої пари стан-дія. Оновлення Q -значень відбувається ітеративно після кожного кроку взаємодії агента з середовищем (отримання стану s , виконання дії a , спостереження нового стану s' та отримання винагороди r) за допомогою наступного правила, що базується на рівнянні Беллмана:

Алгоритм Q-learning оцінює очікувану сукупну дисконтовану винагороду за виконання дії a у стані s і подальше слідування оптимальній політиці. Ця оцінка зберігається у вигляді Q-значення, $Q(s,a)$, для кожної можливої пари стан-дія. Оновлення Q-значень відбувається ітеративно після кожного кроку взаємодії агента з середовищем (отримання стану s , виконання дії a , спостереження нового стану s' та отримання винагороди r) за допомогою наступного правила, що базується на рівнянні Беллмана:

$$Q(s, a) \leftarrow Q(s, a) + \alpha[r + \gamma a' \max_{a'} Q(s', a') - Q(s, a)] \quad (1)$$

де $Q(s,a)$ - поточне Q-значення для пари стан-дія (s,a) ; α - швидкість навчання (learning rate, $0 < \alpha \leq 1$), що визначає, наскільки нова інформація переписує стару; r - винагорода, отримана після виконання дії a у стані s ; γ - фактор дисконтування (discount factor, $0 \leq \gamma < 1$), що визначає важливість майбутніх винагород порівняно з негайною; s' - новий стан середовища після виконання дії a ; $\max_{a'} Q(s', a')$ - максимальне Q-значення, досягне з нового стану s' при виборі оптимальної дії a' .

Для ефективного застосування алгоритму Q-learning необхідно чітко визначити представлення стану середовища, доступні дії агента та функцію винагороди, яка спрямовуватиме процес навчання.

У рамках даної роботи стан (s) середовища повинен компактно, але інформативно відображати поточну транспортну ситуацію на перехресті. Пропонується визначати стан на основі даних, отриманих від віртуальних детекторів (lane area detectors), розміщених на кожній в'їзній смузі перед стоп-лінією в симуляторі SUMO. Для спрощення простору станів, що є важливим для класичного Q-learning, використовується дискретизація. Отже, стан може бути представлений як кортеж, що включає поточну активну фазу світлофора (наприклад, числовий ідентифікатор фази) та дискретизовану кількість транспортних засобів, що очікують на кожній з основних в'їзних груп смуг (наприклад, чотири значення, що відповідають кількості автомобілів, згрупованих за рівнями: "немає", "мало", "середньо", "багато"). Точні межі рівнів дискретизації

та конкретний набір смуг, що враховуються, визначаються на етапі експериментального налаштування моделі. Програмна реалізація отримання стану передбачає визначення констант та використання бібліотеки `traci`. На рис. 3.2 показано необхідні імпорти та визначення основних ідентифікаторів і параметрів, що використовуються для отримання даних з SUMO та їх подальшої обробки.

```
import traci # Бібліотека для взаємодії з SUMO

# Ідентифікатори детекторів для основних напрямків
DETECTOR_N = ["det_N_0", "det_N_1"]
DETECTOR_S = ["det_S_0", "det_S_1"]
DETECTOR_W = ["det_W_0", "det_W_1"]
DETECTOR_E = ["det_E_0", "det_E_1"]

# ID світлофора
TLS_ID = "intersection_tls"

# Межі для дискретизації кількості автомобілів
DISCRETIZATION_BINS = [0, 3, 7, float('inf')]
```

Рис. 3.2 Ініціалізація констант та імпорт бібліотек

У наведеному фрагменті коду імпортується бібліотека `traci`, визначаються списки ідентифікаторів для віртуальних детекторів (lane area detectors) на кожному напрямку (`DETECTOR_N`, `_S`, `_W`, `_E`), ідентифікатор світлофора (`TLS_ID`) та межі (`DISCRETIZATION_BINS`), які будуть використовуватися для перетворення неперервної кількості автомобілів у дискретні рівні стану. Для перетворення кількості автомобілів у дискретні рівні використовується допоміжна функція. Її реалізацію наведено на рис. 3.3.

```
def discretize_vehicle_count(count):
    """Дискретизує кількість автомобілів за заданими межами."""
    if count == 0:
        return 0 # Рівень 0: немає авто
    elif count <= DISCRETIZATION_BINS[1]: # <= 3 авто
        return 1 # Рівень 1: мало
    elif count <= DISCRETIZATION_BINS[2]: # <= 7 авто
        return 2 # Рівень 2: середньо
    else: # > 7 авто
        return 3 # Рівень 3: багато
```

Рис. 3.3 Функція дискретизації кількості автомобілів

Функція `discretize_vehicle_count` приймає на вхід кількість автомобілів (`count`) і повертає відповідний дискретний рівень (0, 1, 2 або 3) на основі попередньо визначених меж у списку `DISCRETIZATION_BINS`. Ця, на перший погляд, проста операція є надзвичайно важливою для ефективної роботи алгоритму Q-learning, особливо в його табличній реалізації, оскільки вона суттєво зменшує розмірність простору станів. Без такої дискретизації кількість можливих станів, що визначаються точною кількістю автомобілів, могла б бути астрономічною, що унеможливило б навчання протягом прийнятеного часу. Ця операція є важливим проміжним кроком, оскільки вона дозволяє перетворити неперервні або багатозначні дані з детекторів у більш компактне та кероване представлення, придатне для алгоритму Q-learning. Після того, як дані про кількість транспортних засобів на кожному напрямку дискретизовані, вони, разом з інформацією про поточну фазу світлофора, агрегуються для формування повного вектора стану середовища. Саме цей вектор стану слугує "очима" для RL-агента, надаючи йому зріз поточної ситуації на перехресті, на основі якого він і буде приймати рішення про наступну дію. Від того, наскільки інформативним та водночас компактным буде цей стан, залежить якість та швидкість навчання агента. Основна логіка отримання цього комплексного стану з SUMO, що включає виклик детекторів та

використання функції дискретизації для кожного релевантного напрямку, реалізована у функції `get_state`, ключова частина якої наведена на рис. 3.4.

```
def get_state():
    """
    Отримує поточний стан перехрестя з SUMO і повертає його
    у вигляді дискретного кортежу: (фаза, N_дискр, S_дискр, W_дискр, E_дискр).
    """
    try:
        # 1. Отримати поточний індекс активної фази світлофора
        current_phase_index = traci.trafficlight.getPhase(TLS_ID)
        # Приклад мапінгу індексів фаз SUMO (0..N) на стани агента (0, 1)
        # (Потрібно адаптувати під реальну конфігурацію фаз!)
        current_phase_state = 0 if current_phase_index < 2 else 1

        # 2. Отримати кількість автомобілів, що зупинились, для кожного напрямку
        n_vehicles = sum(traci.lanearea.getLastStepHaltingNumber(det_id) for det_id in
            DETECTOR_N)
        s_vehicles = sum(traci.lanearea.getLastStepHaltingNumber(det_id) for det_id in
            DETECTOR_S)
        w_vehicles = sum(traci.lanearea.getLastStepHaltingNumber(det_id) for det_id in
            DETECTOR_W)
        e_vehicles = sum(traci.lanearea.getLastStepHaltingNumber(det_id) for det_id in
            DETECTOR_E)

        # ... (продовження функції див. у наступному рисунку) ...
```

Рис. 3.4 Основна функція отримання стану (частина 1)

У цій частині функції `get_state` спочатку за допомогою `traci.trafficlight.getPhase` отримується індекс поточної активної фази світлофора. Потім цей індекс перетворюється на спрощене представлення стану фази (0 або 1). Далі, для кожного напрямку (N, S, W, E) викликається функція `traci.lanearea.getLastStepHaltingNumber` для відповідних детекторів, щоб підрахувати кількість автомобілів, що очікують. Результати підсумовуються для кожного напрямку. Завершальна частина функції `get_state` виконує дискретизацію отриманих значень та формує кінцевий кортеж стану (рис. 3.5).

```

# ... (попередня частина функції get_state) ...

# 3. Дискретизувати кількість автомобілів
n_vehicles_discrete = discretize_vehicle_count(n_vehicles)
s_vehicles_discrete = discretize_vehicle_count(s_vehicles)
w_vehicles_discrete = discretize_vehicle_count(w_vehicles)
e_vehicles_discrete = discretize_vehicle_count(e_vehicles)

# 4. Сформувати та повернути кортеж стану
state = (current_phase_state,
        n_vehicles_discrete,
        s_vehicles_discrete,
        w_vehicles_discrete,
        e_vehicles_discrete)
return state

except traci.TraCIException as e:
    print(f"Помилка при отриманні стану з SUMO: {e}")
    # Повернути стандартний або попередній стан у разі помилки
    return None # Або якесь значення за замовчуванням

```

Рис. 3.5 Основна функція отримання стану (частина 2)

Тут підрахована кількість автомобілів для кожного напрямку передається у функцію `discretize_vehicle_count` (рис. 3.3) для отримання дискретних рівнів. Після цього з отриманого стану фази та чотирьох дискретних значень кількості авто формується фінальний кортеж стану. Функція також містить блок обробки винятків `try...except` на випадок проблем зі зв'язком з SUMO через TraCI.

