

**СХІДНОУКРАЇНСЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ
ІМЕНІ ВОЛОДИМИРА ДАЛЯ
Факультет інформаційних технологій та електроніки
Кафедра комп'ютерно-інтегрованих систем управління**

ПОЯСНЮВАЛЬНА ЗАПИСКА
до магістерської науково-дослідної роботи

освітній ступінь - магістр
спеціальність - 174 Автоматизація, комп'ютерно-інтегровані технології та робототехніка

на тему: «Розробка та дослідження КІСУ потоком автотранспорту з урахуванням маршрутизації та навантаження»

Виконав: студент групи АТП-23зм _____ С.О. Ключев
(підпис)

Керівник _____ П.Й. Єлісєєв
(підпис)

Завідувачка кафедри _____ М.Г. Лорія
(підпис)

Рецензент _____ М.Г. Лорія
(підпис)

№ строки	формат	Позначення	Найменування	Кіл. арк.	№ екз.	Прим.
			<i><u>Текстові документи</u></i>			
1	A4	PM.174.01.03. ПЗ	Пояснювальна записка	110		
			<i><u>Графічні документи</u></i>			
2	A4	PM.174.01.03. ПЗ	Графічна частина	22		

М.174.01.03 ВП

Зм.	Лист	№ докум.	Підпис	Дата
Розроб.	Клюєв С.О.			
Перевір.	Єлісєєв П.Й.			
Керівн.	Єлісєєв П.Й.			
Реценз.	Лорія М.Г.			
Затв.	Лорія М.Г.			

Розробка та дослідження КІСУ з потоком автотранспорту та урахуванням маршрутизації навантаження

Літ.	Аркуш	Аркушів
н	2	110

**СНУ ім. В. Дрля,
кафедра КІСУ**

**СХІДНОУКРАЇНСЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ
імені ВОЛОДИМИРА ДАЛЯ**

Факультет: Інформаційних технологій та електроніки
Кафедра: Комп'ютерно-інтегрованих систем управління
Освітньо-кваліфікаційний рівень: Магістр
Напрямок підготовки: 174 – Автоматизація, комп'ютерно-інтегровані технології та робототехніка

ЗАТВЕРДЖУЮ

Завідувачка каф. КІСУ

_____ М.Г. Лорія

« _____ » _____ 2024 року

**З А В Д А Н Н Я
НА МАГІСТЕРСЬКУ НАУКОВО-ДОСЛІДНУ РОБОТУ
ЗДОБУВАЧУ ВИЩОЇ ОСВІТИ
Клюєву Сергію Олександровичу**

1. **Тема магістерської НДР:** «Розробка та дослідження КІСУ потоком автотранспорту з урахуванням маршрутизації та навантаження»
2. **Керівник роботи:** Єлісеєв П.Й.
Затверджені наказом закладу вищої освіти № _____ від _____ р.
3. **Термін подання студентом роботи** 20 грудня 2024 р.
4. **Вихідні дані до роботи:**
 - 4.1. Статистичні данні транспортного потоку ВДМ.
 - 4.2. Інструкція диспетчера по експлуатації АСУДР.
 - 4.4. Публікації по управлінню транспортними потоками.
 - 4.5. Публікації по моделюванню транспортних потоків та симуляції алгоритма прогнозування.
5. **Зміст розрахунково-пояснювальної записки** (перелік питань, які потрібно розробити):
 - 5.1. Вступ.
 - 5.2. Фундаментальні принципи та концепції КІСУ потоком автотранспорту.
 - 5.3. Аналіз функціональних можливостей автоматизованої системи управління транспортним потоком.
 - 5.4. Аналіз моделей КІСУ потоком автотранспорту.
 - 5.5. Теоретичні дослідження математичних моделей процесу регульованого дорожнього руху.
 - 5.6. Розробка схем комп'ютерно-інтегрованої системи управління (КІСУ) транспортними потоками.
 - 5.7. Розробка методу керування потоком автотранспорту з використанням нейромережі.
 - 5.8. Аналіз результатів теоретичних досліджень.
 - 5.9. Висновки.
6. **Перелік графічного матеріалу** (з точним зазначенням обов'язкових креслень)
 - 6.1. Структура КІСУ потоком автотранспорту.

6.1.1. Принципи управління транспортними потоками в автоматизованих системах управління.

6.1.2. Керування маршрутами транспортних засобів.

6.1.3. Джерела даних для управління транспортними потоками.

6.2. Алгоритми аналізу транспортних потоків.

6.3 Архітектура КІСУ транспортними потоками

6.4 Глибоке навчання для адаптивного керування транспортними потоками

6.5 Управління на базі визначення завантаження перехрестя

6.6 Алгоритм DQN з використанням симуляції в SUMO

6.7 Управління потоками шляхом прогнозування транспортних потоків та їх перенаправлення

7. Дата видачі завдання: 11 листопада 2024 р.

КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

№ з/п	Назва етапів дипломного роботи	Термін виконання етапів роботи	Примітка
1	Аналіз принципів та концепції КІСУ потоком автотранспорту.	15.11.2024	
2.	Аналіз КІСУ потоком автотранспорту і розробка завдань для виконання магістерської науково-дослідної роботи.	21.11.2024	
3.	Дослідження системи управління транспортними потоками.	25.11.2024	
4.	Розробка схеми комп'ютерно-інтегрованої системи управління (КІСУ) потоком автотранспорту.	28.11.2024	
5.	Розробка способу управління транспортним потоком.	5.12.2024	
6.	Моделювання та симуляція алгоритму прогнозування та моделювання транспортного потоку.	10.12.2024	
7.	Аналіз результатів теоретичних досліджень.	15.12.2024	
9.	Оформлення пояснювальної записки дипломного проекту та презентації.	20.12.2024	

Здобувач вищої освіти _____ С.О. Клюєв

Керівник магістерської НДР _____ П.Й. Єлісеєв

Реферат

Пояснювальна записка 110 стор., 52 рисунок, 1 таблиця, 51 джерело.

ТРАНСПОРТНИЙ ПОТОК, КОМПОНУВАННЯ, СВІТЛОФОР, ПЕРЕХРЕСТЯ, СТРУКТУРНА СХЕМА, АВТОМАТИЗАЦІЯ, АСУ, МОДЕЛЮВАННЯ, АЛГОРИТМ.

Об'єктом дослідження є процес управління транспортними потоками.

Предмет дослідження є КІСУ потоком автотранспорту.

Метою дипломного проекту є зменшення затримки при проходженні перехрестя та прогнозування транспортних потоків, їх маршрутизація з урахуванням перспектив завантаження завдяки розробки та дослідження КІСУ потоком автотранспорту.

Метод дослідження – методи теорії автоматичного управління, сукупність теоретичних та експериментальних методів, що включають: теорії транспортних потоків, методи математичного моделювання, теорії випадкових процесів, теорії ймовірності та математичної статистики, методи нечіткої логіки.

Обрано та обґрунтовано вибір набору алгоритмів для створення системи управління транспортними потоками для запобігання заторам. Розглянуті різні алгоритми обробки інформації залежно від рівня системи та необхідності реагування у реальному часі чи з можливістю певної затримки.

Розроблена КІСУ потоком автотранспорту з урахуванням маршрутизації та навантаження, яка передбачає використання різних алгоритмів, таких як розпізнавання об'єктів та нелінійний аналіз статистики завантаження транспортних шляхів.

					<i>PM.174.01.03 ПЗ</i>			
<i>Змін.</i>	<i>лист</i>	<i>№ докум.</i>	<i>підпис</i>	<i>Дата</i>				
<i>Розробник.</i>	Клюєв С.О.				Розробка та дослідження КІСУ потоком автотранспорту з урахуванням маршрутизації та навантаження	<i>Лім.</i>	<i>лист</i>	<i>листів</i>
<i>Перевір.</i>	Єлісєєв П.Й.						5	110
<i>Рецензії.</i>	Лорія М.Г.					АТП-23зм		
<i>Н. Контр.</i>								
<i>Затвердив.</i>	Лорія М.Г.							

ЗМІСТ

Вступ.....	7
1. АНАЛІЗ ФУНКЦІОНАЛЬНИХ МОЖЛИВОСТЕЙ КІСУ ПОТОКОМ АВТОТРАНСПОРТУ	12
1.1 Фундаментальні принципи та концепції КІСУ потоком автотранспорту	12
1.2 Компонування та елементи КІСУ потоком автотранспорту	17
1.3 Процес роботи КІСУ потоком автотранспорту	21
1.4 Принципи управління транспортними потоками в автоматизованих системах управління	30
2. ДОСЛІДЖЕННЯ РЕГУЛЬОВАНОГО ДОРОЖНЬОГО РУХУ	40
2.1 Система управління транспортними потоками	40
2.2 Принципи адаптивного керування	43
2.3 Дослідження транспортних потоків	48
2.4 Алгоритми аналізу транспортних потоків	57
3. РОЗРОБКА МЕТОДУ КЕРУВАННЯ ПОТОКОМ АВТОТРАНСПОРТУ З ВИКОРИСТАННЯМ НЕЙРОМЕРЕЖІ	71
3.1. Спосіб управління транспортним потоком	71
3.2. Впровадження способу управління потоками за допомогою світлофорів	79
3.3. Спосіб управління потоками за рахунок прогнозування транспортних потоків та їх перенаправлення	97
3.4 Моделювання та симуляція алгоритму прогнозування та моделювання транспортного потоку	99
Висновки.....	102
Список використаних джерел.....	104

ВСТУП

У сучасному світі, автотранспорт відіграє найважливішу роль у забезпеченні мобільності населення і розвитку економіки. Зростання обсягів автотранспорту та зростаюча комплексність дорожньої інфраструктури роблять проблеми керування транспортними потоками більш актуальними та складними. У багатьох містах світу нерегулярні затори та перевантажені дороги стали не тільки дійсною загрозою для життя та безпеки учасників дорожнього руху, але й джерелом значних втрат для економіки та довкілля.

Спроби поліпшити управління транспортними потоками включають в себе різні технічні та інженерні рішення, включаючи побудову нових доріг, оптимізацію світлофорів та впровадження систем електронного збору дорожнього руху. Однак такі традиційні підходи не завжди здатні ефективно вирішити складні проблеми управління потоками в режимі реального часу, оскільки вони нерідко не враховують динаміку змін умов на дорозі та індивідуальні поведінки водіїв.

У зв'язку з цим виникає необхідність розроблення інноваційних та інтелектуальних систем керування автотранспортними потоками, які могли б пристосовуватися до змін обстановки, надавати оптимальні рішення та підвищувати загальну продуктивність системи управління транспортом. В цьому контексті важливим стає застосування сучасних технологій інтелектуального аналізу даних, машинного навчання та адаптивного керування для створення інтегрованих систем керування автотранспортними потоками. Ця робота має стратегічне значення, оскільки її результати можуть сприяти покращенню керування транспортними потоками, зменшенню заторів, покращенню безпеки руху та оптимізації використання існуючої дорожньої інфраструктури.

У сучасному світі, де темпи урбанізації неухильно зростають, а кількість автомобілів на дорогах міст продовжує збільшуватися, виникає гостра

необхідність в оптимізації дорожнього руху. Це не тільки питання зручності, але й безпеки, екології та економічної ефективності. КІСУ потоком автотранспорту відіграють ключову роль у вирішенні цих питань, забезпечуючи раціональне використання дорожньої інфраструктури, зниження заторів та підвищення безпеки на дорогах.

Сучасні КІСУ потоком автотранспорту включають в себе різноманітність сенсорів, камер, алгоритмів обробки даних та засобів комунікації, які разом формують інтелектуальну систему, здатну адаптуватися до змінних умов руху та оптимізувати роботу світлофорних об'єктів та інших елементів дорожнього регулювання.

Актуальність теми дослідження

Якість автомобільних перевезень та безпека дорожнього руху є ключовими факторами, які безпосередньо корелюють із ефективністю керування транспортними та пішохідними потоками. В сучасних умовах дорожній рух стає вирішальним аспектом у соціально-економічному прогресі міст і цілих регіонів, вимагаючи інтеграції та синхронізації різноманітних елементів інфраструктури.

Саме тому необхідно застосовувати передові технології для збирання та аналізу даних про транспортні потоки, що дозволять їх оптимізувати, знизити рівень заторів і забезпечити плавність руху. Окрім того, за допомогою цих технологій можна прогнозувати і попереджувати потенційні проблеми на дорогах, підвищувати рівень дорожньої безпеки та зменшувати ризики виникнення ДТП, тим самим сприяючи безпеці усіх учасників дорожнього руху.

В даний час транспортний потік і затори є однією з основних соціальних та економічних проблем, пов'язаних із транспортом у промислово розвинених країнах. У цьому плані управління трафіком в перенавантажених мережах вимагає чіткого розуміння операцій із потоком трафіку. Тобто розуміння того, що викликає перевантаження, що визначає час і місце збою трафіку, як перевантаження поширюється мережею має важливе значення.

Мета дослідження: зменшення затримки при проходженні перехресть та прогнозування транспортних потоків, їх маршрутизація з урахуванням перспектив завантаження завдяки розробки та дослідження КІСУ потоком автотранспорту.

Мета дослідження полягає у вирішенні наступних завдань:

1. Аналіз функціональних можливостей автоматизованої системи управління транспортним потоком.
2. Дослідження регульованого дорожнього руху.
3. Аналіз принципів розробки системи керування потоком автотранспорту.
4. Розробка схем комп'ютерно-інтегрованої системи управління (КІСУ) транспортними потоками.
5. Розробка методу керування потоком автотранспорту з використанням нейромережі.

Об'єкт дослідження – процес управління транспортними потоками.

Предмет дослідження – КІСУ потоком автотранспорту.

Методи дослідження – методи теорії автоматичного управління, сукупність теоретичних та експериментальних методів, що включають: теорії транспортних потоків, методи математичного моделювання, теорії випадкових процесів, теорії ймовірності та математичної статистики, методи нечіткої логіки.

Наукова новизна полягає в вирішенні актуального наукового завдання – підвищення ефективності функціонування вулично-дорожньої мережі міста розробкою КІСУ потоком автотранспорту з урахуванням маршрутизації та навантаження.

Практична значимість. Практичне значення результатів роботи полягає у запропонованих шляхах підвищення ефективності функціонування ВДМ завдяки застосування КІСУ потоком автотранспорту. Отримані результати можуть використовуватися для збору первинної інформації щодо транспортних потоків та аналізу ефективності застосування алгоритмів на реальних даних.

Апробація результатів дослідження. Результати аналізу і досліджень повідомленні та обговорені на багатьох міжнародних науково-практичних конференціях.

Перелік публікацій за темою кваліфікаційної роботи магістра:

1. Клюєв С.О. Аналіз системи моніторингу та диспетчерського регулювання наземного транспорту / С.О. Клюєв, М.А. Ревун, О.В. Цимбал // Вісник машинобудування та транспорту. – Вінниця: ВНТУ. – 2023. – №1 (17) – С.64–70.

2. Клюєв С.О. Розвиток інтелектуальних транспортних систем / С.О. Клюєв, А.Є. Сігонін, С.В. Цимбал // Вісник машинобудування та транспорту. – 2023. – Т. 18. – №. 2. – С. 80-86.

3. Клюєв С.О. Використання штучного інтелекту в управлінні логістичними процесами / С.О. Клюєв, І.О. Кириченко, А.Є. Сігонін // Логістичне управління та безпека руху на транспорті: збірник наукових праць науково-практичної конф., 1 лютого 2024 р., м. Київ / відп. ред. Н.Б. Чернецька-Білецька. – Київ: СНУ ім. В. Даля, 2024. – С. 31–33.

4. Клюєв С.О. Підвищення кібербезпеки дорожнього руху в інтелектуальних транспортних системах / С.О. Клюєв, Б.В. Юров // Актуальні питання забезпечення кібербезпеки та захисту інформації: Матеріали X Міжнарод. наук.- практи. конф., Київ, 25 квітня 2024 р. / Редкол.: О. І. Тимошенко та ін. – К.: Вид-во Європейського університету, 2024. – С. 55–59.

5. Клюєв С.О. Система управління ризиками в області безпеки руху на автомобільному транспорті / С.О. Клюєв, Б.В. Юров // «Транспорт: наука та практика»: збірник наукових праць III-ї міжнародної науково-практичної конференції, 16 травня 2024 р., м. Київ, Одеса / К.: СНУ ім. В. Даля, 2024. – С. 136–141.

6. Клюєв С.О. Підвищення безпеки дорожнього руху у світлі vision zero / С.О. Клюєв, Б.В. Юров // Технологія-2024: матеріали міжн. наук.-практи. конф. 24 травня. 2024 р., м. Київ. / укладач Є. І. Зубцов – Київ : Східноукр. нац. ун-т ім. В. Даля, 2024. – С. 141–143.