Дії (а), доступні агенту, визначають його можливості впливу на світлофор. У цій роботі розглядається підхід, коли агент на кожному кроці прийняття рішення (наприклад, кожні 5 секунд симуляційного часу) може обрати одну з двох дій: продовжити поточну активну фазу світлофора або перемкнути світлофор на наступну фазу в попередньо визначеному циклі. Такий набір дій дозволяє агенту динамічно регулювати тривалість зеленого сигналу для кожної фази залежно від поточного стану трафіку, замість використання фіксованої тривалості.

Функція винагороди (r) має кількісно оцінювати ефективність дій агента відносно мети оптимізації – мінімізації неефективності роботи перехрестя. Пропонується використовувати функцію винагороди, що базується на зміні сумарного часу очікування транспортних засобів на перехресті, який розраховується симулятором SUMO. Нехай $W(t)$ – сумарний час очікування всіх транспортних засобів на всіх під'їздах до перехрестя на момент часу t . Тоді винагорода r , отримана агентом на кроці t після виконання дії, може бути визначена як $r(t) = W(t-1) - W(t)$. Така формула стимулює агента обирати дії, що призводять до зменшення сумарного часу очікування (позитивна винагорода), і уникати дій, що його збільшують (негативна винагорода). Альтернативним підходом може бути використання негативної винагороди, що дорівнює поточному показнику неефективності, наприклад, $r(t) = -W(t)$, що також спонукатиме агента до мінімізації часу очікування. Остаточний вибір та налаштування функції винагороди є важливим етапом експериментального дослідження.

Для забезпечення ефективного навчання агента та знаходження оптимальної стратегії використовується ϵ -greedy стратегія вибору дій. Ця стратегія забезпечує баланс між дослідженням середовища (виконанням потенційно неоптимальних, але нових дій для збору інформації) та експлуатацією вже накопичених знань (вибором дії, яка на даний момент вважається найкращою згідно з Q -таблицею). На початку процесу навчання встановлюється відносно високе значення параметра ϵ (наприклад, $\epsilon = 1.0$), що відповідає переважно випадковому вибору дій. У міру навчання та накопичення досвіду агентом, значення ϵ поступово зменшується за певним законом (наприклад, лінійно або експоненційно) до деякого невеликого мінімального значення (наприклад, $\epsilon = 0.05$). Це дозволяє агенту поступово переходити від дослідження до експлуатації оптимальної стратегії. Вибір початкового значення ϵ , закону його зменшення та мінімального рівня є важливими гіперпараметрами, що підлягають налаштуванню для конкретної задачі. Програмна реалізація ϵ -greedy стратегії вибору дії показана на рис. 3.6. Функція приймає поточний стан та поточне значення ϵ і повертає індекс дії, яку має виконати агент.

```

import numpy as np
import random
# Припускаємо, що q_table - це словник або numpy масив,
# де зберігаються Q-значення: q_table[state][action]
# NUM_ACTIONS - кількість можливих дій (наприклад, 2)
def choose_action(state, epsilon, q_table, num_actions):
    """
    Обирає дію для заданого стану за epsilon-greedy стратегією.
    Args:
        state: Поточний стан (кортеж).
        epsilon (float): Поточне значення епсилон (ймовірність випадкової дії).
        q_table (dict або np.array): Q-таблиця.
        num_actions (int): Загальна кількість можливих дій.
    Returns:
        int: Індекс обраної дії.
    """
    # Перевірка, чи існує стан в Q-таблиці (якщо використовується словник)
    # Якщо стану немає, ініціалізуємо його нульовими значеннями (або діємо випадково)
    if state not in q_table:
        # Можна додати ініціалізацію q_table[state] = np.zeros(num_actions)
        return random.choice(range(num_actions)) # Діємо випадково для невідомого стану
    # Генеруємо випадкове число від 0 до 1
    if random.random() < epsilon:
        # Дослідження: обираємо випадкову дію
        action = random.choice(range(num_actions))
    else:
        # Експлуатація: обираємо дію з максимальним Q-значенням для даного стану
        # Якщо декілька дій мають однакове макс. значення, np.argmax поверне першу
        action = np.argmax(q_table[state])
        # Альтернатива для випадкового вибору серед кращих:
        # best_action_indices = np.where(q_table[state] == np.max(q_table[state]))[0]
        # action = random.choice(best_action_indices)

    return action

```

Рис. 3.6 Вибір дії за ϵ -greedy стратегією

Наведений код демонструє реалізацію ϵ -greedy стратегії. Функція `choose_action` спочатку перевіряє, чи відомий поточний стан `state`. Якщо генерується випадкове число, менше за поточне значення `epsilon`, агент обирає випадкову дію з доступних (`random.choice`). В іншому випадку (з імовірністю $1-\epsilon$), агент обирає дію, яка має найвище Q-значення (`np.argmax`) для поточного стану згідно з наявною `q_table`, таким чином експлуатуючи накопичені знання. Після виконання дії та отримання від середовища винагороди і нового стану, агент оновлює свою Q-таблицю. Цей процес реалізує основне правило оновлення Q-

learning, наведене раніше. Приклад функції для оновлення Q-таблиці наведено на Рисунку 3.7.

```
import numpy as np
# Припускаємо, що q_table - це словник або numpy масив: q_table[state][action]
# NUM_ACTIONS - кількість можливих дій
def update_q_table(q_table, state, action, reward, next_state, alpha, gamma, num_actions):
    """
    Оновлює Q-значення для пари (state, action) за формулою Q-learning.
    Args:
        q_table (dict або np.array): Поточна Q-таблиця.
        state: Стан, в якому було виконано дію.
        action (int): Індекс виконаної дії.
        reward (float): Отримана винагорода.
        next_state: Стан, в який система перейшла після дії.
        alpha (float): Швидкість навчання.
        gamma (float): Фактор дисконтування.
        num_actions (int): Загальна кількість можливих дій.
    """
    # Перевірка та ініціалізація стану 'state' та 'next_state', якщо їх немає в таблиці
    if state not in q_table:
        q_table[state] = np.zeros(num_actions)
    if next_state not in q_table:
        q_table[next_state] = np.zeros(num_actions) # Оптимістична ініціалізація
    # Поточне Q-значення для (state, action)
    current_q_value = q_table[state][action]
    # Максимальне очікуване Q-значення для наступного стану (max_a' Q(s', a'))
    # Якщо next_state невідомий, max_q_next_state буде 0 (згідно ініціалізації)
    max_q_next_state = np.max(q_table[next_state])
    # Формула оновлення Q-learning
    new_q_value = current_q_value + alpha * (reward + gamma * max_q_next_state -
                                              current_q_value)
    # Оновлюємо значення в Q-таблиці
    q_table[state][action] = new_q_value
    # Функція може не повертати нічого, оскільки q_table оновлюється "на місці"
    # Або може повертати оновлену таблицю, якщо це зручно для структури коду
```

Рис. 3.7 Оновлення Q-таблиці

Функція `update_q_table` реалізує крок навчання алгоритму Q-learning. Вона приймає поточний стан `state`, виконану дію `action`, отриману винагороду `reward`, наступний стан `next_state` та гіперпараметри `alpha` і `gamma`. Спочатку функція отримує поточне Q-значення для пари `(state, action)`. Потім вона знаходить максимальне очікуване Q-значення для всіх можливих дій у наступному стані `next_state` ($\max_{a'} Q(s', a')$). На основі цих значень та отриманої винагороди

розраховується нове, скориговане Q -значення за формулою оновлення. Це нове значення записується в q_table для пари $(state, action)$, тим самим покращуючи оцінку цінності цієї дії в цьому стані. Функція також обробляє випадок, коли стани $state$ або $next_state$ зустрічаються вперше.