7. Ключев С.О. Формування інформаційного забезпечення вантажних та пасажирських перевезень / С.О. Ключев, Сігонін А.Є. // Технологія-2024: матеріали міжн. наук.-практ. конф. 24 травня. 2024 р., м. Київ. / укладач Є. І. Зубцов – Київ : Східноукр. нац. ун-т ім. В. Даля, 2024. – С. 85–86.

8. Ключев С.О. Інноваційні підходи до управління логістичними системами. Перспективи та ризики / С.О. Ключев, Б.В. Юров // Матеріали двадцятої науково-практичної міжнародної конференції «МІЖНАРОДНА ТРАНСПОРТНА ІНФРАСТРУКТУРА, ІНДУСТРІАЛЬНІ ЦЕНТРИ ТА КОРПОРАТИВНА ЛОГІСТИКА», Харків, 6-7 червня 2024 р. / Відповідальний за випуск А.В. Толстова – Х.: Видавництво УкрДУЗТу, 2024. – С. 129–131.

9. Ключев, С. О. Впровадження навігаційних систем при транспортуванні вантажів різними видами транспорту / С. О. Ключев, Б. В. Юров // Сучасні проблеми функціонування логістичних систем. Сталій розвиток транспортних систем: наука і практика : зб. тез доп. міжнар. наук.-практ. конф., 25–26 листоп. 2024 р. / Харків. нац. автомоб.-дор. ун-т. – Харків, 2024. – С. 109–112.

Кваліфікаційна робота магістра містить: вступ, три розділи, висновки і список використаних джерел. Загальний обсяг роботи 80 сторінок, з яких 75 основного тексту, робота містить 27 рисунка, 12 таблиць.

1. АНАЛІЗ ФУНКЦІОНАЛЬНИХ МОЖЛИВОСТЕЙ КІСУ ПОТОКОМ АВТОТРАНСПОРТУ

1. Фундаментальні принципи та концепції КІСУ потоком автотранспорту

У контексті сучасного розвитку України проблема транспортної інфраструктури набуває особливої гостроти. Стійке зростання автопарку в країні не супроводжується адекватним розвитком дорожньої мережі. Якщо в 1998 році показник у 100 автомобілів на тисячу мешканців був визнаний критичним, то сьогодні ми стикаємося із ще більшим навантаженням на міську інфраструктуру, де реальна кількість автомобілів значно перевищує вмістимість доріг.

Ситуація ускладнюється прогнозами щодо подальшого зростання кількості транспортних засобів до 200-300 на тисячу осіб, що призводить до виникнення транспортних заторів, зниження середньої швидкості руху в години пік до критичних 10-15 км/год, та, як наслідок, до збільшення аварійності та екологічної небезпеки.

Проте, з метою невідкладних заходів, уряд України ухвалив рішення про реалізацію комплексної програми покращення дорожньої безпеки до 2030 року. Однак акцент у програмі, насамперед, зроблено на питаннях безпеки, а не на оптимізації руху та мінімізації транспортних заторів.

З огляду на це, необхідно розширити політику у сфері транспорту, акцентуючи увагу на розвитку альтернативних способів пересування: розвиток громадського транспорту, створення умов для велосипедного та пішохідного руху, та впровадження КІСУ потоком автотранспорту. Ініціативи цієї направленості допоможуть не тільки зменшити навантаження на дорожню мережу, але й сприятимуть підвищенню якості життя міської спільноти через поліпшення екологічної ситуації та зниження рівня дорожньо-транспортних пригод.

Програма покращення дорожнього руху включає ряд ініціатив, які відображають потребу в глибокому переосмисленні та модернізації системи міського транспорту. Серед запропонованих заходів особливу увагу заслуговує інтеграція сучасних технологій, які відкривають нові перспективи для оптимізації міського руху.

Незважаючи на необхідність капіталовкладень для реалізації масштабних архітектурних проектів, актуальність організаційних змін, що не вимагають значних витрат, але здатні значно поліпшити ситуацію, зростає. В цьому контексті, стратегічним напрямком є впровадження інноваційних рішень: використання комп'ютерних технологій, автоматизації, систем диспетчерського контролю та відеоспостереження. Ці методи спрямовані на управління транспортними потоками в реальному часі, враховуючи динаміку міського життя.

Сучасний етап впровадження таких систем у містах України вже передбачає функціонування КІСУ потоком автотранспорту на основі оперативних диспетчерських центрів. Проте, надалі планується розширення функціоналу та можливостей цих систем. Зокрема, акцент буде зроблено на інтеграцію з різними транспортними службами, використання даних від сенсорів руху, аналітичних інструментів для прогнозування трафіку, та створення єдиної інформаційної мережі. Все це має на меті не тільки поліпшення умов руху, але й забезпечення безпеки, зниження екологічного навантаження, та підвищення якості життя міського населення.

КІСУ потоком автотранспорту представляє собою інтегровану мережу технологій та стратегій, спрямованих на оптимізацію транспортних потоків, підвищення безпеки дорожнього руху, зменшення часу учасників руху в дорозі, а також на поліпшення екологічного стану міських зон за рахунок зниження викидів шкідливих речовин від автотранспорту [1-3, 8].

Одним з ключових елементів КІСУ потоком автотранспорту є світлофорне регулювання. Сучасні світлофори здатні працювати у різних режимах: вони можуть функціонувати як самостійні установки,

синхронізуватися з іншими світлофорами для створення плавного транспортного потоку, а також інтегруватися в ширші КІСУ потоком автотранспорту. Таке інтегроване управління сприяє ефективній реакції на зміни в транспортному потоці, аварійні ситуації, ремонтні роботи та інші непередбачені обставини, що можуть виникнути на дорогах [1-3, 6-10].

Окрім того, сучасні тенденції в сфері КІСУ потоком автотранспорту включають впровадження систем автоматизованого моніторингу за допомогою відеокамер, інтелектуальних транспортних систем, які можуть надавати дорожню інформацію в реальному часі, а також використання даних від сенсорів і GPS-трекерів для аналізу та прогнозування транспортних потоків. Це дозволяє оперативно реагувати на проблемні ситуації та оптимізувати рух, забезпечуючи комфортні та безпечні умови для всіх учасників дорожнього руху.

Автономне світлофорне регулювання, яке часто застосовується на окремих перехрестях, функціонує незалежно і контролює дорожній рух за допомогою встановленого режиму, не синхронізуючись з іншими світлофорами. З іншого боку, координоване світлофорне регулювання є частиною більш складної стратегії, що націлена на забезпечення плавності транспортних потоків на декількох перехрестях шляхом синхронізації роботи світлофорів.

Основна ідея координованого регулювання полягає у створенні "зеленої хвилі", коли ряд світлофорів налаштовується таким чином, що автомобілі, які рухаються зі встановленою оптимальною швидкістю, бачать переважно зелені сигнали на кількох перехрестях. Це вимагає від світлофорів працювати в унісон із стабільною тривалістю кожного циклу світлофора, а також потребує постійного зрушення фаз між сусідніми перехрестями.

Метою інтеграції КІСУ потоком автотранспорту є мінімізація затримок транспорту, підвищення ефективності дорожнього руху та покращення безпеки, охоплюючи широку мережу перехрестів в певному районі чи на території всього міста. Система працює на основі ретельного аналізу транспортних

потоків, використовуючи дані в реальному часі, щоб оптимізувати параметри світлофорного регулювання. Схематичне зображення принципу роботи КІСУ потоком автотранспорту можна побачити на рисунку 1.1 [15-19].

Завдяки сучасним технологіям, КІСУ потоком автотранспорту забезпечує більш динамічне та адаптивне управління, що може автоматично налаштовуватися відповідно до поточних умов дорожнього руху, тим самим підвищуючи загальну продуктивність транспортної інфраструктури.

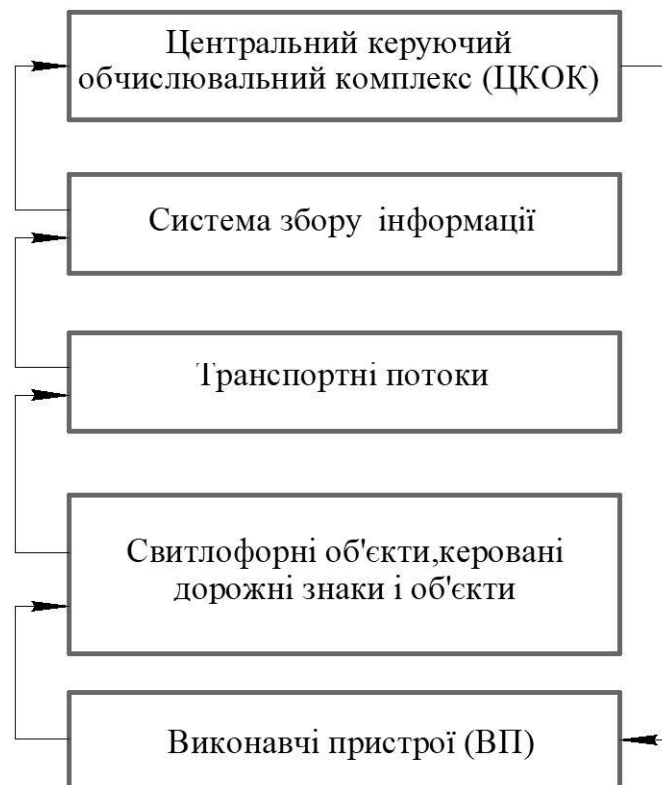


Рисунок 1.1 – Принцип роботи КІСУ потоком автотранспорту

Перехрестя оснащуються передовими системами збору даних, включно з датчиками транспортного потоку та відеокамерами. Ці системи, відомі як Системи Збору Інформації (СЗІ), стежать за критичними параметрами руху, зокрема інтенсивністю руху, швидкістю, затримками транспорту, а також довжиною черги транспортних засобів на світлофорах.

Зібрані даними в реальному часі передаються до Центрального Керуючого Обчислювального Комплексу (ЦКОК) через існуючі мережеві

з'єднання. У ЦКОК проводиться всебічний аналіз цих даних, після чого система визначає оптимальні сценарії світлофорного регулювання для кожного перехрестя. Основна мета полягає у мінімізації сумарних затримок на мережі перехресть, забезпечуючи таким чином плавність та ефективність руху.

Після аналізу даних та розрахунків, ЦКОК генерує специфічні керуючі сигнали або команди. Ці команди потім відправляються через комунікаційні канали до виконавчих пристроїв на кожному перехресті, як-от контролери світлофорів та сервомеханізми, які відповідають за зміну сигналів світлофорів.

Цей високотехнологічний підхід до управління дорожнім рухом не тільки покращує ефективність транспортних потоків, але й сприяє зменшенню аварійності, зниженню рівнів забруднення навколишнього середовища від транспорту, та загалом оптимізує використання дорожньої інфраструктури у міській мережі [1-3, 15-19].

Виконавчі пристрої (ВП) адаптують робочий режим світлофорів або модифікують візуальні сигнали/символи. Ці коригування впливають на характеристики транспортних потоків, дані про які фіксуються системами збору інформації (СЗІ) та надсилаються до центрального обчислювального комплексу управління (ЦКОК). Проте ефективність таких систем управління залишається недостатньою через брак точних методів прогнозування розподілу транспортних потоків, складність проектних рішень та множинність факторів, які впливають на інтенсивність руху [4].

У той же час, рішення, прийняті керівництвом, часто мають ізольований і реактивний характер, спрямовані більше на усунення наявних проблем у русі, ніж на антиципацію та запобігання майбутнім заторам. Така діяльність рідко синхронізується з роботою інших відділів, відповідальних за дорожній рух, що суттєво знижує оперативність та ефективність загальної системи управління. Це обмежує можливості повноцінного використання світлофорів як інструментів для оптимізації транспортних потоків.

Ось чому сьогодні особливу увагу приділяють питанням управління як транспортними, так і пішохідними потоками у міському середовищі,

враховуючи, що мережі вулиць у багатьох великих містах вже не можуть ефективно справлятися з постійно зростаючим автомобільним трафіком. Зростання інтенсивності дорожнього руху, вищі швидкості і збільшення кількості учасників дорожнього руху вимагають суттєвих змін у методах проектування та стратегіях управління. В цьому контексті координоване управління світлофорами стає ключовим елементом для оптимізації як окремих вузлів, так і всієї міської дорожньої мережі [1-3, 4-10].

1.2. Компонування та елементи КІСУ потоком автотранспорту

Автоматична система управління дорожнім рухом (АСУДР) представляє собою комплексну структуру, яка об'єднує в собі дві основні складові: систему засобів управління дорожнім рухом та технічний комплекс, призначений для управління дорожнім рухом.

Перша частина включає в себе різноманіття засобів, які регулюють транспортні потоки, забезпечують безпеку, інформують учасників дорожнього руху, та впливають на параметри транспортних потоків з метою оптимізації дорожнього руху.

Друга частина, технічний комплекс, включає обладнання та технології, які забезпечують функціонування всієї системи. Це може включати системи моніторингу та зв'язку, пристрої для збору даних, обчислювальні системи для обробки інформації та аналізу даних, а також пристрої безпосереднього управління рухом, наприклад, світлофори та регульовані знаки.

Загальна структура КІСУ потоком автотранспорту, яка ілюструє взаємозв'язок між цими двома компонентами та демонструє, як вони взаємодіють для координації та управління дорожнім рухом, може бути представлена в графічній формі (як це показано на рисунку 1.2) [8]. Ця структура підкреслює, як інтеграція різних елементів і систем впливає на ефективність управління транспортними потоками.

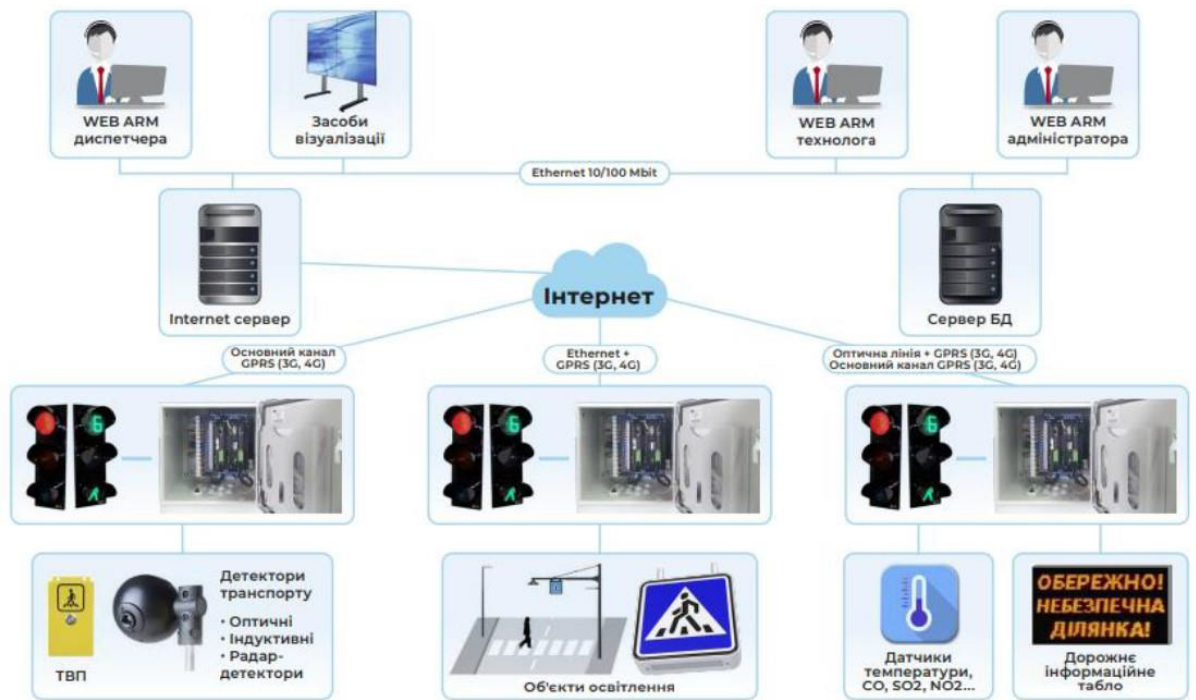


Рисунок 1.2 – Структура КІСУ потоком автотранспорту

Агрегатна система засобів управління дорожнім рухом призначена для побудови АСУДР різної складності в залежності від міських дорожньотранспортних умов. Об'єктом управління в КІСУ потоком автотранспорту є транспортні потоки на дорожній мережі міста. Основні завдання, які вирішуються КІСУ потоком автотранспорту – мінімізація часу проїзду транспорту по ВДМ і підвищення безпеки руху. КІСУ потоком автотранспорту складається з математичного (МЗ) і програмного забезпечення (ПЗ).

КІСУ потоком автотранспорту включає [1-3, 5-8]:

- 1) типові функціональні блоки, що реалізують закінчені функції по отриманню, прийому (передачі) інформації або виробленні керуючих впливів в КІСУ потоком автотранспорту;
- 2) конструкції - блок-каркаси, контейнери, виконані на базі серійного випуску, уніфікованих типових конструкцій;
- 3) пристрої компоновані з функціональних блоків на основі уніфікованих систем сполучень, що розміщуються в шафах або контейнерах;

4) керуючі обчислювальні комплекси (КОК), компоновані з виробів агрегатної системи засобів обчислювальної техніки АСВТ-М, що серійно випускаються промисловістю. Типові конструкції, функціональні блоки і пристрої АСУДР поділяються на два основні класи - периферійні і центральні.

МЗ і ПЗ КІСУ потоком автотранспорту представляють собою комплекс технологічних алгоритмів та програм, побудованих за модульним принципом які реалізують окремі функції по переробці інформації, що надходить і приймають рішення з управління дорожнім рухом.

МЗ КІСУ потоком автотранспорту включає алгоритми роботи, відповідні нормальним і особливим умовам дорожнього руху (затори, управління маршрутами "зелена вулиця", пріоритетний пропуск спеціальних ТЗ і т.д.).

ПЗ КІСУ потоком автотранспорту забезпечує реалізацію зазначених алгоритмів і можливість їх прив'язки до конкретного об'єкта управління.

Дорожні контролери (ДК) призначені для перемикання світлофорних сигналів.

Пристрої обміну інформацією призначені для прийому і передачі інформації – команд телеуправління (ТУ), телесигналізації (ТС) і телевимірювання (ТВ) - між пристроями керування і периферійними пристроями по лінії зв'язку, а також для узгодження роботи пристроїв АСУДР з лінією зв'язку [7].

Пристрої обміну інформацією поділяються на два компонента: периферійний і центральний.

Апаратура пріоритетного пропуску (АПП) призначена для організації пріоритетного (для громадського транспорту) і безперервного (для спеціальних ТЗ) проїзду регульованих перехресть.

АПП складається зі стаціонарного і пересувного комплектів пристроїв. Стаціонарна включає в себе сам пристрій, що встановлюється поблизу контрольованої зони і приймально-передавальних антен у вигляді індуктивних рамок, вмонтованих під полотном дорожнього покриття; пересувний – сам пристрій, що встановлюється в кабіні і приймально-передавальну антену,

встановлену під кузовом ТЗ. У пристрої пересувного комплексу передбачений кодер для набору коду одного з маршрутів руху громадського транспорту.

Передача інформації, закладеної в пересувний комплекс, при в'їзді пріоритетним ТЗ в зону дії антени стаціонарного комплексу відбувається автоматично по індукційному каналу. Стаціонарний комплекс забезпечує прийом інформації, що надходить від пересувного комплексу і її ретрансляцію. Управління світлофорною сигналізацією на ділянках здійснюється при надходженні заявки від пріоритетного ТЗ [8, 9].

Пристрої керуючого пункту (ЕОМП) призначені для організації координованого і (або) диспетчерського управління світлофорною сигналізацією на перехрестях вуличної мережі.

Контрольно-діагностична апаратура (КДА) призначена для перевірки і визначення несправностей пристроїв безпосередньо на об'єкті.

Керуючий комплекс виконує наступні функції [1-3, 8]:

- прийом і обробку інформації, що надходить від периферійного обладнання;
- вибір плану координації та вироблення керуючих команд для периферійного обладнання;
- накопичення, зберігання і обробку статистичної інформації про параметри транспортних потоків;
- модифікацію обраного плану координації відповідно до реальних параметрів транспортних потоків;
- передачу керуючих команд периферійного обладнання;
- обслуговування інформаційних і керуючих запитів оператора;
- формування і висновки технологічної інформації про функціонування системи;
- програмний контроль функціонування периферійного обладнання і т.д.

1.3. Процес роботи КІСУ потоком автотранспорту

У більшості великих міст України, що активно розвиваються, застосовуються сучасні системи автоматичного управління дорожнім рухом, засновані на програмах, розроблених ще у 70-х роках. Проте, ефективність цих систем напряму залежить від актуальності даних про динаміку транспортних потоків, які зазнають постійних змін.

КІСУ потоком автотранспорту, що функціонує в місті Київ, була розроблена як інтегрована міська система, яка охоплює усю дорожню мережу міста. Вона включає численні контрольно-управлінські пункти, які оснащені необхідними технічними пристроями.

Функціонування КІСУ потоком автотранспорту базується на таких ключових елементах:

- розгалужена мережа технічних пристроїв, які відповідають за моніторинг і регулювання транспортних потоків;
- сучасне програмне забезпечення, що дозволяє аналізувати отримані дані та адаптувати режими роботи системи відповідно до актуальної дорожньої ситуації;
- ефективна організаційна структура, яка забезпечує координацію роботи всієї системи, оперативну реакцію на зміни умов руху, та взаємодію з іншими службами міста.

Налагодження взаємодії між цими компонентами є вирішальним для підвищення ефективності управління дорожнім рухом, зменшення заторів та підвищення безпеки на дорогах.

Сучасна КІСУ потоком автотранспорту включає в себе різноманітні технічні компоненти, які забезпечують високий рівень контролю та управління на дорогах. Зокрема, до цих компонентів належать:

1. Детектори транспорту: Використовуються для моніторингу та аналізу транспортних потоків, допомагаючи збирати дані про кількість транспортних засобів, їх швидкість, тип та інші характеристики.

2. Пристрої передачі інформації: Вони забезпечують двосторонній обмін даними між керуючим обчислювальним комплексом та місцевими виконавчими пристроями, забезпечуючи оперативність управління.

3. Місцеві виконавчі пристрої: До них відносяться дорожні контролери, які управляють світлофорною сигналізацією, дорожніми знаками, та покажчиками. Вони можуть працювати як автономно, так і за програмою, встановленою з центрального пункту управління.

4. Засоби диспетчерського контролю та управління: Ці системи забезпечують централізоване управління та контроль, дозволяючи операторам швидко реагувати на зміни в умовах дорожнього руху.

5. Контрольно-перевірочне обладнання: Використовується для забезпечення роботоздатності, налаштування та програмування усієї периферійної апаратури.

У світлофорних об'єктах часто встановлюють спеціалізовані контролери. Деякі з них працюють за фіксованими програмами, не маючи можливості зміни налаштувань у реальному часі. Інші є більш гнучкими, виконуючи команди з центрального керуючого пункту, отримані через прямі комунікаційні канали.

Важливо відзначити, що компоненти КІСУ потоком автотранспорту, вироблені компанією ЗАТ «Автоматика-Д» в Києві, становлять основу для багатьох систем управління дорожнім рухом в Україні. Це забезпечує взаємосумісність різних систем та спрощує процеси модернізації та обслуговування.

Нарешті, зазначимо, що сучасні КІСУ потоком автотранспорту класифікують за поколіннями, від першого до четвертого, де кожне наступне покоління відзначається збільшенням функціональних можливостей, підвищенням рівня інтеграції, автоматизації та інтелектуалізації систем управління.

КІСУ потоком автотранспорту третього рівня, яка активно впроваджується в містах України, представляє собою передову систему

управління дорожнім рухом, яка забезпечує високий рівень автоматизації та ефективності. Ось ключові аспекти цієї системи:

1. Центральний керуючий пункт з мережею ЕОМ: Центр системи, який координує всі процеси. Цей пункт оснащений потужними електронними обчислювальними машинами (ЕОМ), які обробляють вхідні дані про стан дорожнього руху, виконують аналіз та розробляють оптимальні стратегії управління.

2. Виділені телефонні канали зв'язку: Забезпечують надійний двосторонній обмін інформацією між центральним керуючим пунктом та дорожніми контролерами. Радіозв'язок також може використовуватися для миттєвої передачі даних та команд.

3. Необмежена кількість дорожніх контролерів: Система може інтегрувати багато контролерів, включаючи ті, що знаходяться в зоні дії зонального центру. Це підвищує гнучкість і масштабованість системи, дозволяючи ефективно управляти рухом на різних ділянках доріг.

4. Прогнозування та автоматизоване управління: Система базується на прогнозах динаміки транспортних потоків, використовуючи архівні дані та поточну інформацію для автоматизованого прийняття рішень.

5. Управління в реальному часі: Хоча повністю автоматизоване управління в реальному часі є характеристикою систем четвертого покоління, АСУДР третього рівня також здатна забезпечити високий рівень адаптивності та відгуку на змінні умови.

Рисунок 1.3 ілюструє структурну схему КІСУ потоком автотранспорту, включаючи основні компоненти та їх взаємозв'язки. Ця схема дає зрозуміти, яким чином інтегровані технології працюють разом для оптимізації дорожнього руху та підтримки безпеки та ефективності транспортної інфраструктури міста.



Рисунок 1.3 – Узагальнена структурна схема КІСУ потоком автотранспорту третього рівня

Описана інфраструктура для управління дорожнім рухом є сучасною та ефективною, особливо з огляду на використання різних типів детекторів транспорту (ДТ), зокрема інфрачервоних (ДТ-ІК). Ці системи мають кілька переваг:

1. **Монтаж:** Інфрачервоні детектори транспорту не вимагають великих будівельних робіт для установки, що знижує вартість і зберігає цілісність дорожнього покриття. Це також зменшує час, необхідний для монтажу, та мінімізує перешкоди для транспортного руху під час встановлення.

2. **Вертикальне розміщення:** Ці детектори можуть бути розміщені над дорогою, уникнувши прямого контакту з транспортними засобами. Вони можуть бути встановлені на різноманітних конструкціях, таких як мости, дорожні знаки, або спеціальні опори.

3. **Збір даних у реальному часі:** ДТ-ІК збирають цінну інформацію про дорожній рух, включаючи інтенсивність руху, швидкість, типи транспортних засобів, і так далі. Ці дані використовуються для аналізу та оптимізації

дорожнього руху, а також для виявлення аварійних ситуацій або незвичайних умов руху.

4. Інтеграція з системою управління: Інформація, зібрана детекторами, передається до центральної КІСУ потоком автотранспорту, де вона обробляється та використовується для прийняття рішень. Це може включати зміни у світлофорній сигналізації, оповіщення для патрульної поліції про аварії, або активацію знаків та сигналів для інформування водіїв.

5. Адаптивність та гнучкість: Системи з інфрачервоними детекторами можуть бути налаштовані для роботи в різних умовах, забезпечуючи точність даних незалежно від погодних умов або освітлення.

Використання таких сучасних технологій дозволяє містам створювати більш безпечні та ефективні транспортні мережі, оптимізуючи ДР у реальному часі та покращуючи загальний досвід міського пересування.



Рисунок 1.4 – Приклад встановлення детектора на стовпі освітлення

Структура Центрального Управлінського Пункту (ЦУП) у системі АСУДР є критично важливою для ефективного управління та контролю дорожнього руху. Ось основні компоненти та функції, що можуть бути представлені в структурній схемі ЦУП:

- Сервери обробки даних: Ці ЕОМ забезпечують обробку великої кількості даних, які надходять від дорожніх контролерів, детекторів транспорту, та інших джерел. Вони виконують аналіз та синтез даних для прийняття оперативних рішень.

- Єдина локальна мережа: Всі ЕОМ у ЦУП з'єднані через локальну мережу, яка дозволяє швидкий обмін даними і координацію дій.

- Робочі станції операторів: Оператори досліджують ситуацію на дорогах у реальному часі, аналізують інформацію від детекторів та дорожніх контролерів, і вживають необхідних заходів для регулювання дорожнього руху.

- Сервери зберігання даних: Ці системи забезпечують зберігання архівних даних про транспортні потоки, які можуть використовуватися для аналітики, планування, та прогнозування.

- Системи зв'язку та передачі даних: Включають обладнання для комунікації із зовнішніми пристроями та системами, наприклад, з радіозв'язком, модемами, маршрутизаторами тощо.

- Системи безпеки та контролю: Вони забезпечують захист від несанкціонованого доступу, збоїв у роботі, та інших ризиків.

- Інтерфейси для зовнішніх інтеграцій: Дозволяють ЦУП з'єднуватися з іншими системами, наприклад, із службами надзвичайних ситуацій, міським транспортом, та іншими департаментами міської інфраструктури.

Структура ЦУП у системі КІСУ потоком автотранспорту є відкритою і модульною, що дозволяє легко додавати нові функції та вдосконалювати існуючі для ефективного реагування на зміни умов транспортних потоків або вимог до управління дорожнім рухом.

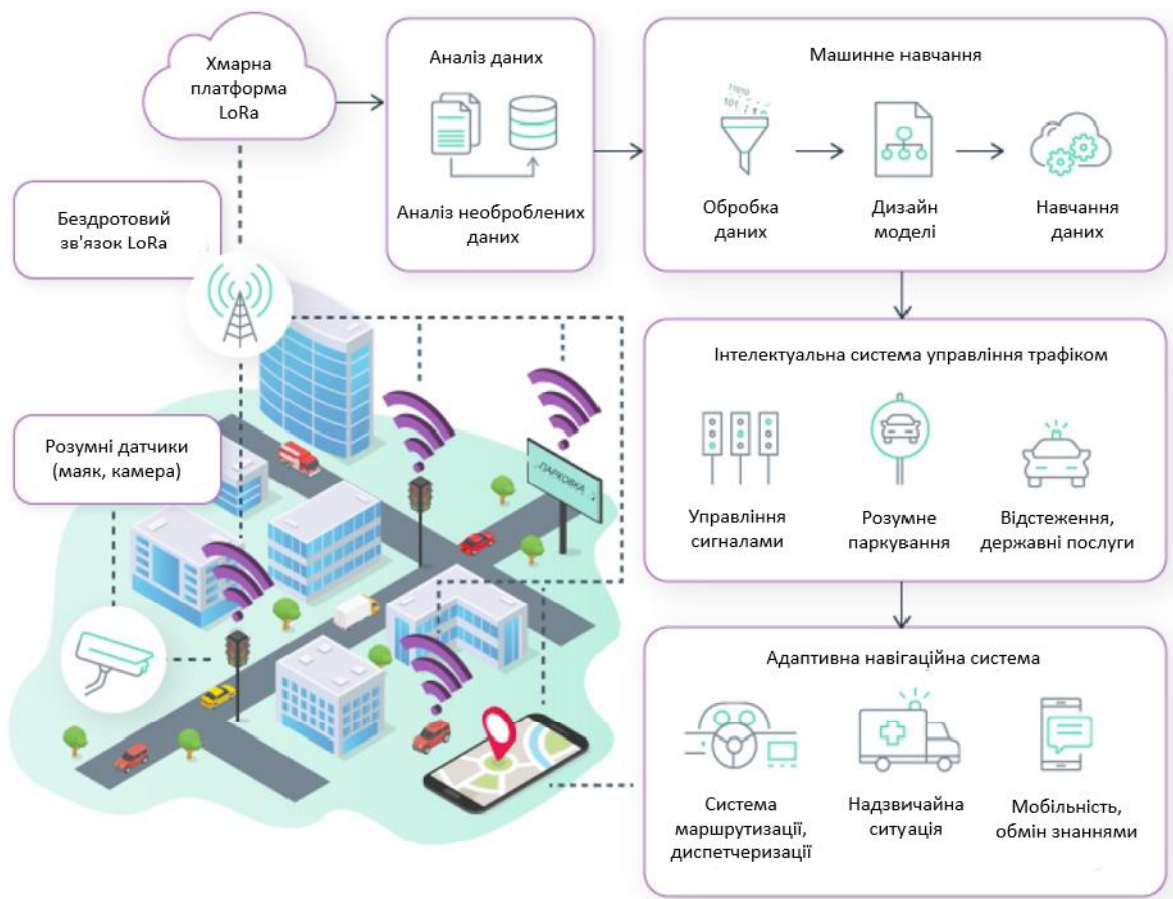


Рисунок 1.5 – Схематичне зображення структури Центрального управлінського пункту КІСУ потоком автотранспорту

Об'єднання перехресть через контролери районних центрів (КРЦ) в системі АСУДР дійсно пропонує ряд переваг щодо ефективності управління дорожнім рухом. Ось декілька ключових аспектів цього підходу:

1. Локалізоване управління. КРЦ дозволяє проводити моніторинг і управління транспортними потоками на рівні окремих районів. Це сприяє більш точному розумінню місцевих умов та проблем, що виникають на перехрестях. Оперативні реакції на зміни в дорожніх умовах можуть бути виконані швидше, з огляду на скорочення часу на передачу інформації та команд.