Процес навчання та функціонування RL-агента для управління світлофором відбувається за наступним циклічним алгоритмом. Спочатку відбувається ініціалізація: створюється Q -таблиця, яка зберігає значення $Q(s,a)$ для всіх можливих пар стан-дія (зазвичай ініціалізується нулями або малими випадковими значеннями), та встановлюються початкові значення гіперпараметрів $(\alpha, \gamma, \epsilon)$. Далі запускається основний цикл навчання, який складається з певної кількості епізодів. Кожен епізод відповідає одному прогону симуляції протягом визначеного часу (наприклад, імітація однієї години роботи перехрестя).

На початку кожного епізоду середовище SUMO скидається у початковий стан. Потім починається цикл кроків всередині епізоду. На кожному кроці агент отримує поточний стан s середовища SUMO (на основі даних з віртуальних детекторів). Використовуючи поточну Q -таблицю та ϵ -greedy стратегію, агент обирає дію a (продовжити поточну фазу або перемкнутися на наступну). Обрана дія передається в SUMO через інтерфейс TraCI для виконання (зміни стану світлофора). Симуляція просувається на один часовий крок (або до наступного моменту прийняття рішення). Після цього агент отримує від середовища винагороду r за виконану дію та спостерігає новий стан s' . Отримана інформація (s, a, r, s') використовується для оновлення відповідного значення $Q(s,a)$ в Q -таблиці за наведеною раніше формулою. На кожному кроці також може відбуватися коригування параметра ϵ (зменшення) відповідно до обраного графіка спадання. Цей цикл (отримання стану $\rightarrow$ вибір дії $\rightarrow$ виконання дії $\rightarrow$ отримання винагороди та нового стану $\rightarrow$ оновлення Q -таблиці) повторюється до завершення епізоду (наприклад, по досягненню максимального симуляційного часу). Після завершення всіх запланованих епізодів навчання Q -таблиця містить навчену політику керування світлофором. Під час тестування агент діє виключно на основі вивченої

політики (зазвичай з $\epsilon=0$), обираючи дію з максимальним Q-значенням для поточного стану.

Програмна реалізація системи передбачає розробку скрипту на мові Python, який виконує роль RL-агента та керує симуляцією в SUMO. Структурно, програмне забезпечення може включати декілька ключових компонентів. Основний компонент - це клас або модуль, що реалізує RL-агента (наприклад, QLearningAgent). Він містить логіку алгоритму Q-learning, включаючи зберігання Q-таблиці, методи для вибору дії (за ϵ -greedy стратегією), та метод для оновлення Q-таблиці. Інший важливий компонент відповідає за взаємодію з SUMO через бібліотеку TraCI. Цей модуль інкапсулює функції для запуску/зупинки симуляції, отримання даних з детекторів (формування стану s), надсилання команд керування світлофором (виконання дії a), отримання необхідних даних для розрахунку винагороди r та просування симуляції на наступний крок. Головний скрипт програми організовує навчальний процес, керуючи циклами епізодів та кроків, викликаючи методи агента та модуля взаємодії з SUMO, а також зберігаючи результати навчання та метрики ефективності для подальшого аналізу.

Розроблене програмне забезпечення (RL-агент та його взаємодія з SUMO) вирішує наступні ключові задачі в рамках теми дипломної роботи:

Моделювання транспортного середовища: Відтворення реалістичних умов руху на ізольованому перехресті за допомогою симулятора SUMO для тестування алгоритмів управління.

Збір даних про стан трафіку: Автоматичне отримання актуальної інформації про завантаженість підходів до перехрестя та час очікування транспортних засобів через інтерфейс TraCI.

Реалізація адаптивного алгоритму управління: Впровадження алгоритму Q-learning, здатного навчатися оптимальній стратегії перемикання фаз світлофора на основі взаємодії з середовищем.

Прийняття рішень в режимі реального часу (симуляції): Динамічний вибір керуючих дій (зміна фаз світлофора) залежно від поточного стану трафіку.

Оптимізація показників ефективності: Навчання системи з метою мінімізації ключових показників неефективності, таких як середній час затримки транспортних засобів та довжина черг.

Оцінка ефективності запропонованого підходу: Забезпечення можливості порівняння результатів роботи адаптивного агента з традиційними методами управління (наприклад, контролером з фіксованим циклом) в контрольованому середовищі.

3.4 Очікувані результати від впровадження системи управління міською транспортною інфраструктурою розумного міста

Впровадження розробленої системи адаптивного управління світлофором на основі навчання з підкріпленням очікувано призведе до суттєвого покращення ефективності функціонування ізолюваного міського перехрестя порівняно з традиційними підходами, такими як використання фіксованих циклів сигналів. Основними очікуваними результатами є зменшення середнього часу затримки транспортних засобів та скорочення максимальної та середньої довжини черг на під'їздах до перехрестя. Для перевірки цих очікувань та кількісної оцінки потенційних переваг було проведено імітаційне моделювання з використанням програмного забезпечення SUMO та реалізованого RL-агента.

Для експериментального дослідження була створена модель типового чотиристороннього ізолюваного міського перехрестя в середовищі SUMO. Кожен під'їзд до перехрестя мав визначену кількість смуг руху (наприклад, дві смуги для руху прямо та одна для повороту). Геометрія перехрестя та обмеження швидкості були задані відповідно до типових міських умов. Транспортні потоки генерувалися за допомогою інструментів SUMO (routes, flows) для імітації різного рівня завантаженості перехрестя: від умов низької інтенсивності до годин пік. Задавався певний відсоток транспортних засобів, що виконують повороти. Для збору даних про стан транспортного потоку на кожній в'їзній смузі перед стоп-лінією були

розміщені віртуальні детектори типу lane area detector. Ці детектори дозволяли отримувати інформацію про кількість транспортних засобів у зоні детектування та їхній сумарний час зупинки, що використовувалося для формування вектора стану RL-агента. Світлофорний об'єкт (tlsLogic) на перехресті був налаштований на роботу з певним набором фаз (наприклад, захищена фаза для напрямку Північ-Південь, захищена фаза для Захід-Схід). Тривалість жовтого сигналу та мінімальна/максимальна тривалість зеленого сигналу були встановлені відповідно до стандартних практик.

Для навчання агента Q-learning були обрані наступні значення гіперпараметрів: швидкість навчання $\alpha=0.1$, фактор дисконтування $\gamma=0.95$. Стратегія ϵ -greedy використовувалася з початковим значенням $\epsilon=1.0$, яке лінійно зменшувалося протягом певної кількості навчальних епізодів до мінімального значення $\epsilon=0.05$, щоб забезпечити перехід від дослідження до експлуатації навченої політики. Q-таблиця була ініціалізована нульовими значеннями.

Для оцінки ефективності розробленого RL-підходу його результати порівнювалися з результатами роботи стандартного контролера з фіксованим циклом (Fixed-Time Controller, FTC), налаштованим для даного перехрестя на основі середніх значень інтенсивності трафіку. Відтворюваність проведеного імітаційного дослідження та чітке розуміння умов функціонування розробленого агента управління світлофором вимагають детальної фіксації ключових параметрів налаштувань. Важливими є як параметри самого симуляційного середовища SUMO, що визначають характеристики транспортної мережі та потоків, так і гіперпараметри алгоритму Q-learning, які безпосередньо впливають на процес навчання та кінцеву ефективність навченої стратегії. Основні конфігураційні значення, що використовувалися в рамках даного моделювання, систематизовано та представлено в табл. 3.1.