2. Координація дій. Забезпечується можливість координації дій між суміжними перехрестями. Наприклад, в разі створення "зеленої вулиці", коли синхронізація світлофорів забезпечує максимально плавний рух через декілька перехресть. Уможливорює ефективну адаптацію до змін у дорожньому русі або

погодних умовах, координуючи налаштування світлофорів для зниження заторів та покращення пропускнуої здатності доріг.

3. Оптимізація ресурсів та ефективність. Централізований збір даних в районних центрах дозволяє оптимізувати обробку даних, зменшуючи навантаження на центральні сервери і забезпечуючи більш ефективне розподілення ресурсів. Спрощує процеси налагодження та обслуговування, оскільки спеціалісти можуть зосередити свою увагу на конкретних регіонах, що сприяє швидкому усуненню проблем.

4. Гнучкість та масштабованість. Система може бути легко масштабована з додаванням нових перехресть або регіонів без необхідності повного перерозподілу структури управління. Гнучкість у відповіді на непередбачені події, такі як аварії, ремонтні роботи, надзвичайні ситуації, завдяки децентралізованому прийняттю рішень.

Комплексна структура, що включає КРЦ, АРМ чергового, АРМ інженера, сервери та інші компоненти, забезпечує не тільки ефективність управління трафіком на різних рівнях, але й здатність до адаптації і масштабування відповідно до еволюції транспортної інфраструктури міста.

Програмне забезпечення (ПО) КІСУ потоком автотранспорту відіграє ключову роль у впровадженні ефективних алгоритмів управління дорожнім рухом. Оптимізація трафіку, особливо через алгоритми, такі як Жовте Миготіння (ЖМ) і Жорсткий Цикл (ЖЦ), допомагає підтримувати плавність та безпеку руху. Ось як ці алгоритми функціонують і коли їх застосовують:

1. Алгоритм жовтого миготіння (ЖМ). Цей алгоритм активує миготливий жовтий сигнал на світлофорах, що, як правило, попереджає водіїв про необхідність збільшити увагу та готовність зупинитися. ЖМ часто використовується в нічний час або при низькій інтенсивності трафіку, коли потреба у стандартних сигналах світлофора знижується. Він також активується при виявленні аварії у системі, наприклад, коли зв'язок з центральним управлінням втрачено, працюючи як автономний режим безпеки.

2. Алгоритм управління за жорстким циклом (ЖЦ). ЖЦ - це більш традиційний метод управління світлофорами, де кожен цикл (червоний, жовтий, зелений) триває фіксований час, який не змінюється відповідно до умов руху.

Цей режим може бути корисним в нічний час або в інші періоди низької активності, коли дорожній рух є дуже передбачуваним, і потрібен порядок для запобігання хаосу на дорозі.

Реалізація алгоритму ЖМ потребує детального аналізу даних про трафік, включаючи геометричні параметри перехрестя, характеристики транспортних потоків і актуальні схеми руху. Це дозволяє системі АСУДР адаптувати миготіння світлофорів таким чином, щоб максимально забезпечити безпеку та ефективність руху.

У свою чергу, алгоритм ЖЦ зазвичай менш гнучкий, але пропонує стабільність і передбачуваність, що важливо для водіїв, особливо в умовах низької видимості або низької інтенсивності дорожнього руху. Обидва цих алгоритми важливі для загальної стратегії управління дорожнім рухом і можуть бути ефективно використані в залежності від специфічних умов та ситуацій на дорогах.

КІСУ потоком автотранспорту представляє собою складну інтегровану структуру, яка включає в себе різні технічні, організаційні, і програмні компоненти. Ефективність такої системи вимірюється не лише її здатністю оптимізувати трафік у реальному часі, але й соціальними та економічними перевагами, які вона пропонує для громади. Ось деякі ключові аспекти ефективності КІСУ потоком автотранспорту:

1. Спеціалізовані алгоритми управління. Зелена вулиця - цей алгоритм створений для мінімізації зупинок транспорту, забезпечуючи неперервний рух через кілька перехресть, що оптимізує час подорожі й зменшує викиди шкідливих речовин.

2. Обробка запитів на управління перехрестями. Алгоритми, які реагують на динамічні умови трафіку, забезпечуючи гнучкість в управлінні

рухом, наприклад, при надзвичайних ситуаціях або підвищеній транспортній активності.

3. Організаційна структура. Ефективність системи також залежить від людського фактору, зокрема від штату фахівців, які забезпечують безвідмовне функціонування обладнання, аналіз та коригування програм, відповідальність за реагування на непередбачені обставини тощо.

4. Соціальна та економічна ефективність. Соціальні переваги включають підвищення безпеки дорожнього руху, зменшення часу в дорозі, та підвищення комфорту пасажирів і водіїв.

Економічні переваги виявляються у зменшенні витрат на паливо, зниженні викидів (що може мати позитивний вплив на екологію та здоров'я), а також оптимізації загальних транспортних витрат громади.

Таким чином, ефективність КІСУ потоком автотранспорту має багато аспектів і вимагає комплексного підходу до управління ресурсами, програмування, і людського капіталу. Крім того, інновації в технологіях та аналітиці даних продовжують відкривати нові можливості для оптимізації та адаптації таких систем управління дорожнім рухом.

1.4 Принципи управління транспортними потоками в автоматизованих системах управління

Архітектури управління та контролю трафіку

Метою цієї функціональної області є інтеграція систем та інструментів, необхідних для забезпечення ефективного керування та контролю трафіку.

Управління дорожнім рухом є складною функціональною областю, що охоплює ряд механізмів від регулювання та інфраструктури до тактичного контролю.

На рис.1.6 показано, загальну архітектуру управління трафіком за КІСУ потоком автотранспорту [1].

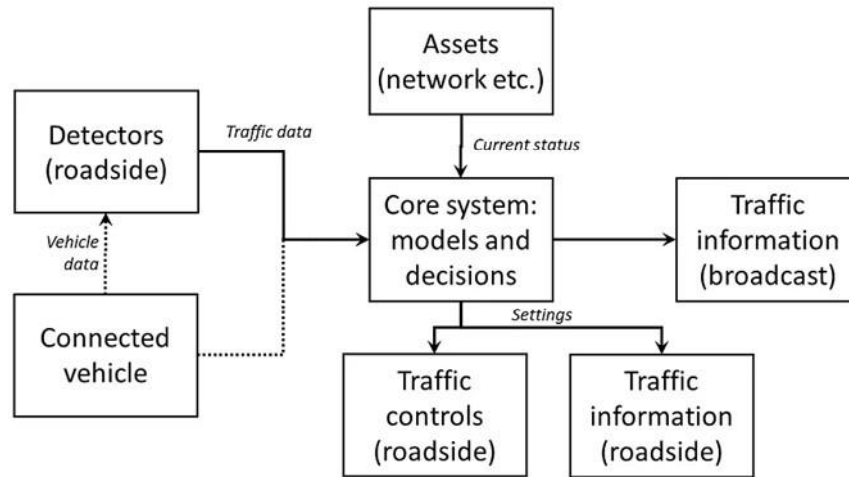


Рисунок 1.6 – Архітектура систем високого рівня управління трафіком [1]

Таким чином, інструменти КІСУ потоком автотранспорту у цій прикладній галузі повинні:

- узгоджувати та підтримувати політичний вибір та рішення
- враховувати фіксовані характеристики конструкції дорожньої мережі та пов'язаності
- враховувати фіксовані втручання, такі як жорсткі показники та дорожня розмітка.

Робота зі світлофорами

Призначення цієї функціональної області – керувати налаштуваннями сигналів світлофора, щоб підтримувати транспортний потік для учасників дорожнього руху.

Сигнали світлофора є основним заходом контролю. Вони налаштовані працювати на перехресті, пішохідному переході, щоб або пропускати, або зупиняти рух транспорту за певним маршрутом.

Системне середовище для роботи світлофорів включає самі світлофори, контролери сигналів: один контролер зазвичай відповідає лише за сигнали навколо певної точки мережі (наприклад, перехрестя), але іноді його також можна налаштувати для керування іншими сусідніми сигналами.

На рис. 1.7. Зображено систему керування сигналами світлофору [1].

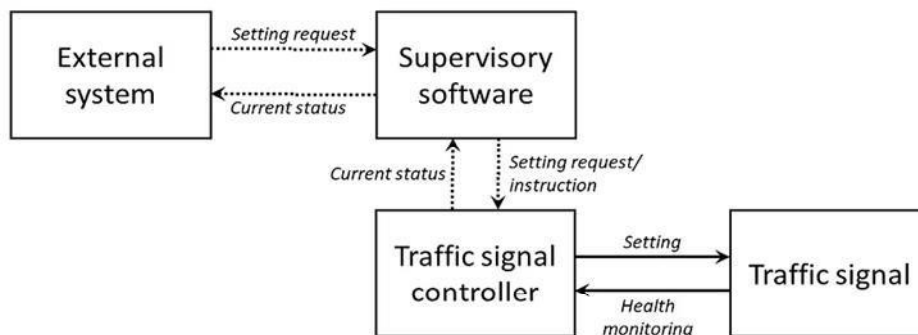


Рисунок 1.7 – Система керування сигналами світлофора [1]

Системний підхід, використовуваний програмним забезпеченням для диспетчерського управління, дуже різноманітний. Деякі рішення досить локалізовані і навіть можуть бути вбудовані в контролер сигналів; наприклад, продукти, що базуються на алгоритмах MOVA (мікропроцесорна активація автомобіля), використовують дані від локальних детекторів для налаштування параметрів сигналу в режимі реального часу. Інші працюють на вищому рівні та можуть бути ієрархічними; наприклад, рішення, засновані на архітектурі UTMC, можуть мати стратегічні інструменти.

Моделювання трафіку

Метою цієї функціональної області є оцінка розвитку поведінки трафіку з урахуванням доступних поточних даних.

Моделювання - це широка дисципліна, і існує безліч підходів, доступних для конкретних обставин:

На найвищому рівні існують такі методи як гравітаційна модель, яка прагне зрозуміти довгостроковий розвиток попиту на перевезення між населеними пунктами на основі основних демографічних факторів чисельності населення та фізичної відстані.

У середині є такі методи, як моделі призначення, в яких попит на поїздки з пункту відправлення до пункту призначення відображається на графі мережі вузлів і каналів; варіанти можуть включати чи виключати вибір режиму, час доби, транспортні витрати тощо.

Більше деталізованими є інструменти мікро моделювання, в яких окремим учасникам дорожнього руху задається поведінка, і спостерігається результуючий вплив на мережу, особливо для точок мережі, де неодноразово виникають затори, але іноді також і для інших проблем, таких як ймовірність аварії.

Існують докладні моделі індивідуальної поведінки при водінні, засновані на таких людських факторах, як втома, уважність, стрес, знання маршруту тощо.

Вони можуть поєднуватися з локальними моделями проектування перехресть.

Моделювання трафіку в більшості випадків здійснюється в автономному режимі: дані збираються, відповідна модель запускається (один або кілька разів), результати моделі документуються, і готується звіт, що фіксує результати процесу і тим самим допомагає у прийнятті рішень.

Це стосується моделювання мережевих інвестицій та розвитку.

Виняток становлять моделі, що інтегруються в оперативний контроль. Наприклад, в якійсь точці мережі відбувається аварія, і орган керування дорожнім рухом повинен знати, як налаштувати свої служби керування трафіком та інформаційні послуги, щоб звести до мінімуму наслідки.

Якщо оперативна інформація подається в модель оптимальне рішення може бути швидко досягнуто. Це може бути додатково автоматизовано з автоматичним поверненням оптимального рішення для налаштування параметрів сигналу і т. д. Цей підхід, однак, надзвичайно складний і технічно складний, і в даний час він не набув широкого поширення.

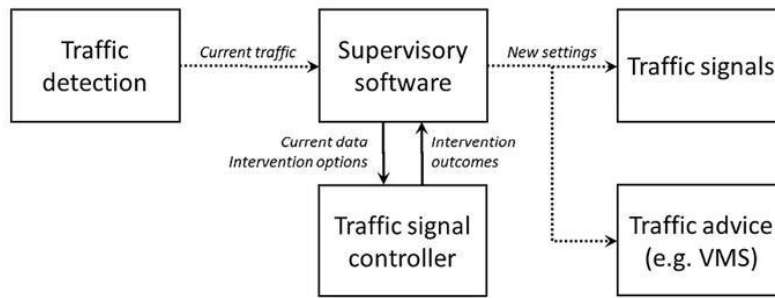


Рисунок 1.8 – Системи оперативного вибору моделі керування [1]

На рисунку представлений процес вибору моделі керування, як результат реакції системи на події.

Спеціальне керування маршрутами користувачів

Метою цієї функціональної області є підтримка використання маршрутів для певних груп учасників дорожнього руху відповідно до цілей дорожньої політики. Приклад системи на рис. 1.9.

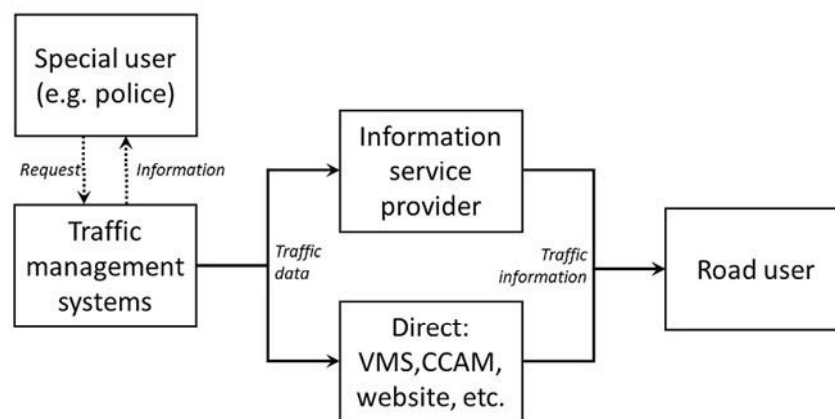


Рисунок 1.9 – Система управління для спеціального транспорту [1]

Типові варіанти використання цієї функції включають:

- Автобусні маршрути за розкладом;

- Рекомендовані вантажні маршрути;
- Переважні маршрути обходу;
- Пріоритетні велосипедні маршрути;
- Зелені хвили на пріоритетних дорогах, наприклад, радіальні маршрути в годину пік;
- Маршрути аварійно-рятувальних служб та маршрутизація.

Система світлофорів

Світлофори є одним із найважливіших елементів системи дорожнього руху. Час очікування, коли світлофор стане зеленим, може становити значну частину часу в дорозі. Ефективна робота світлофорів може призвести до загальної ефективності руху.

Поширені проблеми включають необхідність чекати своєї черги на переїзд, коли з іншого боку не їде інший транспортний засіб, однаковий час очікування для руху на дорогах з високою і малою щільністю руху, фіксований час роботи світлофора протягом дня, непристосованість до змін тенденції дорожнього руху, необхідність чекати занадто багато змін світлофора під час подорожі дорогою з високою інтенсивністю руху тощо. Очевидно, що розумні світлофори, які працюють у інтелектуальній транспортній системі, здатні подолати ці проблеми.

Запропонована система світлофорів враховує як кількість транспортних засобів, так і час роботи. Передбачається, що кількість транспортних засобів, які очікують перетину на кожному переході, відома заздалегідь. У випадку підключених до мережі напів-автономних транспортних засобів це завдання є тривіальним, оскільки місцезнаходження транспортних засобів достатньо добре відоме глобальній системі позиціонування (GPS) або локальному алгоритму картографування. На рис. 1.10 показано статистичне доведення переваги застосування розумних світлофорів.

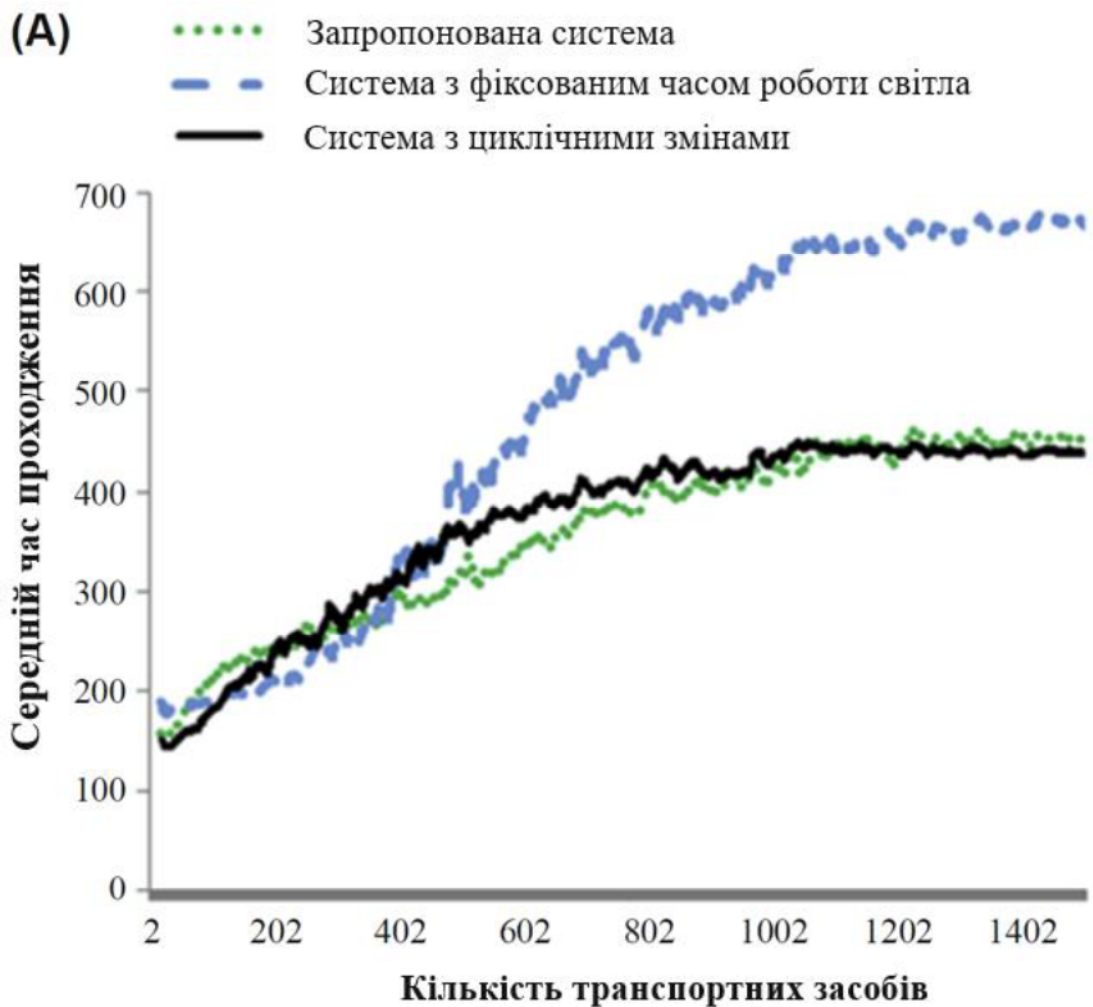


Рисунок 1.10 – Графік переваги системи керування світлофором

Загальною тенденцією для всіх кривих було збільшення середнього часу проходження зі збільшенням кількості транспортних засобів, поки цей час не став постійним. Підвищення відбулося через збільшення інтенсивності руху. При досягненні перевантаженої інтенсивності руху будь-яке подальше збільшення кількості транспортних засобів не вплинуло. Крива з фіксованим часом роботи світлофора виявилася набагато неефективнішою порівняно з двома іншими підходами, які показали майже таку саму тенденцію. Тим не менш, для середньої щільності трафіку запропонована система справді перевищує систему з циклічними змінами перетину з точки зору середнього часу проходження.

Планування маршруту

Маршрутизація відіграє важливу роль у розподілі трафіку по мережі доріг, дозволяючи кожному транспортному засобу дістатися місця призначення за найкоротший час у взаємодії з іншими транспортними засобами. Насправді часто багато транспортних засобів їдуть популярною дорогою, що забезпечує швидкий доступ до певного пункту призначення. Однак це призводить до збільшення заторів і зниження швидкості руху для всіх, що призводить до зниження продуктивності. Неврахування інших транспортних засобів під час планування власного маршруту може призвести до поганих результатів. Рішення полягає в розумному розподілі трафіку на дорогах, використовуючи всю транспортну інфраструктуру для колективних подорожей. Альтернативна довша дорога може бути використана, якщо вона має меншу інтенсивність руху порівняно з основною дорогою. Однак, якщо альтернативна дорога занадто довга, вибір може бути не вигідним.

У цьому підході для планування маршруту кожного транспортного засобу використовується алгоритм Uniform Cost Search. Метою алгоритму Uniform Cost Search є мінімізація часу подорожі всіх транспортних засобів. На будь-яку дорогу, обрану для руху, додається штраф, пропорційний інтенсивності руху на дорозі. Центральна інформаційна система знає поточну щільність руху на дорогах, але не знає очікувану щільність руху в очікуваний час прибуття транспортного засобу на дороги. Таким чином, щільність руху прогнозується з використанням історичної інформації про транспортний потік. Для доріг поблизу поточного місця розташування транспортного засобу поточна щільність є більш актуальною, оскільки вона не зміниться суттєво, доки транспортний засіб не прибуде на цю дорогу. Однак для доріг, розташованих далеко від поточного положення транспортного засобу, передбачення на основі історичних даних є більш важливим, оскільки поточний сценарій руху може різко змінитися.

Маршрут, розрахований алгоритмом Uniform Cost Search, базується на поточному та прогнозованому трафіку, який змінюється з часом. Транспортні

засоби можуть додати бажаний маршрут, транспортні засоби можуть звільнитися з бажаного маршруту, а нерегулярні тенденції можуть сильно відрізняти фактичний трафік від прогнозованого. Маршрут потрібно постійно адаптувати до цих мінливих тенденцій. Постійна адаптація всіх транспортних засобів до сценарію дорожнього руху дозволяє транспортним засобам спільно складати ефективний план подорожі. Ця адаптація здійснюється шляхом перепланування маршруту. Коли транспортний засіб опиняється на дорозі, вважається, що він не поверне назад, навіть якщо поворот назад веде до кращого маршруту. Отже, максимальна адаптація відповідає переплануванню при досягненні кожного перетину. Потім перепланований маршрут відображає будь-які змінені тенденції руху.

$$\rho(Ra, t) = \begin{cases} \rho_{current}(Ra), & t \leq \beta \\ \rho_{historic}(Ra, t), & t > \beta \end{cases} \quad (1.1)$$

де $\rho_{current}(Ra)$ – поточна щільність трафіку;

а $\rho_{historic}(Ra, t)$ – прогнозована щільність руху;

β – час, до якого поточна щільність руху є надійною.

Загальна сума - вартість, обчислена для вузла c_1 при розширенні з вузла c_2 , з'єднаного дорогою Ra , отже транспортний засіб V_i може бути задано рівняннями:

$$\begin{aligned} t(c_1) &= t(c_2) + \frac{|Ra|}{s_i} \\ f(c_1) &= f(c_2) + a\rho(Ra, t(c_1)) \end{aligned} \quad (1.2)$$

На рис. 1.11 показана динаміка системи в залежності від показника α .

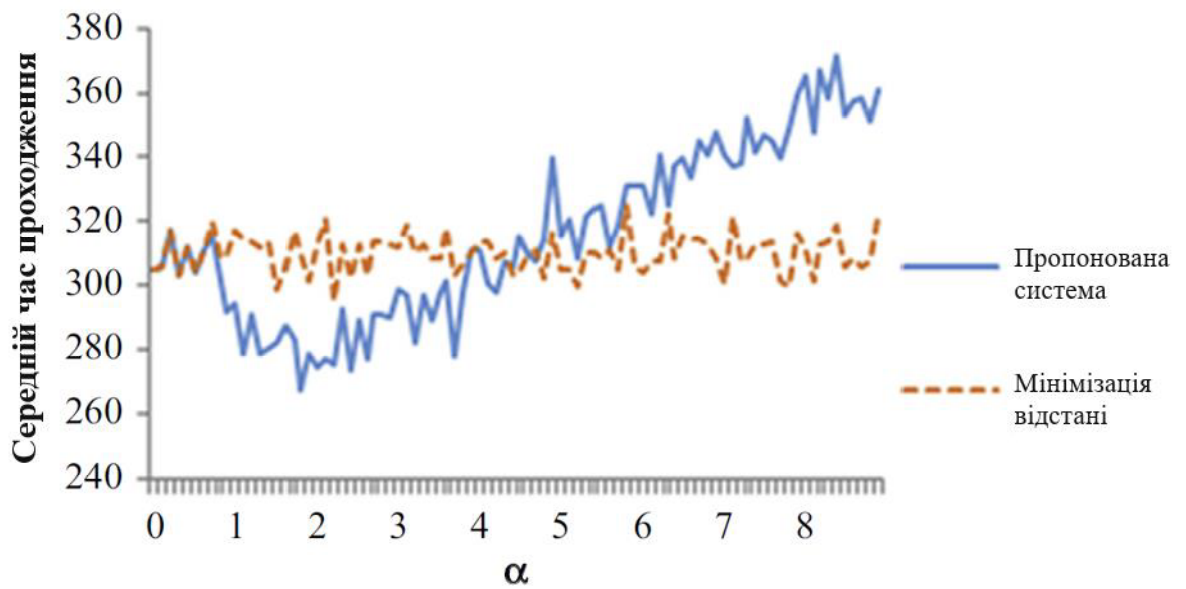


Рисунок 1.11 – Результат застосування системи маршрутизації з змінною α

де α – постійна штрафу, $t(c_i)$ – час прибуття до c_i , Ra – довжина дороги.

2. ДОСЛІДЖЕННЯ РЕГУЛЬОВАНОГО ДОРОЖНЬОГО РУХУ

2.1 Система управління транспортними потоками

Проаналізувавши наявні розробки систем контролю методи та алгоритми оптимізації дорожнього руху, можемо виділити те, що до проблеми керування дорожнім рухом потрібно підходити комплексно, та враховувати усі технічні можливості та їх недоліки.

Зважаючи на сучасний розвиток дорожньої інфраструктури, а також проаналізувавши основні аспекти управління дорожнім рухом, технічні можливості, було розроблено схему системи контролю дорожнім рухом, структурну схему якої наведено на рис. 2.1.



Рисунок 2.1 – Структура схеми контролю дорожнім рухом

Дана структура схеми контролю дорожнім рухом детально описує усі основні аспекти контролю дорожнім рухом. Як можна побачити з вище наведених блоків, для оптимізації транспортних потоків на автострадах важлива в першу чергу безпека на автостраді, що досягається завдяки управлінню трафіком.

Задача управління паркуванням є не менш важливою, але для досягнення оптимізації транспортних потоків на автострадах, даний блок враховуватись не буде.

Основну увагу для розробки системи оптимізації транспортних потоків, буде приділено саме контролю світлофора та оптимізації трафіку, адже дані блоки є взаємозв'язані між собою і оптимізація трафіку на пряму залежить від контролю світлофора. Існують інші фактори, які впливають на трафік транспортних потоків, такі як кількість транспорту в різний час, погодні умови, дорожньо-транспортні пригоди, але для створення системи оптимізації транспортних потоків дані фактори враховані не будуть.

Враховуючи вище наведену схему контролю дорожнім рухом, було розроблено структуру системи управління транспортними потоками схему якої наведено на рис. 2.2.

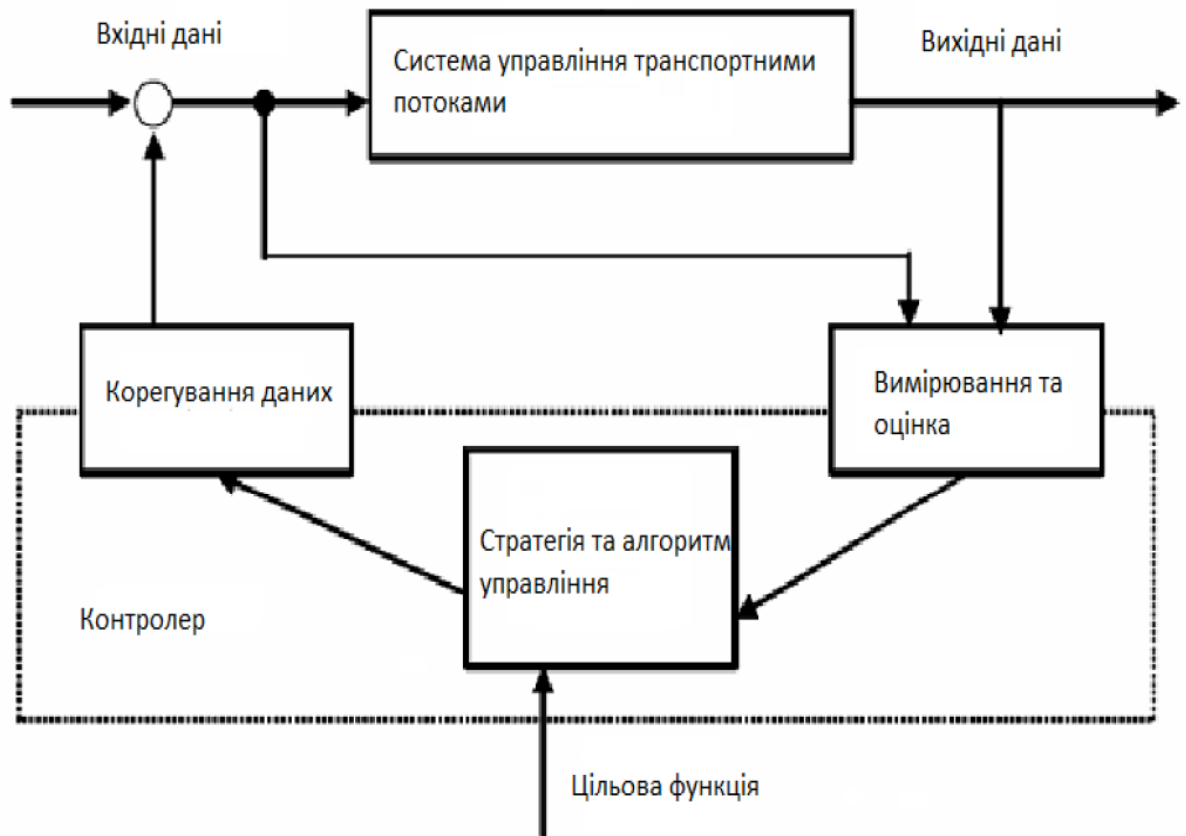


Рисунок 2.2 – Структура схеми системи управління транспортними потоками

Розглянемо більш детально схему системи управління транспортними потоками. Для вирішення задачі оптимізації управління транспортними

потоками ми визначаємо цільову функцію, а саме управління світлофором за допомогою контролера на основні вхідних даних.

Спираючись тільки на алгоритм та стратегію управління контролером ми можемо виділити один вагомий недолік, дорожній рух на одній і тій самій ділянці дороги буде відрізнятися в різні пори року, в різні погодні мови, в різний час дня, крім цього не можна викреслювати дорожньо-транспортні пригоди. Саме для вирішення даної проблеми пропонується перед встановлення системи керування провести аналіз транспортних потоків за допомогою комп'ютерного зору та порахувати кількість транспортних засобів у потрібний для нас час.

Алгоритм оптимізації транспортних потоків на автострадах

Для автоматизованого управління світлофорами на дорожній ділянці будуть використані дані ультразвукового давача відстані. Структуру системи автоматизованого управління світлофором на основі руху автотранспорту можна описати у три етапи етапи зображені на рис. 2.3.



Рисунок 2.3 – Основні етапи роботи автоматизованого управління світлофором

2.2 Принципи адаптивного керування

Адаптивне керування рухом – це концепція, коли за певним алгоритмом прогнозується поведінка транспортного потоку та приймаються відповідні керуючі впливи на основі інформації, що надходить з детекторів, розташованих у різних точках мережі [2].

За адаптивного керування відповідно до поточних умов руху транспортних потоків коригуються параметри світлофорного циклу. При цьому використання адаптивних систем керування дає змогу [1–3]:

1. збільшити пропускну здатність перехрестя;
2. зменшити затримки транспортних потоків;
3. підвищити середню швидкість руху по вулично-дорожній мережі;
4. перерозподілити транспортні потоки при заторах;
5. зменшити витрати палива і забруднення довкілля.

Дослідження показують, що застосування адаптивних систем керування покращує показники роботи перехрестя в середньому на 10%, а в деяких випадках – до 50% і більше [2]. Відомо, що інтенсивність руху змінюється протягом дня, а також має випадкові коливання, тому для певних періодів доцільно використовувати адаптивне, а не жорстке керування [2]. При цьому багатопрограмне жорстке керування може бути адекватним для добових коливань інтенсивності, але не бути оптимальним для різких її змін [3].