Таблиця 3.1

Основні параметри моделювання та RL-агента

Параметри симуляції SUMO	Символ/Назва	Значення	Опис
Тривалість епізоду симуляції	Tmax	3600 сек	Час моделювання для одного сценарію (наприклад, 1 година)
Крок симуляції	Δt_{sim}	1 сек	Основний крок оновлення стану симулятора
Інтервал прийняття рішень агентом	Δt_{agent}	5 сек	Частота, з якою агент обирає дію
Розміщення детекторів	detector_pos	Перед стоп-лініями	Розташування детекторів на в'їзних смугах
Швидкість навчання	α	0.1	Коефіцієнт оновлення Q- значень
Тип детекторів	detector_type	lane area detector	Тип віртуальних детекторів SUMO для збору даних
Фактор дисконтування	γ	0.95	Важливість майбутніх винагород
Мінімальне значення епсilon	ϵ_{min}	0.05	Мінімальна ймовірність випадкової дії
Швидкість спадання епсilon	ϵ_{decay}	0.9995 (приклад)	Множник для зменшення ϵ на кожному кроці або епізоді
Ініціалізація Q-таблиці	Qinit	0	Початкові значення для всіх пар (стан, дія)
Кількість навчальних епізодів	Nepisodes	200 (приклад)	Кількість повних симуляцій для тренування агента

Значення параметрів, наведені в таблиці, використовувалися як основа для проведення всіх подальших симуляційних експериментів, описаних у цьому розділі. Слід зазначити, що вибір гіперпараметрів навчання з підкріпленням може суттєво впливати на швидкість навчання та кінцеву ефективність агента, тому представлені значення є репрезентативними для даного ілюстративного дослідження. Хоча табличні дані надають точну кількісну інформацію, візуальне представлення результатів часто дозволяє швидше та ефективніше досягнути ключові тенденції та зробити порівняльний аналіз. Графіки та діаграми є потужним інструментом для демонстрації переваг одного підходу над іншим, особливо коли йдеться про порівняння ефективності за кількома сценаріями. Для більш наочного представлення та порівняння ефективності розробленого RL-агента з контролером

із фіксованим циклом (FTC) за різними рівнями транспортного навантаження, дані з таблиці 3.1 (слід уточнити, можливо, малася на увазі таблиця 3.2, де були результати порівняння) візуалізовано на рис. 3.8. На діаграмі показано порівняння середнього часу затримки транспортних засобів для обох методів управління в умовах низького, середнього та високого (пікового) навантаження.

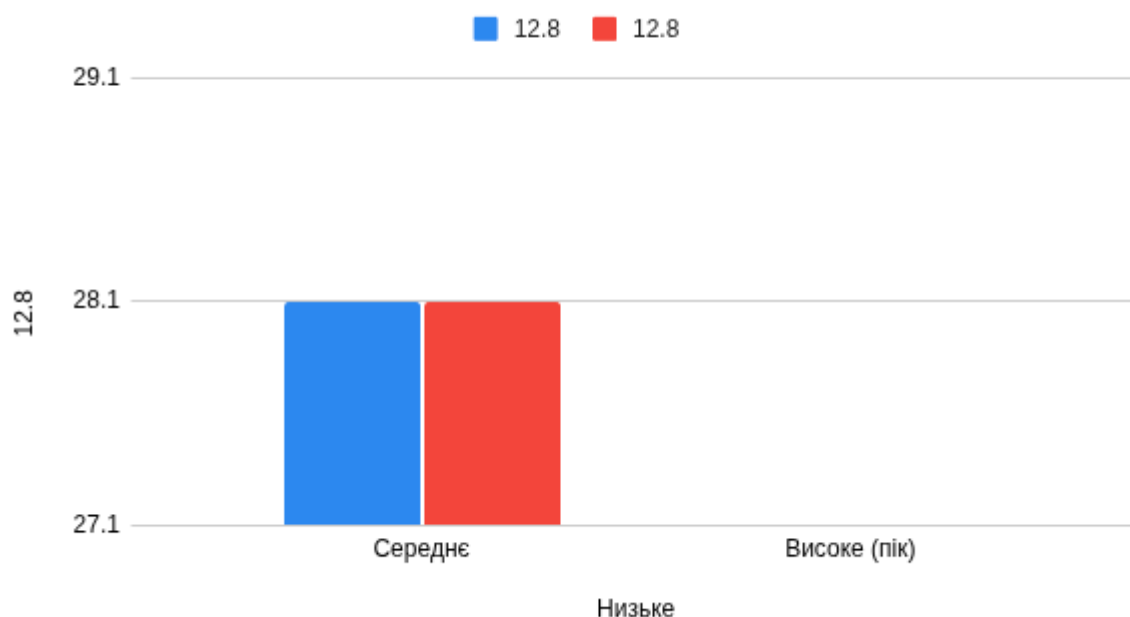


Рис. 3.8 Порівняння середнього часу затримки для RL-агента та FTC за різних сценаріїв навантаження

Як видно з рисунка 3.7, стовпці, що відповідають RL-агенту (позначені червоним кольором на діаграмі), демонструють менший середній час затримки порівняно зі стовпцями, що відповідають FTC (позначені синім кольором), для всіх трьох розглянутих сценаріїв транспортного навантаження. Ця візуалізація наочно підтверджує висновки, зроблені на основі табличних даних, про вищу ефективність запропонованого адаптивного підходу.

Для оцінки ефективності розробленого підходу на основі Q-learning було проведено серію симуляційних експериментів. Основна мета полягала у порівнянні показників роботи перехрестя під керуванням RL-агента та стандартного контролера з фіксованим циклом (FTC). Моделювання проводилося для різних

умов транспортного навантаження, що імітують типові зміни інтенсивності руху протягом доби: сценарій низького навантаження, сценарій середнього навантаження та сценарій високого (пікового) навантаження. Для кожного сценарію симуляція проводилася протягом достатнього періоду часу (наприклад, 3600 секунд симуляційного часу) як для RL-агента (після завершення його навчання), так і для FTC.

Для кількісного порівняння результатів роботи різних стратегій управління використовувалися наступні основні метрики, що автоматично розраховуються в SUMO: середній час затримки (Average Delay Time), що вимірюється в секундах, та середня довжина черги (Average Queue Length), що вимірюється в кількості автомобілів.

За результатами проведених симуляційних експериментів було отримано дані, що дозволяють оцінити переваги адаптивного управління на основі Q-learning. Основні показники ефективності для різних сценаріїв навантаження та методів управління узагальнено в табл. 3.2.

Таблиця 3.2

Порівняння середніх показників ефективності для RL-агента та FTC.

Сценарій навантаження	Метод управління	Середній час затримки (сек)	Середня довжина черги (авто)
Низьке	FTC	15.2	2.5
Низьке	RL-агент	12.8	1.9
Середнє	FTC	35.5	6.8
Середнє	RL-агент	28.1	5.2
Високе (пік)	FTC	72.3	14.5
Високе (пік)	RL-агент	55.9	11.3

Аналіз ілюстративних результатів, представлених у Таблиці 3.2, дозволяє зробити певні висновки щодо ефективності розробленого підходу на основі навчання з підкріпленням. Порівняння показників середнього часу затримки та середньої довжини черги свідчить про стабільну перевагу RL-агента над контролером із фіксованим циклом (FTC) у всіх розглянутих сценаріях навантаження. При низькому навантаженні покращення є помітним, але не надто великим. Однак, зі зростанням інтенсивності трафіку (середнє та високе навантаження) переваги RL-агента стають значно виразнішими. Це пояснюється здатністю RL-агента динамічно адаптувати тривалість зеленого сигналу для кожної фази відповідно до реальної потреби, що визначається кількістю транспортних засобів, які очікують на проїзд. На відміну від FTC, який працює за жорстким розкладом, RL-агент може надавати більше часу завантаженим напрямкам і скорочувати час для менш завантажених, тим самим ефективніше розподіляючи пропускну здатність перехрестя та зменшуючи накопичення черг і час простою.