Алгоритм керування – це набір однозначних правил для опрацювання інформації про параметри реальних транспортних потоків на перехресті, в результаті чого виробляється та чи інша керуюча дія [1].

В загальному випадку процес керування рухом є процесом із зворотнім зв'язком, блок-схема якого наведена на рис. 2.4 [1]. Оптимізація керування за тим чи іншим алгоритмом означає пошук таких значень керуючих впливів β_j , за яких вибраний критерій якості керування Q є мінімальним для умов руху, що визначаються параметрами транспортного потоку α_j .

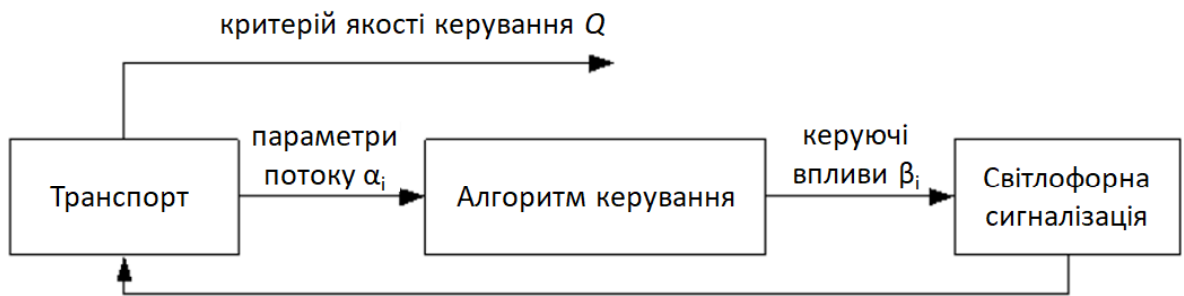


Рисунок 2.4 – Блок-схема процесу керування із зворотнім зв'язком:

α_i – параметри потоку, що характеризують умови руху;

β_j – керуючі впливи

За способом опрацювання інформації, що надходить в керуючий пристрій від транспортних детекторів, алгоритми із зворотнім зв'язком для керування рухом на ізольованих перехрестях поділяють на три групи, найпоширенішими з яких є алгоритми першої групи [1, 3]:

- алгоритми, в яких питання про потребу перемикання сигналу вирішується за інформацією про стан перехрестя в даному циклі регулювання;
- алгоритми статистичної оптимізації;
- умовам руху. алгоритми випадкового пошуку керування, що найкраще відповідає.

Нечіткі алгоритми керування рухом на регульованих перехрестях

Останнім часом в системах керування дорожнім рухом починають застосовуватись алгоритми, які використовують нечітку логіку. Перші відомі спроби застосувати нечітку логіку для регулювання руху зроблені Pappis та Mamdani у 1977 р. [4]. Вони моделювали роботу нечіткого контролера на ізольованому перехресті (2 смуги руху, рух односторонній, без поворотних потоків). В дослідженні Pappis та Mamdani порівнювали нечіткий алгоритм керування з алгоритмом пошуку розриву. Для формулювання стратегії використано 25 правил, які встановлювали зв'язок між часом T , інтенсивністю прибуття N , довжиною черги L та тривалістю сигналу E . Правила забезпечували втручання на 7-й, 17-й, 27-й, 37-й та 47-й секундах.

Niittyumaki (1998) розробив нечіткий контролер FUSICO (Fuzzy Signal Control) для двофазного ізольованого перехрестя [5]. Нечіткий алгоритм керування працює на двох рівнях. На вищому рівні відбувається визначення поточних умов руху (нормальні чи перевантаження) на основі значення інтенсивності в попередні 5 хв. та завантаження детектора протягом останніх 5 хв. (вхідні змінні). Метою нижчого рівня є коригування тривалості дозвільних сигналів (завершити чи подовжити). Моделювання роботи перехрестя з контролером, що працює за створеним алгоритмом, проводилось з використанням HUTSIM-симулятора, розробленого Гельсінським Технологічним університетом. Встановлено, що ефективність контролера FUSICO є кращою на 10-20% порівняно з роботою контролера, який використовує алгоритм пошуку розриву у транспортному потоці.

Madhavan та Cai (2007) розробили нечіткий контролер для ізольованого регульованого X-подібного перехрестя [6]. Кількість фаз на перехресті – 4, послідовність ввімкнення фаз не змінюється.

Вхідними змінними системи керування є:

- довжина черги на напрямку з червоним сигналом;
- кількість автомобілів, що прибувають на дозвільний сигнал;
- частка дозвільного сигналу, що залишився;
- середній інтервал між автомобілями, що проїжджають перехрестя

дозвільний сигнал

Вихідною змінною (керуючим впливом) є рішення щодо впливу на дозвільний сигнал (дуже зменшити, зменшити, залишити без змін, збільшити, дуже збільшити).

Модель системи керування створено в середовищі MATLAB з використанням Fuzzy Logic Toolbox. Встановлено, що використання нечіткого контролера призводить до зменшення затримок порівняно з контролером, що використовує алгоритм пошуку розриву у транспортному потоці, особливо при виникненні нетипових ситуацій поблизу перехрестя (часткове або повне блокування смуги руху, зниження швидкості через погані дорожні умови

тощо). Проте створений нечіткий контролер не враховує руху пішоходів через перехрестя.

Вовк (2002) у роботі [7] запропонувала алгоритм роботи світлофора, що використовує нечітку логіку, на X-подібному регульованому перехресті (поворотні потоки на перехресті відсутні). Вхідними змінними нечіткої системи керування є кількість автомобілів, середня швидкість та відстань до перехрестя на вулицях Північ-Південь та Захід-Схід, вихідними змінними – тривалість дозвільного сигналу та вертикальній та горизонтальній вулицях. Для нечіткої системи керування створено базу знань, яка налічує 144 правила.

В загальному випадку передбачається, що базова тривалість світлофорного циклу становить 60 с (тобто, по 30 с дозвільного сигналу на кожному з напрямків). За 3 с до закінчення заборонного сигналу на певній вулиці розраховується керуючий вплив на базове значення тривалості дозвільного сигналу (дуже зменшити, зменшити, трохи зменшити, не змінювати, трохи збільшити, збільшити, дуже збільшити). Процес роботи світлофора з нечіткою логікою змодельовано в середовищі MATLAB в пакеті SIMULINK. Недоліком цієї моделі є те, що вона є повністю теоретичною, і не проведено порівняння роботи такої системи з іншими системами керування роботою світлофорів.

Славич (2008) розробив модель системи керування транспортними потоками на регульованих перехрестях на основі нечіткої логіки [8]. Структура цієї системи є типовою для систем керування, які використовують нечітку логіку. У роботі передбачається наявність системи перехресть, тривалість світлофорних циклів на яких є однаковою із зсувом t_c . Система керування транспортними потоками регулює зсув t_c так, щоб мінімізувати суму тривалості очікування потоків, що прибувають до перехресть:

$$t_{ou} = \sum_{i=1}^3 \sum_{j=1}^3 t_{ij}, \quad (2.1)$$

де t_{ij} – час очікування автомобілів потоку p_{ij} , $i, j = \overline{1,3}$.

У запропонованій системі керування з нечіткою логікою вхідними лінгвістичними змінними є поточне значення часу синхронізації t_c та кількість автомобілів k_{ij} , що проїдуть на дозвільний сигнал у напрямку p_{ij} . Вихідною лінгвістичною змінною є зміна часу синхронізації Δt_c . Система для певного набору значень величини k_{ij} повинна видавати таке значення Δt_c , яке наближає час синхронізації t_c до оптимального значення.

Наведена модель керування режимами світлофорної сигналізації на системі перехресть, що побудована з використанням апарату нечіткої логіки, дозволяє вибирати оптимальні варіанти регулювання сигналів світлофора на перехресті так, щоб автомобілі перебували в мережі якнайменше. В свою чергу це дозволить знизити затримки транспорту та зменшити затори [8].

В загальному випадку структура нечіткої системи керування рухом на ізольованому перехресті є типовою для адаптивних систем керування рухом (рис. 2.5). На вхід нечіткої системи керування надходять дані з детекторів транспорту. На виході формується множина значень вихідних змінних (керуючі змінні), які подаються на контролер, в результаті чого змінюються сигнали світлофора. Це впливає на покращення умов руху.

Типовими керуючими впливами у системах керування рухом, що використовують нечітку логіку, є:

1. встановлення тривалості дозвільного сигналу;
2. рішення про продовження або припинення горіння дозвільного сигналу;
3. рішення про величину продовження або скорочення дозвільного сигналу;
4. вибір наступної фази.
5. визначення умов руху на перехресті.

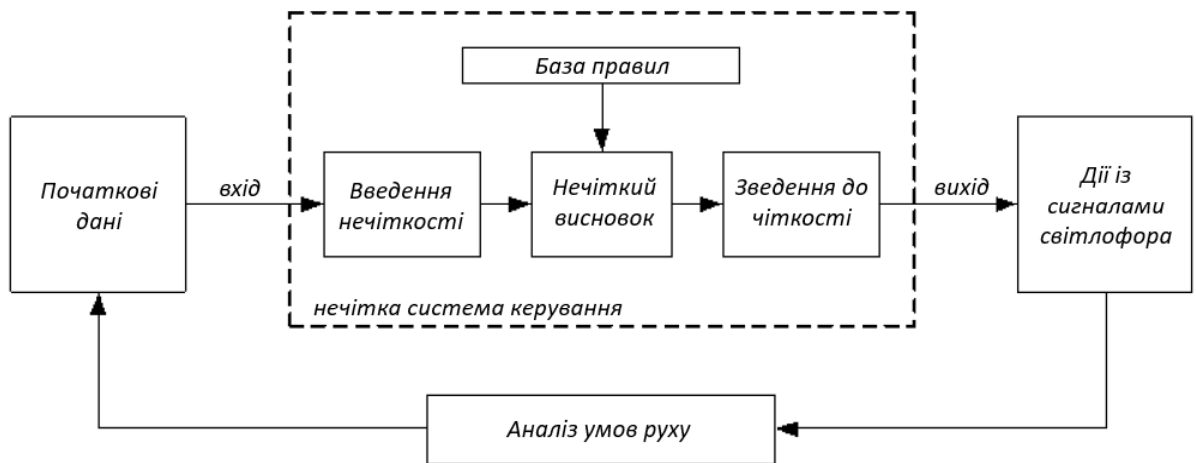


Рисунок 2.5 – Структура нечіткої системи керування рухом на ізольованому перехресті

Основні завдання у керуванні рухом на регульованих перехрестях з використанням нечіткої логіки:

- підвищення безпеки перехрестя;
- збільшення пропускної здатності перехрестя;
- мінімізація затримок;
- зниження забруднення довкілля;
- вплив на вибір маршруту руху.

2.3 Дослідження транспортних потоків

Моделі транспортних потоків можна класифікувати за різними критеріями (рівень деталізації, операціоналізація, представлення процесів). Ми обговоримо декілька класів моделей транспортних потоків, порядок яких ґрунтується на класифікації рівня деталізації (тобто (суб-)мікроскопічний, мезоскопічний та макроскопічний підходи до моделювання).

Моделювання транспортних потоків

Рух на дорогах можна покращити за допомогою польових досліджень та польових експериментів із реальним транспортним потоком. Проте, крім наукової проблеми відтворення таких експериментів, вирішальну роль

відіграють також вартість і безпека. Через складність системи транспортних потоків аналітичні підходи можуть дати бажаних результатів. Таким чином, моделі транспортних потоків (симуляції), призначені для характеристики поведінки складної системи транспортних потоків, стали важливим інструментом в аналізі транспортних потоків та експериментуванні.

Залежно від типу моделі область застосування цих моделей транспортних потоків дуже широка, наприклад:

Оцінка альтернативних методів (динамічного) керування дорожнім рухом.

Проектування та тестування нових транспортних засобів (наприклад, геометричні конструкції).

Моделі операційних потоків, які є підмодулем в інших інструментах (наприклад, управління та оптимізація трафіку на основі моделей, а також динамічне призначення трафіку).

Моделі трафіку класифікуються за такими ознаками:

- Шкала незалежних змінних (безперервна, дискретна, напівдискретна);
- Рівень деталізації (субмікроскопічний, мікроскопічний, мезоскопічний, макроскопічний);
- Подання процесів (детерміноване, стохастичне);
- Операціоналізація (аналітична, імітаційна);
- Масштаб застосування (мережі, ділянки, зв'язки та перетину).

Рівень опрацьованості деталей трафіку

Моделі трафіку можна класифікувати відповідно до рівня деталізації, з яким вони представляють системи трафіку. Ця категоризація може бути введена в дію шляхом розгляду виділених об'єктів трафіку та рівня опису цих об'єктів у відповідних моделях потоків. Пропонуємо таку класифікацію:

1. Субмікроскопічні імітаційні моделі (високодетальний опис функціонування субодиниць транспортних засобів та взаємодії з навколишнім середовищем).

2. Мікроскопічні імітаційні моделі (високодетальний опис, в якому виділяються та відстежуються окремі об'єкти).

3. Мезоскопічні моделі (середня деталізація).

4. Макроскопічні моделі (низька деталізація).

Мікроскопічна імітаційна модель описує як просторово-часову поведінку сутностей системи (тобто транспортних засобів та водіїв), так і їхню взаємодію з високим рівнем деталізації (окремо). Наприклад, для кожного транспортного засобу в потоці зміна смуги руху описується як докладний ланцюг рішень водіїв.

Подібно до мікроскопічних імітаційних моделей, субмікроскопічні імітаційні моделі описують характеристики окремих транспортних засобів у транспортному потоці. Однак, крім докладного опису поведінки водіння, також докладно моделюється поведінка керування транспортним засобом відповідно до навколишніх умов. У цьому описується функціонування конкретних елементів (вузлів) автомобіля.

Мезоскопічна модель не розрізняє та не відстежує окремі транспортні засоби, а визначає поведінку людей, наприклад, у ймовірнісних термінах. З цією метою трафік представлений (невеликими) групами об'єктів трафіку, дії та взаємодії яких описуються на низькому рівні деталізації. Маневр зі зміни смуги руху може бути представлений для окремого транспортного засобу як миттєва подія, коли рішення про зміну смуги руху засноване, наприклад, відносна щільність смуг руху і різниця швидкостей.

Макроскопічні моделі потоків описують трафік на рівні агрегації як потік без виділення його складових частин. Наприклад, потік трафіку представлений в агрегованому вигляді з використанням таких характеристик, як швидкість потоку, щільність та швидкість. Маневри окремих транспортних засобів, такі як зміна смуги руху, зазвичай не представлені. Макроскопічна модель може

припускати, що транспортний потік правильно розподіляється смугами проїжджої частини, і для цього використовувати апроксимацію. Макроскопічні моделі течії можна класифікувати за кількістю диференціальних рівнянь у приватних похідних, які часто лежать в основі моделі, з одного боку, та їх порядку з іншого боку. Безперервна модель описує, як стан системи дорожнього руху безперервно змінюється з часом у відповідь на безперервні дії. Дискретні моделі припускають, що зміни стану відбуваються уривчасто в часі в дискретні моменти часу. Крім часу інші незалежні змінні можуть бути описані як безперервними, так і дискретними змінними (наприклад, положення, швидкість, бажана швидкість).

Подання процесів. У цьому відношенні ми будемо розрізняти детерміновані та стохастичні моделі. У перших моделях немає випадкових змінних, що означає, що всі дійові особи моделі визначаються точними відносинами. Стохастичні моделі включають процеси, що включають довільні змінні.

Що стосується критерію операціоналізації, моделі можуть бути операціоналізовані або як аналітичні рішення систем рівнянь або як імітаційна модель.

Масштаб застосування. Шкала застосування вказує на сферу застосування моделі. Модель може описувати динаміку своїх об'єктів для окремої ділянки дороги, всієї транспортної мережі, коридору, міста тощо.

Що стосується застосування моделей, мікроскопічні моделі ідеально підходять для автономного моделювання, наприклад, для перевірки геометрії проїжджої частини. З точки зору застосування до заснованих на моделях оцінювання, прогнозування та управління відсутність закритого аналітичного рішення представляє проблему, яку нелегко вирішити.

Макроскопічні моделі підходять для великомасштабних мережних додатків, де основний інтерес представляють макроскопічні характеристики потоку. Як правило, калібрування макроскопічних моделей відносно просте (порівняно з мікроскопічними та мезоскопічними моделями). Однак

макроскопічні моделі, як правило, занадто грубі, щоб правильно описати мікроскопічні деталі та дії, наприклад, викликані змінами геометрії проїжджої частини. Однак, через наявність закритих аналітичних рішень вони дуже підходять для застосування в оцінці, прогнозуванні та управлінні транспортним потоком на основі моделей.