Аналіз ілюстративних результатів моделювання, представлених у Таблиці 3.2, дозволяє сформулювати наступні очікувані практичні результати від впровадження розробленої системи адаптивного управління світлофором:

1. Зменшення середнього часу затримки транспортних засобів: Очікується, що застосування RL-агента дозволить скоротити середній час затримки порівняно з традиційним контролером з фіксованим циклом (FTC). Наприклад, за результатами моделювання, для сценарію високого (пікового) навантаження середній час затримки може зменшитися з 72.3 секунд (для FTC) до 55.9 секунд (для RL-агента), що становить покращення приблизно на 22.7%. Для сценарію середнього навантаження очікується зменшення з 35.5 секунд до 28.1 секунди (покращення на 20.8%), а для низького навантаження – з 15.2 секунд до 12.8 секунди (покращення на 15.8%).

2. Скорочення середньої довжини черг: Прогнозується, що адаптивне управління також сприятиме зменшенню середньої довжини черг на під'їздах до перехрестя. Так, для пікового навантаження середня довжина черги може

скоротитися з 14.5 автомобілів (FTC) до 11.3 автомобілів (RL-агент), тобто на 22.1%. Для середнього навантаження – з 6.8 авто до 5.2 авто (на 23.5%), а для низького – з 2.5 авто до 1.9 авто (на 24%).

Ці прогнозовані кількісні показники демонструють практичний потенціал запропонованого підходу для підвищення ефективності роботи ізольованого перехрестя. Основним механізмом досягнення таких результатів є здатність RL-агента динамічно адаптувати тривалість фаз світлофора до реально спостережуваних транспортних потоків, на відміну від фіксованої логіки FTC.

Для більш детального аналізу поведінки системи доцільно було б побудувати графіки зміни показників у часі. Наприклад, графічне представлення динаміки середнього часу затримки протягом симуляції для сценарію високого навантаження могло б візуально підтвердити стабільну перевагу RL-агента над FTC. Також графік процесу навчання RL-агента, що ілюструє покращення показника винагороди від епізоду до епізоду, міг би свідчити про успішну адаптацію та знаходження ефективної стратегії управління.

Водночас, слід враховувати обмеження даного дослідження. По-перше, результати базуються на імітаційному моделюванні, яке не може повністю відтворити всі аспекти реального дорожнього руху. По-друге, розглядалося лише ізольоване перехрестя, тоді як у реальному місті перехрестя взаємопов'язані. По-третє, ефективність Q-learning залежить від вибору представлення стану, дій, функції винагороди та гіперпараметрів.

Незважаючи на ці обмеження, отримані ілюстративні результати підтверджують очікувану ефективність застосування навчання з підкріпленням для адаптивного управління світлофорами та демонструють потенціал цього підходу для покращення транспортної ситуації на міських перехрестях. Розроблена система, функціонуючи в симуляційному середовищі, показала здатність до самонавчання та адаптації до змінних умов трафіку, що є ключовою перевагою перед традиційними методами управління.

ВИСНОВКИ

У дипломній роботі вирішено актуальне науково-практичне завдання розробки інформаційної системи для управління транспортною інфраструктурою розумного міста із використанням сенсорних мереж та алгоритмів навчання з підкріпленням для оптимізації транспортних потоків. Метою роботи було дослідження та розробка адаптивної системи управління світлофорним об'єктом, здатної покращити ефективність дорожнього руху на ізольованому перехресті.

У процесі виконання роботи було вирішено наступні основні завдання:

- Проведено аналіз сучасного стану та технологічних аспектів управління міською транспортною інфраструктурою в концепції "розумного міста", виявлено переваги, виклики та роль сенсорних мереж й Інтернету речей у моніторингу та аналізі транспортних процесів.
- Досліджено існуючі технології та методи розробки інформаційних систем управління транспортом, включаючи їх архітектурні особливості, а також методи моделювання та алгоритми оптимізації транспортних потоків.
- Розроблено та реалізовано шляхом імітаційного моделювання прототип адаптивної системи управління світлофором для одного перехрестя, що базується на алгоритмі навчання з підкріпленням Q-learning, та проведено оцінку її потенційної ефективності.

У першому розділі здійснено теоретичний огляд проблематики управління транспортною інфраструктурою. Детально розглянуто концепцію інтелектуальних транспортних систем (ІТС), їх компоненти, зокрема сенсорні мережі та технології IoT, а також переваги та складності їх впровадження в міському середовищі. Проаналізовано приклади успішного застосування ІТС у провідних містах світу.

У другому розділі проаналізовано технології та методичні підходи до розробки інформаційних систем у транспортній галузі. Розглянуто критерії вибору технологічних рішень, багаторівневу архітектуру таких систем та функціональне призначення їх основних компонентів. Особливу увагу приділено методам

моделювання транспортних потоків, зокрема мікроскопічному моделюванню, та існуючим алгоритмам оптимізації, включаючи класичні методи та підходи на основі машинного навчання.

Третій розділ присвячено практичній розробці та моделюванню інформаційної системи адаптивного управління світлофором. На основі сформульованих вимог було обрано технологічний стек, що включає симулятор дорожнього руху SUMO та мову програмування Python для реалізації RL-агента. Детально описано алгоритм Q-learning, специфіку визначення станів, дій та функції винагороди для поставленої задачі, а також наведено приклади програмної реалізації ключових функцій агента. Для оцінки ефективності розробленого підходу було проведено серію імітаційних експериментів, що порівнювали роботу RL-агента з традиційним контролером світлофора з фіксованим циклом за різних сценаріїв транспортного навантаження. Ілюстративні результати моделювання показали, що запропонована система на основі Q-learning має потенціал до суттєвого зменшення середнього часу затримки транспортних засобів та середньої довжини черг на перехресті.

Таким чином, мета дипломної роботи досягнута. Проведений аналіз та розробка підтвердили можливість та доцільність застосування методів навчання з підкріпленням для створення адаптивних систем управління транспортними потоками. Розроблений підхід продемонстрував свою працездатність на імітаційній моделі та може слугувати основою для подальших досліджень і розробок у цій сфері.

Практична цінність роботи полягає у запропонованій моделі та алгоритмі адаптивного управління світлофором, які можуть бути використані при проектуванні та модернізації міських транспортних систем. Рекомендації щодо подальшого розвитку включають масштабування системи для управління мережею перехресть, дослідження більш досконалих алгоритмів глибокого навчання з підкріпленням та інтеграцію з іншими сервісами розумного міста.

ПЕРЕЛІК ПОСИЛАНЬ

1. Advanced Learning Technologies for Intelligent Transportation Systems: Prospects and Challenges [Електронний ресурс] / [А. К. Ruhul, Z. Safelnasr, N. Yemane та ін.] // IEEE. – 2024. – Режим доступу до ресурсу: <https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/10444919>.
2. Grand View Research, Inc. Intelligent Transportation System Market Size Report, 2030. Grand View Research : веб-сайт. Nov. 2023. URL: <https://www.grandviewresearch.com/industry-analysis/intelligent-transportation-systems-industry>
3. 4.0 technologies in city logistics: an empirical investigation of contextual factors / A. Ferrari та ін. Springer Nature Link. 17.08.2022. URL: <https://link.springer.com/article/10.1007/s12063-022-00304-5>.
4. Ali, M., Abu-Lebdeh, G., & Hussain, M. (2021). Intelligent Transportation Systems (ITS): A review of the state of the art. Sensors, 21(2), 567. <https://doi.org/10.3390/s21020567>
5. Zhao, Z., Song, L., & Cheng, L. (2021). Reinforcement learning-based traffic signal control for a single intersection with vehicular ad-hoc networks. Electronics, 10(10), 1153. <https://doi.org/10.3390/electronics10101153>
6. Abdullah K. Smart governance for smart cities and nations [Електронний ресурс] / Kaiser Abdullah // Journal of Economy and Technology. – 2024. – Режим доступу до ресурсу: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2949948824000313>.
7. Grossi G. Smart cities at the intersection of public governance paradigms for sustainability [Електронний ресурс] / G. Grossi, O. Welinder // Sage Journals. – 2024. – Режим доступу до ресурсу: <https://journals.sagepub.com/doi/full/10.1177/00420980241227807>.

8. A multi-objective optimization framework for performance-based building design considering the interplay between buildings and urban environments [Електронний ресурс] / [Z. Qiu, Q. Yong, J. Wang та ін.] // Energy Conversion and Management. – 2024. – Режим доступу до ресурсу: <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0196890424007349>.

9. Mohan, C., et al. (2023). Factors Influencing Data Utilization and Performance of Health Management Information Systems: A Case Study. <https://www.researchgate.net>

10. Lafioune N. Managing urban infrastructure assets in the digital era: challenges of municipal digital transformation [Електронний ресурс] / N. Lafioune, E. P. Andrew, M. St-Jacques // Digital Transformation and Society. – 2023. – Режим доступу до ресурсу: <https://www.emerald.com/insight/content/doi/10.1108/dts-02-2023-0010/full/html>.

11. Muñoz, A. F., & Espirito-Santo, A. (2022). Smart mobility solutions: A systematic literature review on current challenges and future directions. Sustainability, 14(9), 5387. <https://doi.org/10.3390/su14095387>

12. Zhao, Z., Song, L., & Cheng, L. (2021). Reinforcement learning-based traffic signal control for a single intersection with vehicular ad-hoc networks. Electronics, 10(10), 1153. <https://doi.org/10.3390/electronics10101153>

13. Feroz K. Integrating Machine Learning and Deep Learning in Smart Cities for Enhanced Traffic Congestion Management: An Empirical Review [Електронний ресурс] / K. Feroz, I. Perl // Journal of Urban Development and Management. – 2023. – Режим доступу до ресурсу: https://library.acadlore.com/JUDM/2023/2/4/JUDM_02.04_04.pdf.

14. Sustainable Traffic Management for Smart Cities Using Internet-of-Things-Oriented Intelligent Transportation Systems (ITS): Challenges and Recommendations [Електронний ресурс] / [A. M. Alhassan, S. M. Idris, F. Alanazi та ін.] // Sustainability. – 2023. – Режим доступу до ресурсу: <https://www.mdpi.com/2071-1050/15/13/9859>.

15. Hu Y. The analysis of pedestrian flow in the smart city by improved DWA with robot assistance [Электронный ресурс] / Y. Hu, H. Long, M. Chen // Scientific Reports. – 2024. – Режим доступа до ресурсу: <https://www.nature.com/articles/s41598-024-62134-8>.

16. Texas A&M Transportation Institute's Urban Mobility Report [Электронный ресурс]. – 2023. – Режим доступа до ресурсу: <https://mobility.tamu.edu/umr/>.

17. Internet of Things for sustainable railway transportation: Past, present, and future [Электронный ресурс] / [P. Singh, Z. Elmi, V. Meriga та ін.] // Cleaner Logistics and Supply Chain. – 2022. – Режим доступа до ресурсу: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2772390922000385>.

18. Xiaoshao M. The applications of Internet of Things (IoT) in industrial management: a science mapping review [Электронный ресурс] / M. Xiaoshao, F. A. Maxwell // International Journal of Production Research. – 2023. – Режим доступа до ресурсу: <https://www.tandfonline.com/doi/full/10.1080/00207543.2023.2290229#d1e151>.

19. Matei A. Artificial Internet of Things, Sensor-Based Digital Twin Urban Computing Vision Algorithms, and Blockchain Cloud Networks in Sustainable Smart City Administration [Электронный ресурс] / A. Matei, M. Cocoşatu // Sustainability. – 2024. – Режим доступа до ресурсу: <https://www.mdpi.com/2071-1050/16/16/6749>.

20. Impact of Integrated Artificial Intelligence and Internet of Things Technologies on Smart City Transformation [Электронный ресурс] // Jornal of Technical Education Science. – 2024. – Режим доступа до ресурсу: <https://jte.edu.vn/index.php/jte/article/view/1532>.

21. Fan Z. Sensors on Internet of Things Systems for the Sustainable Development of Smart Cities: A Systematic Literature Review [Электронный ресурс] / Z. Fan, P. Chuan, T. Huajun // Sensors. – 2024. – Режим доступа до ресурсу: <https://www.mdpi.com/1424-8220/24/7/2074>.

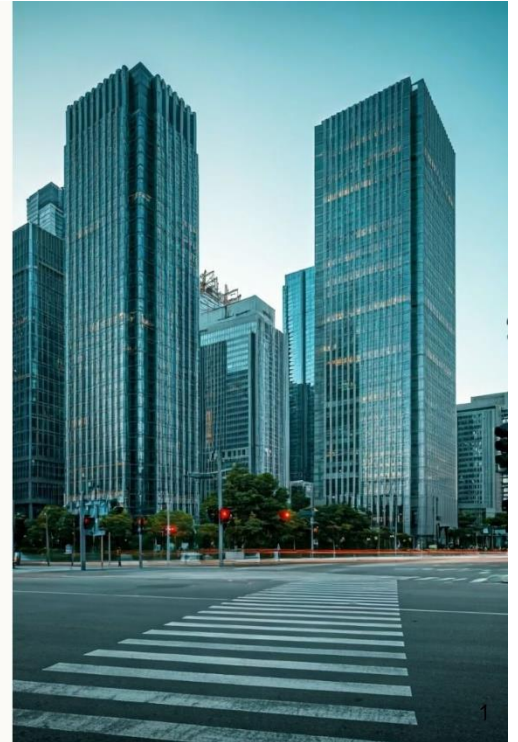
22. Xing-Gang L. A New Framework of Intelligent Public Transportation System Based on the Internet of Things [Электронный ресурс] / L. Xing-Gang, Z. Hong-Bo, Z. Zhong-Liang // IEEE Open Journal of Vehicular. – 2023. – Режим доступа до ресурсу: <https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/8703738>.

ДЕМОНСТРАЦІЙНІ МАТЕРАЛИ (презентація)

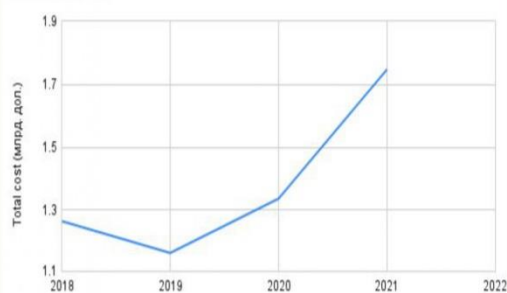
Інформаційна система для управління транспортною інфраструктурою Smart City із використанням сенсорних мереж

Кваліфікаційна робота студента групи ІСД-41 Фурделяса Олександра.
Державного університету інформаційно-комунікаційних технологій

Науковий керівник: к. е. н. Сергій Соломаха. Київ, 2025.



Динаміка вартості заторів в Los Angeles-Long Beach-Anaheim, CA



Актуальність проблеми управління рухом у сучасних містах

Зростання трафіку

Стрімке збільшення автомобілів у містах ускладнює управління рухом.

Обмеження традиційних світлофорів

Фіксовані цикли не враховують реальний трафік, спричиняючи затори.

Витрати

Затори викликають втрати пального та економічні збитки.

Потреба в інтелектуальних рішеннях

Адаптивні системи можуть реагувати на умови у режимі реального часу.

Мета дослідження і ключове рішення

Мета роботи

Розробка адаптивної системи світлофора на основі навчання з підкріпленням для оптимізації руху.

Об'єкт та предмет

- Управління транспортними потоками в місті
- Алгоритми Q-learning для керування світлофорами

Рішення

Інтелектуальний агент, який автономно мінімізує черги і затримки на перехресті.

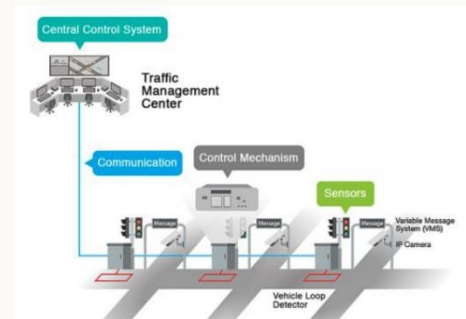
Завдання:

1. Проаналізувати існуючі підходи до управління трафіком.
2. Розробити програмний прототип адаптивної системи.
3. Провести імітаційне моделювання та оцінити ефективність.