Прогнозування трафіку

Прогнозування трафіку означає прогнозування обсягу та щільності транспортного потоку, зазвичай з метою управління рухом транспортних засобів, зменшення заторів та створення оптимального (з найменшими витратами часу чи енергії) маршруту.

Прогнозування трафіку переважно важливо для двох груп організацій (ми не говоримо про людей, які планують поїздку на вихідні).

Національні/місцеві органи влади. За останні десять-двадцять років багато міст запровадили інтелектуальні транспортні системи (ІТС), які підтримують планування міської транспортної мережі та управління дорожнім рухом. Ці системи використовують поточну інформацію про дорожній рух, а також згенеровані прогнози для підвищення ефективності та безпеки транспорту, інформуючи користувачів про поточні дорожні умови та коригуючи дорожню інфраструктуру (наприклад, вуличне освітлення).

Логістичні компанії. Ще одним напрямом застосування є логістична галузь. Транспорт, доставка, виїзне обслуговування та інші підприємства повинні точно планувати свої операції та створювати найефективніші маршрути. Часто це пов'язано не лише з поточними поїздками, а й із заходами у майбутньому. Точні прогнози дорожніх умов та умов руху, щоб уникнути заторів, мають вирішальне значення для планування та роботи таких компаній.

На рис. 2.6 схематично представлено перелік напрямів використання прогнозування транспортних потоків.

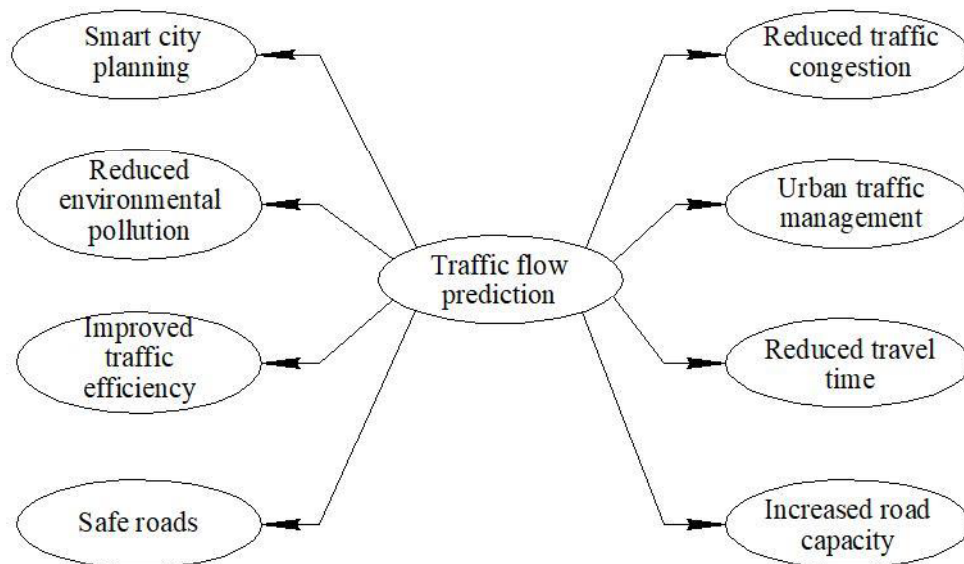


Рисунок 2.6 – Переваги системи передбачення транспортних потоків

Різні методи машинного навчання (і особливо глибокого навчання), здатні обробляти величезні обсяги як історичних даних, так і даних у реальному часі, використовуються для прогнозування потоку, щільності та швидкості трафіку.

Прогнозування заторів

Прогнозування транспортних заторів складається з двох основних етапів збору даних і розробки моделі прогнозування. Кожен крок методології важливий і може вплинути на результати, якщо його виконати неправильно.

На рис. 2.7. показано загальні компоненти досліджень прогнозування заторів.

Після збору даних обробка даних відіграє важливу роль для підготовки наборів даних для навчання та тестування. Область справи різна для різних досліджень. Після розробки моделі її перевіряють іншими базовими моделями та обґрунтовують справжні результати.

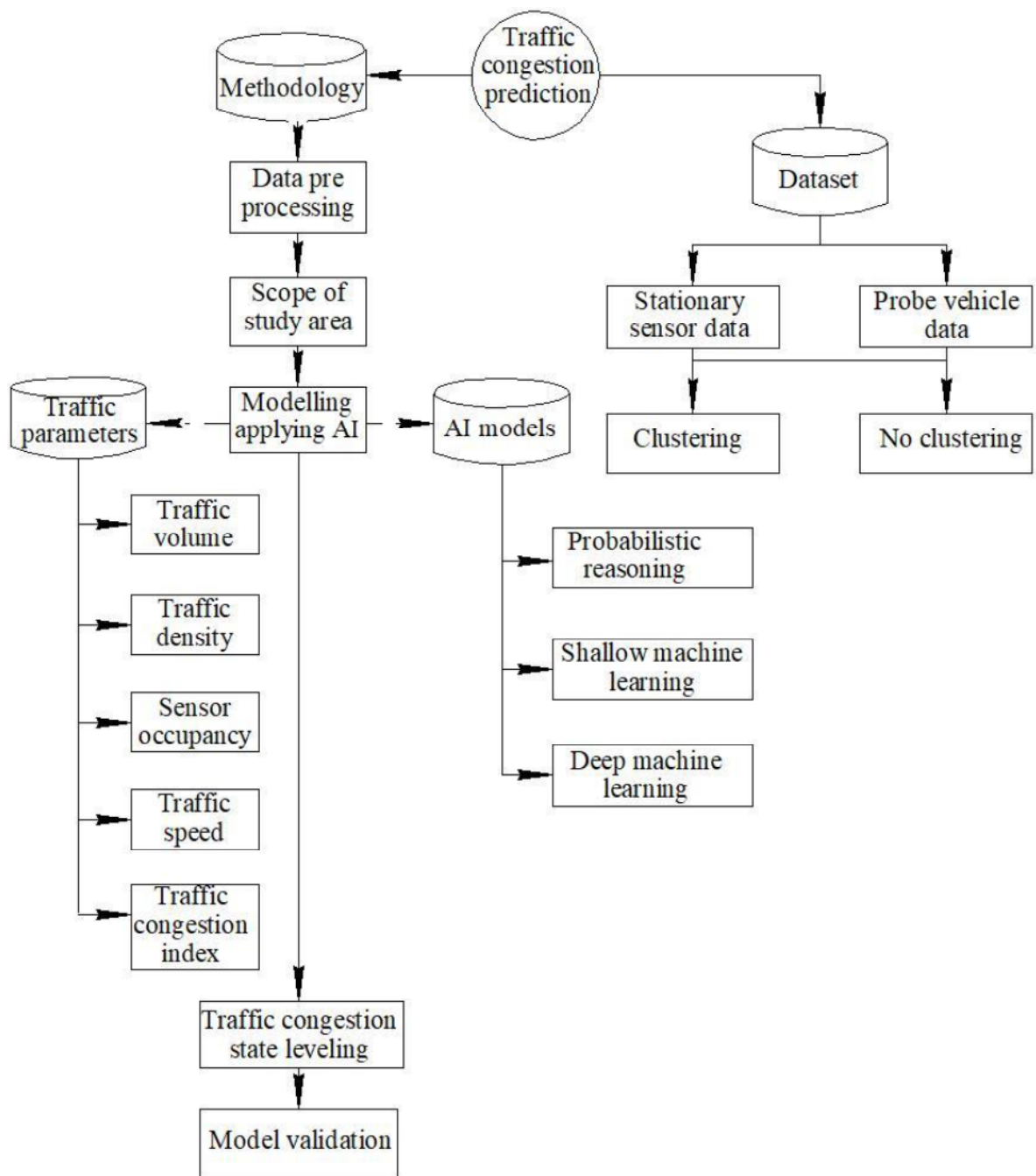


Рисунок 2.7 – Загальна система прогнозування заторів

Типи даних та джерела

Набори даних про рух, які використовуються в різних дослідженнях, можна в основному розділити на два класи, включаючи стаціонарні дані та дані зондів. Стаціонарні дані можна далі розділити на дані датчиків і дані фіксованих камер. З іншого боку, дані зонда, які використовувалися в дослідженнях, були даними GPS, встановленими на автомобілях. Стаціонарні

датчики постійно фіксують просторово-часові дані руху. Однак робота датчика може перерватися в будь-який час. Органи влади повинні завжди враховувати цей тимчасовий збій датчика під час планування, використовуючи ці дані. Перевага даних датчиків полягає в тому, що немає плутанини щодо місця розташування транспортних засобів.

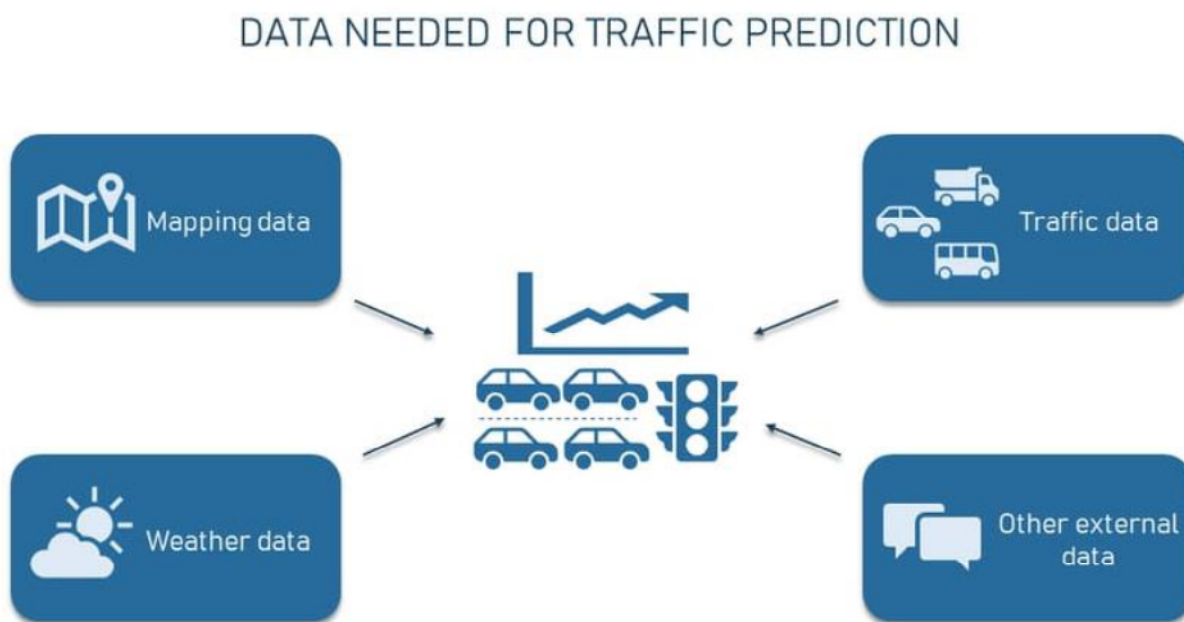


Рисунок 2.8 – Дані для прогнозування трафіку

Насамперед, вам потрібна докладна карта з дорожніми мережами та відповідними атрибутами. Підключення до таких глобальних постачальників картографічних даних, як Google Maps, TomTom, HERE або OSM, — чудовий спосіб отримати повну та актуальну інформацію.

Інформація про трафік, рис. 2.9. Потім вам потрібно буде зібрати як історичну, так і поточну інформацію про дорожній рух, таку як кількість транспортних засобів, що проїжджають у певній точці, їх швидкість та тип (вантажівки, легкові автомобілі тощо). Пристрої, що використовуються для збору цих даних,

- петлеві детектори,
- камери,

- вагові датчики руху та
- радары чи інші сенсорні технології.

Цю інформацію простіше отримати від вищезазначених постачальників, які збирають дані із системи датчиків, різних сторонніх джерел або використовують дані GPS-зондів.

Інші платформи, такі як Otonomo, використовують інноваційну технологію Vehicle to Everything (V2X) для збору даних про так звані підключені автомобілі з вбудованих модемів.

Ви також можете отримати іншу важливу інформацію про події (перекриття доріг або дорожні роботи), пам'ятки тощо від постачальників даних.

Інформація про погоду. Дані про погоду (історичні, поточні та прогнозовані) також необхідні, оскільки метеорологічні умови впливають на дорожню ситуацію та швидкість руху. Існує безліч постачальників даних про погоду, до яких можна підключитися, наприклад OpenWeather або Tomorrow.io.

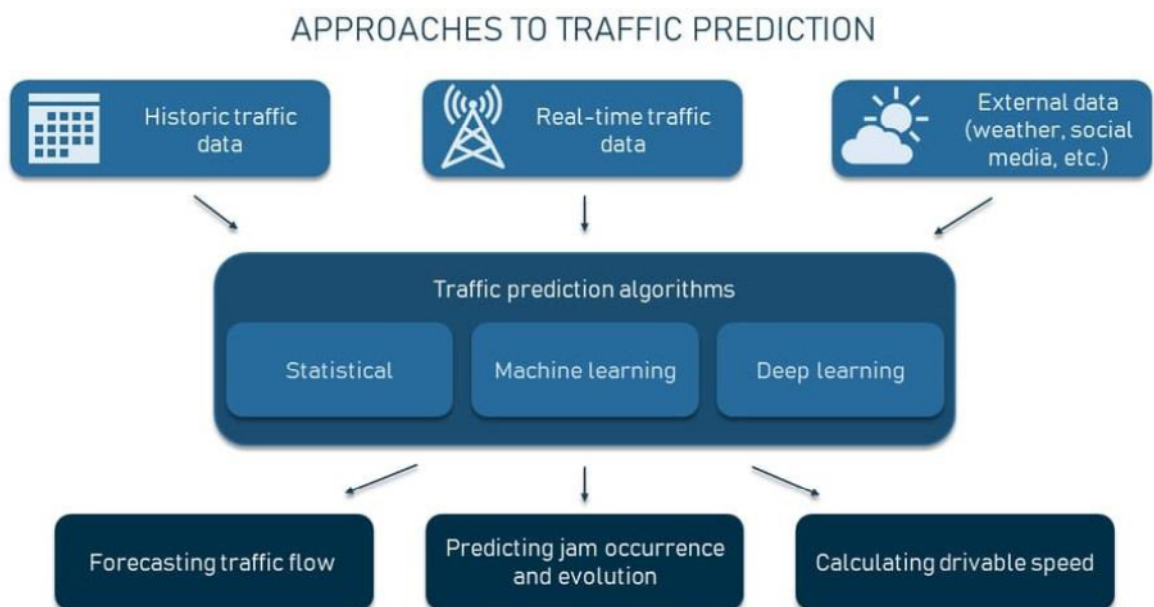


Рисунок 2.9 – Підходи до прогнозування трафіку

Додаткові дані щодо дорожніх умов. Існують зовнішні джерела даних, які можуть надати важливу інформацію, що впливає трафік. Подумайте про

повідомлення в соціальних мережах про спортивні події в цьому районі, місцеві новини про громадянські протести або навіть поліцейські сканери про місця злочинів, аварії або перекриття доріг.

2.4 Алгоритми аналізу транспортних потоків

Алгоритми кластеризації

Кластеризацію отриманих даних використовують перед застосуванням основних моделей прогнозування перевантаження. Ця техніка гібридного моделювання використовується для точного налаштування вхідних значень і їх використання на етапі навчання.

На рис. 2.10 показано моделі кластеризації ШІ, які зазвичай використовуються в цій галузі досліджень. У цьому розділі коротко описано моделі.

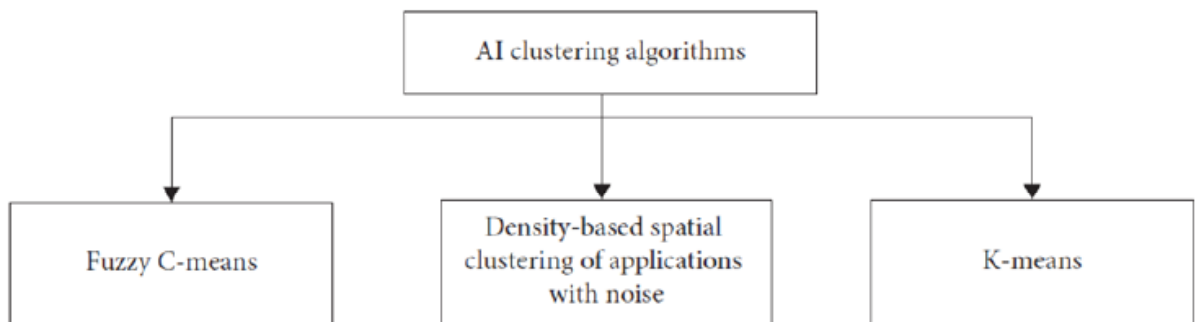


Рисунок 2.10 – Алгоритми кластеризації

Статистичний підхід

Статистичні методи дозволяють виявити закономірності трафіку в різному масштабі: протягом дня, у різні дні тижня, сезонні тощо. Однак вони менш точні, оскільки не можуть опрацьовувати стільки багатовимірних даних.