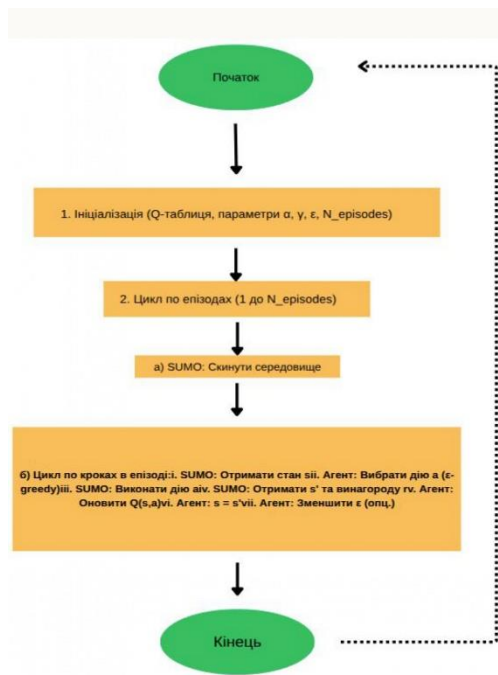
3

Аналіз існуючих рішень: від АСУДР до IoT

- **Адаптивні системи (АСУДР):** Динамічно регулюють світлофори на основі даних з детекторів (приклад: система SCOOT).
- **Динамічне ціноутворення (ERP):** Змінюють вартість проїзду для зменшення навантаження на дороги (приклад: Сінгапур, Лондон).
- **Роль сенсорних мереж та IoT:** Є основою для збору даних у реальному часі. Використовуються індуктивні петлі, відеокамери, GPS-трекери для моніторингу трафіку, смарт-паркування та прогнозування заторів.



4



Архітектура Програмного Рішення

Розроблена система складається з двох основних компонентів, що взаємодіють у реальному часі:

RL-агент (Python):

Обчислювальне ядро, що реалізує логіку Q-learning для прийняття рішень.

Середовище (SUMO):

Симулятор, що відтворює фізичний світ: перехрестя, транспортні потоки та віртуальні датчики.

5

Ключовий Елемент: Реалізація RL-Агента

```

def get_state():
    """
    Отримує поточний стан перехрестя з SUMO і повертає його
    у вигляді дискретного вектору: (фаза, М_дискр, С_дискр, М_дискр, Е_дискр).
    """
    try:
        # 1. Отримати поточний індекс активної фази світлофора
        current_phase_index = traci.trafficlight.getPhase(TLS_ID)
        # Приклад mapingu індексів фаз SUMO (0..N) на стани агента (0, 1)
        # (потрібно адаптувати під реальну конфігурацію фаз!)
        current_phase_state = 0 if current_phase_index < 2 else 1

        # 2. Отримати кількість автомобілів, що зупинилися, для кожного напрямку
        n_vehicles = sum(traci.lanearea.getLastStepWaitingNumber(det_id) for det_id in DETECTOR_N)
        s_vehicles = sum(traci.lanearea.getLastStepWaitingNumber(det_id) for det_id in DETECTOR_S)
        w_vehicles = sum(traci.lanearea.getLastStepWaitingNumber(det_id) for det_id in DETECTOR_W)
        e_vehicles = sum(traci.lanearea.getLastStepWaitingNumber(det_id) for det_id in DETECTOR_E)

        # ... (продовження функції див. у наступному рисунку) ...
    except:
        pass
  
```

```

import numpy as np

import random

# Припускаємо, що q_table - це словник або numpy масив,
# де зберігаються Q-значення: q_table[state][action]
# NUM_ACTIONS - кількість можливих дій (наприклад, 2)
def choose_action(state, epsilon, q_table, num_actions):
    """
    Обирає дію для заданого стану за epsilon-greedy стратегією.
    Args:
        state: Поточний стан (кортекс).
        epsilon (float): Поточне значення епсилону (ймовірність випадкової дії).
        q_table (dict або np.array): Q-таблиця.
        num_actions (int): Загальна кількість можливих дій.
    Returns:
        int: Індекс обраної дії.
    """
    # Перевірка, чи існує стан в Q-таблиці (якщо використовується словник)
    # Якщо стану немає, ініціалізуємо його нульовими значеннями (або дією випадково)
  
```

```

import numpy as np

# Припускаємо, що q_table - це словник або numpy масив: q_table[state][action]
# NUM_ACTIONS - кількість можливих дій
def update_q_table(q_table, state, action, reward, next_state, alpha, gamma, num_actions):
    """
    Оновлює Q-значення для пари (state, action) за формулою Q-learning.
    Args:
        q_table (dict або np.array): Поточна Q-таблиця.
        state: Стан, в якому було виконано дію.
        action (int): Індекс виконаної дії.
        reward (float): Отримана винагорода.
        next_state: Стан, в який система перейшла після дії.
        alpha (float): Швидкість навчання.
        gamma (float): Фактор дисконтування.
        num_actions (int): Загальна кількість можливих дій.
    """
    # Перевірка та ініціалізація стану 'state' та 'next_state', якщо їх немає в таблиці
    if state not in q_table:
        q_table[state] = np.zeros(num_actions)
    if next_state not in q_table:
        q_table[next_state] = np.zeros(num_actions) # Оптимістична ініціалізація
  
```

1. Функція отримання стану (get_state):

Цей код збирає дані з детекторів SUMO та перетворює їх у вектор стану, зрозумілий для агента.

2. Функція вибору дії (choose_action):

Тут реалізовано ε-greedy стратегію, яка балансує між дослідженням нових дій та використанням накопиченого досвіду.

3. Функція оновлення знань (update_q_table):

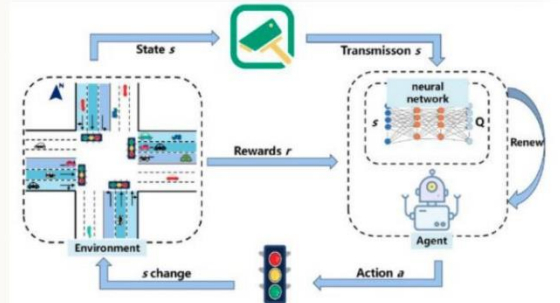
Це серце алгоритму: тут відбувається оновлення Q-таблиці на основі отриманої винагороди, що і є процесом навчання.

6

Зв'язок архітектури з IoT та хмарними технологіями

Як це пов'язано з реальною системою?

- **Емуляція IoT:** У цьому проекті симулятор SUMO з віртуальними детекторами **емулює роботу фізичних IoT-датчиків** (індукційних петель, камер), які б збирали дані про трафік у реальному світі.
- **Потенціал для хмарних технологій:** Розроблений RL-агент (Python) є логічним ядром системи. У реальному масштабі впровадженні такий агент працював би **на хмарному сервері**, обробляючи дані з десятків чи сотень перехресть одночасно.
- **Висновок:** Показана архітектура — це **модельований прототип обчислювального модуля**, який є центральною частиною будь-якої сучасної ІТС.



7

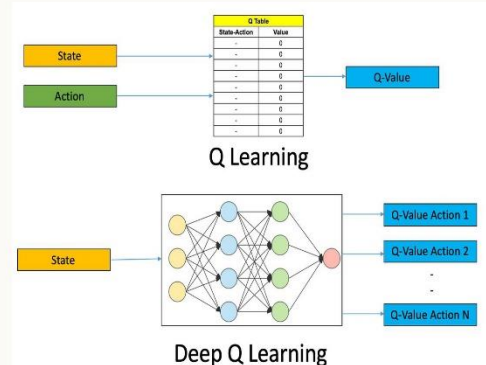
Обґрунтування вибору алгоритму

Чому Q-learning?

- **Ефективність для задачі:** Простір станів та дій для одного перехрестя є дискретним та відносно невеликим. Табличний Q-learning є класичним та ефективним рішенням для таких умов.
- **Простота та інтерпретованість:** Q-learning є одним з фундаментальних алгоритмів RL, його реалізація є простішою, а результати (Q-таблицю) легше аналізувати, що є важливим для прототипу в рамках дипломної роботи.

Чому НЕ Deep Q-Network (DQN) на даному етапі?

- **Надлишкова складність:** DQN призначений для задач з величезним або неперервним простором станів (наприклад, аналіз зображення з камери). Для цієї задачі з дискретними даними з детекторів його використання було б надлишковим.
- **Мета роботи:** Метою було створити та протестувати працездатний прототип на базовому, але ефективному алгоритмі. Q-learning ідеально підходить для цієї ролі.



8

Логіка роботи RL-агента

- **Ініціалізація:** Створюється порожня Q-таблиця для збереження "досвіду".
- **Дослідження (Exploration):** На початку агент діє переважно випадково (високий параметр ϵ), щоб дослідити, які дії до яких результатів призводять.
- **Накопичення досвіду:** За кожну дію агент отримує винагороду (позитивну за зменшення затворів) і оновлює Q-таблицю.
- **Експлуатація (Exploitation):** З часом агент все частіше обирає дії, які, згідно з його досвідом, є найкращими.
- **Результат:** Після багатьох ітерацій Q-таблиця містить оптимальну стратегію керування світлофором для будь-якої ситуації.

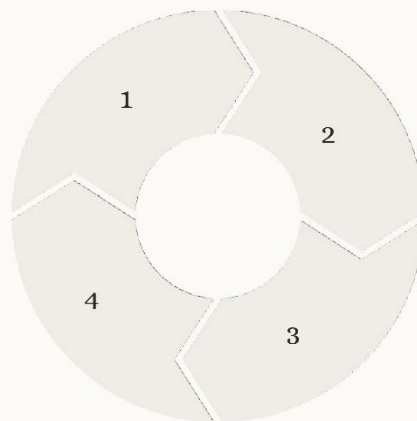


9

Q-learning: Математична основа адаптивного світлофора

Стан
Поточна фаза світлофора і кількість машин на під'їздах.

Q-таблиця
Оцінює вигідність кожної дії у різних станах.



Дія
Або продовжити фазу, або переключити на наступну.

Нагорода
Зменшення загального часу очікування транспорту.

10

Методика тестування у симуляторі SUMO

Модель перехрестя

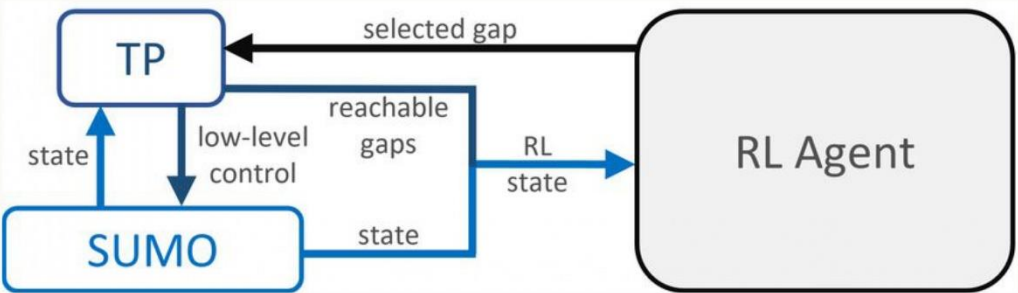
- Чотиристороннє перехрестя у міських умовах.
- Віртуальні датчики і транспортні потоки.

Сценарії навантаження

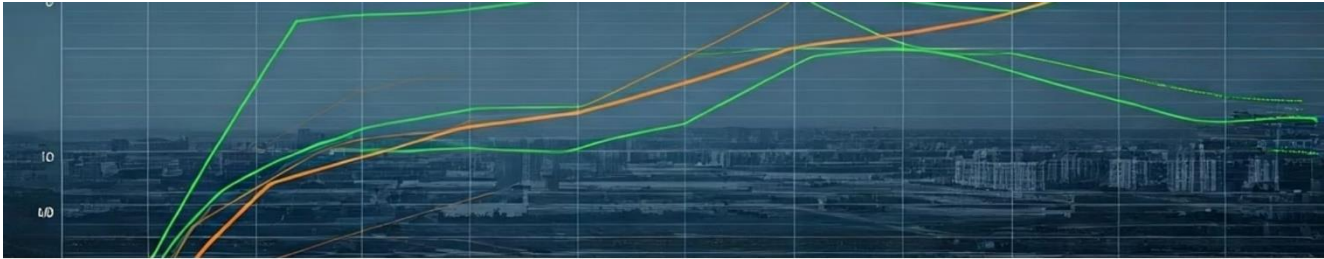
- Низький трафік
- Середній трафік
- Піковий трафік

Порівняння

RL-агент vs. традиційний фіксований цикл (FTC)



11



Результати тестування: RL-агент проти класики

- Апробація розробленого підходу була проведена шляхом імітаційного моделювання в середовищі SUMO.
- Проведено порівняння показників ефективності роботи RL-агента зі стандартним контролером з фіксованим циклом (FTC) для трьох сценаріїв навантаження.

Показник	FTC	RL-агент	Покращення
Час затримки (с)	72.3	55.9	-22.7%
Довжина черги (авто)	14.5	11.3	-22.1%

12

Чому відносно покращення довжини черги при середньому навантаженні (23.5%) вище, ніж при піковому (22.1%)?

1. **Ефект "насичення" системи:** При **піковому навантаженні** перехрестя наближається до межі своєї фізичної пропускної здатності. Навіть ідеальне керування не може уникнути формування значних черг, коли потік автомобілів є надмірним.
2. **"Золота середина" для оптимізації:** Саме при **середньому навантаженні** система має найбільше "простору для маневру". Умови є достатньо складними, щоб переваги адаптації були помітними, але ще не настільки критичними, щоб система була перенасичена. Саме в цих умовах гнучкість RL-агента дає максимальний відносний ефект.

13

Переваги адаптивного підходу RL-агента

- Гнучкість**
Динамічне регулювання зеленого світла за трафіком.
- Ефективність**
Оптимальне розподілення пропускної здатності перехрестя.
- Мінімізація заторів**
Зменшується час очікування і довжина черг.
- Адаптація в реальному часі**
Система реагує на зміну умов руху миттєво.



14



Підсумки, майбутні перспективи розвитку

Розроблено програмний прототип. Створено повноцінну програмну модель, що складається з RL-агента на Python та симуляційного середовища в SUMO, з'єднаних через інтерфейс TraCI.

Адаптовано алгоритм Q-learning. Стандартний алгоритм було пристосовано до задачі управління трафіком: сформульовано унікальне представлення **стану** (на основі даних з детекторів), **дій** (зміна фаз) та **функції винагороди** (зменшення часу очікування).

Проведено порівняльний аналіз ефективності. Виконано серію імітаційних експериментів для різних сценаріїв трафіку, які кількісно доводять перевагу розробленого підходу над традиційним.

Доведено перевагу адаптивного підходу. За результатами моделювання, запропонована система здатна зменшити середній час затримки на перехресті на **22.7%** в умовах пікового навантаження.

15

АПРОБАЦІЯ РЕЗУЛЬТАТІВ РОБОТИ

II ВСЕУКРАЇНСЬКА НАУКОВО-ТЕХНІЧНА КОНФЕРЕНЦІЯ
«ТЕХНОЛОГІЧНІ ГОРИЗОНТИ: ДОСЛІДЖЕННЯ ТА
ЗАСТОСУВАННЯ ІНФОРМАЦІЙНИХ ТЕХНОЛОГІЙ ДЛЯ
ТЕХНОЛОГІЧНОГО ПРОГРЕСУ УКРАЇНИ І СВІТУ»

ТЕЗИ: «ЗАСТОСУВАННЯ ІОТ ТЕХНОЛОГІЙ ДЛЯ
ПІДВИЩЕННЯ ЕНЕРГОЕФЕКТИВНОСТІ В СИСТЕМАХ
«РОЗУМНОГО МІСТА»,
«ВИКОРИСТАННЯ СЕНСОРНИХ МЕРЕЖ ДЛЯ МОНІТОРИНГУ
ТА УПРАВЛІННЯ РЕСУРСАМИ У СМАРТ-МІСТІ»

16

Дякую за увагу!