Зокрема, моделі авторегресійного інтегрованого ковзного середнього (ARIMA) активно використовувалися для прогнозування трафіку з 1970-х років, оскільки вони прості в реалізації та демонструють більш високу точність

порівняно з іншими статистичними методами. Це класичний статистичний підхід до аналізу минулих подій та прогнозування майбутніх. Він спостерігає за даними, які збираються із серії регулярних інтервалів часу, і припускає, що минулі моделі повторюватимуться у майбутньому.

Однак транспортний потік є складною структурою з багатьма змінними, які не можуть бути ефективно оброблені за допомогою одновимірних моделей ARIMA.

Підхід до машинного навчання

Машинне навчання (ML) дозволяє створювати прогностичні моделі, що враховують великі маси різноманітних даних із різних джерел. Було проведено багато досліджень щодо застосування алгоритмів машинного навчання для прогнозування дорожнього руху. На рис. 2.11 представлена узагальнене дерево алгоритмів машинного навчання для управління транспортним потоком.



Рисунок 2.11 – Класифікація методів машинного навчання

Алгоритм випадкового лісу (Random forest) створює кілька дерев рішень та поєднує їх дані для отримання точних прогнозів. Це досить швидко і може давати ефективні результати за наявності достатньої кількості навчальних даних.

Щодо проблеми пробок на дорогах цей метод показав точність 87,5%. В цьому випадку як вхідні змінні моделі використовуються погодні умови, період часу, особливі умови дороги, якість дороги та свята.

Алгоритм k-найближчих сусідів (KNN) ґрунтується на принципі подібності ознак для прогнозування майбутніх значень. Експерименти з моделлю KNN продемонстрували більш ніж 90% точність короткострокового прогнозування транспортних потоків.

Глибоке навчання

Методи глибокого навчання (DL) виявилися дуже ефективними у прогнозуванні дорожнього руху порівняно з (ML) чи статистичними методами, постійно демонструючи точність прогнозування близько 90% та вище. Алгоритми глибокого навчання ґрунтуються на нейронних мережах.

Нейронні мережі (NN) або штучні нейронні мережі (ANN) складаються з взаємопов'язаних вузлів (нейронів), які розташовані у два або більше шарів і призначені для роботи аналогічно до людського мозку. Існує безліч типів нейронних мереж, розроблених для різних цілей. Ось деякі з них, які використовувалися при аналізі та прогнозуванні трафіку.

Згорткові нейронні мережі (CNN) є визнаними лідерами у розпізнаванні та аналізі зображень. Одним із їх природних застосувань до транспортних проблем є виявлення пробок з використанням зображень із камер спостереження на дорозі. Середня точність класифікації у разі досягає 89,5 відсотка. Що стосується прогнозування трафіку, то CNN — не найкращий вибір. Однак були досить успішні спроби побудови моделей на основі CNN, які прогнозують швидкість транспортної мережі. Щоб це сталося, дослідники

перетворили тимчасові та просторові дані, що описують транспортний потік, на двомірну матрицю зображень.

Рекурентні нейронні мережі (RNN), на відміну CNN, призначені для обробки даних тимчасових рядів або спостережень, зібраних за певні інтервали часу. Моделі дорожнього руху є добрим прикладом таких спостережень.

Дослідження показали високу точність прогнозування розвитку навантажень при використанні моделей RNN. Однак їх недоліком є проблема градієнта, що зникає, що означає, що частина даних з попередніх шарів втрачається (ось чому кажуть, що RNN «мають короточасну пам'ять»). Ця «забудькуватість» робить навчання моделі більш важким і трудомістким.

Довготривала короточасна пам'ять (LSTM) і вентилярована рекурентна одиниця (GRU) - це різновиди RNN, що вирішують проблему градієнта, що зникає. Дослідження, в якому порівнювалася продуктивність цих моделей, показало, що модель GRU точніше прогнозує транспортні потоки та її легко навчати. На рис. 2.12 представлено дерево моделей.

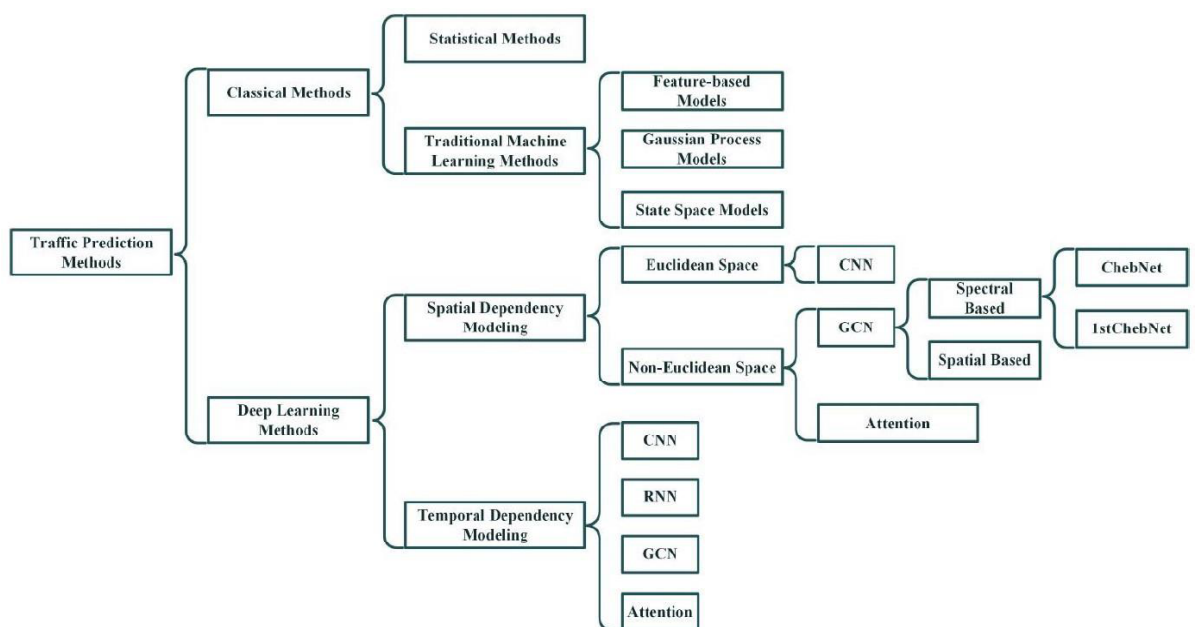


Рисунок 2.12 – Ключові техніки прогнозування транспортних потоків [17]

Існує велика кількість досліджень, в яких пропонується будувати інші типи NN-моделей для прогнозування трафіку, наприклад, графові нейронні

мережі, нечіткі нейронні мережі, байєсівські нейронні мережі та інші, а також використовувати гібридні методи, що поєднують два або більше алгоритмів. На сьогоднішній день не знайдено жодної найкращої методики, яка могла б застосовуватися у всіх випадках та давати найточніші прогнози.

Якщо ви керуєте логістичним бізнесом, швидше за все вам потрібен не прогноз трафіку сам по собі, а його вплив на ваші операції. Як ми вже згадували, точний прогноз важливий для цілей маршрутизації та планування. Якщо це так, є три основні способи отримати ці прогнози та побудувати оптимальні маршрути.

Готові рішення

На ринку представлено багато готових програмних рішень, розроблених для будь-якого виду бізнесу. На рис. 2.13 представлений певний перелік компаній.

MAIN TRAFFIC PREDICTION DATA PROVIDERS

	Traffic prediction functionality	Frequency of updates	Routing functionality
Google Maps Platform	Only current traffic	Frequently	✓
Waze	Only current traffic	Every 2 minutes	✓
TomTom	Up to 24 hours ahead	Every 30 seconds	✓
HERE	Up to 12 hours ahead	Every minute	✓
ArcGIS	Up to 4 hours ahead	Every 5 minutes	✓
PTV	Up to 1 hour ahead	N/A	✓

Рисунок 2.13 – Провайдери даних щодо прогнозування трафіку [10]

Платформи Google Карт. Якщо ви хочете співпрацювати з найбільшим постачальником картографічних даних, майте на увазі: ви зможете додати на карту лише поточний шар трафіку, але не прогнози.

Waze. Ще один продукт Google і другий за популярністю навігаційний додаток отримує інформацію про пробки, аварії, пробки та інші дорожні умови тільки від водіїв. Інформація оновлюється кожні 2 хвилини, і до неї можна отримати доступ через локалізовані потоки даних XML та JSON Geo RSS. Ви також можете вбудувати Waze Live Map із функціями пошуку та маршрутизації на свій веб-сайт. Щодо прогнозів, то додаток їх не робить і не надає.

ТомТом. API TomTom Traffic RESTful надають доступ до історичних даних та даних у реальному часі, пов'язаних з дорожніми пригодами та потоками. ТомТом використовує понад 600 мільйонів датчиків даних GPS та плаваючих автомобілів для збирання актуальної інформації (оновлюється кожні 30 секунд), її аналізу та прогнозування на 24 години вперед. Ці дані можна використовувати для створення маршрутів за допомогою власної програми або отримати комплексний продукт для маршрутизації.

HERE. Платформа HERE Real-Time Traffic збирає дані з понад 100 служб звітності про інциденти і щодня використовує мільярди точок даних GPS. Його дані оновлюються щохвилини. HERE надає інформацію в режимі реального часу та створює точні прогнози на наступні 12 годин на основі історичних та поточних даних про трафік. Подробиці дивіться у їх документації щодо Traffic RESTful API.

АркГІС. API-інтерфейси REST сервісу трафіку ArcGIS дозволяють візуалізувати умови трафіку у вашому додатку. Дані про трафік оновлюються кожні 5 хвилин, і доступні прогнози на наступні 4 години. Крім того, на веб-карті представлена інформація про події. PTV.

Використання нелінійних методів аналізу та прогнозування трафіку

Прогнозування заторів на дорогах значною мірою залежить від датчиків та іншого обладнання для збору відповідних даних, таких як швидкість руху,

дані про погоду та аварії тощо. і ці традиційні моделі машинного навчання не працюють у поточних сценаріях. Тому давайте докладно розглянемо моделі глибокого навчання, а також досліджуємо область неконтрольованого навчання щодо прогнозування транспортних потоків.

У традиційних моделях використовувалися параметричні методи. Модель авторегресивного інтегрованого ковзного середнього (ARIMA) є добре відомою структурою та еталоном для короткострокового прогнозування транспортних потоків. У модель ARIMA було внесено безліч змін, і результати показали покращення показників. Однак через стохастичний та нелінійний характер транспортного потоку параметричні моделі не дали точних результатів. [18]

Тому перевага надавалася непараметричним моделям, і тому нейронні мережі стали популярними для прогнозування транспортних потоків. Неглибока нейронна мережа зворотного поширення (BPNN) показала перспективні результати, але вона не працювала в епоху великих даних. Таким чином, з'явилося глибоке навчання, яке використовує кілька рівнів для поступового отримання ознак вищого рівня з необроблених вхідних даних. Багато архітектур глибокого навчання включають згорткову нейронну мережу (CNN), рекурентну нейронну мережу (RNN), довготривалу короткочасну пам'ять (LSTM), Обмежені машини Больцмана (RBM), Мережа глибокої довіри (DBN) та Stacked Auto Encoder (SAE).

Моделі глибокого навчання показали перспективні результати, що відображають нелінійність прогнозування транспортних потоків. Наприклад, було доведено, що популярні архітектури глибокого навчання, такі як CNN, адаптуються до просторових залежностей трафіку. RNN, особливо архітектури LSTM, пристосовуються до довгострокових та короткострокових тимчасових залежностей потоку трафіку.

Хоча використання згаданих моделей глибокого навчання для індивідуального прогнозування потоку трафіку має кілька переваг, вони мають і суттєві недоліки. Відповідно, оскільки сучасні транспортні системи покладаються на точні дані, будь-які відсутні дані серйозно впливають на

точність моделі глибокого навчання і можуть призвести до неоптимальної чи неефективної роботи.

Ще одне обмеження архітектуро глибокого навчання, таких як CNN та RNN, полягає в тому, що для навчання їм потрібні великі обсяги історичних даних. Тут виконати вимогу досить просто, оскільки ми живемо в епоху великих даних. Однак, згідно з, великі обсяги історичних даних можуть призвести до перепідгонки моделі через сильні коливання транспортного потоку на невеликому часовому інтервалі.

Таким чином, останнім часом дослідники починають переходити від архітектур глибокого навчання до гібридних та неконтрольованих методів. Нещодавні оглядові документи в основному були зосереджені на огляді моделей на основі машинного навчання, статистичних моделей та моделей прогнозування міського потоку для прогнозування дорожнього руху.

Глибокі нейронні мережі (DNN)

Оскільки на транспортний потік впливає безліч факторів, таких як погода, аварії, свята тощо, глибока архітектура підходить для вирішення складного завдання прогнозування транспортного потоку. Тепер це можливо після того, як Хінтон запропонував революційну глибоку мережу, яка перетворювала дані високої розмірності на дані низької розмірності, які перевершили PCA.

Автори (Tangubolon & Hsiung, 2018) продемонстрували методи налаштування гіперпараметрів для оптимізації мереж та отримання кращих результатів у задачі узагальнення та перенавчання. Вони використовували алгоритм зворотного розповсюдження для розрахунку градієнта та оновлення ваг за допомогою градієнтного стохастичного спуску (SGD). Був доданий шар, що відсівається, і виконана пакетна нормалізація, щоб забезпечити стандартизацію вхідного розподілу перед передачею активацій нелінійним шарам.

Каскадна штучна нейронна мережа (CANN) була запропонована, яка складається з трьох штучних нейронних мереж (ANN): довгострокової,

середньострокової та короткострокової. Довгострокова мережа фіксує щотижневі повторення у потоці трафіку, середньострокова мережа фіксує щоденну періодичність у потоці трафіку, а короткострокова мережа фіксує числові зміни тенденцій потоку трафіку. На рис. 2.14 наведено основні нейронні мережі, які використовують для аналізу даних що стосуються транспорту.

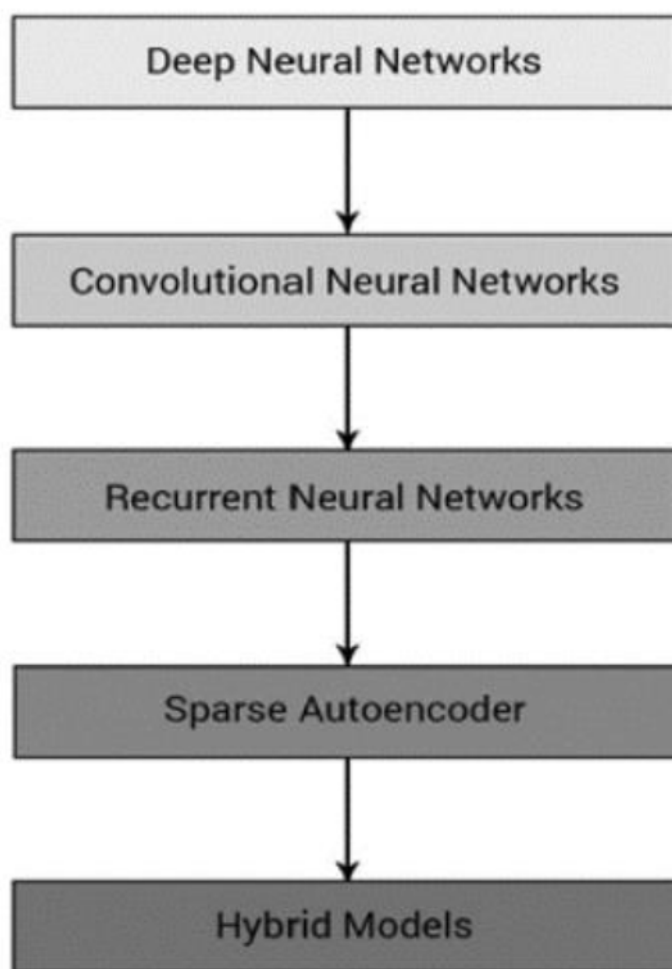


Рисунок 2.14 – Архітектура моделей нейронних мереж [19]

Модель CANN показала найкращі результати під час використання історичних даних

CNN (згорткові нейронні мережі)

Це алгоритми глибокого навчання, які мають можливість приймати багатовимірні вхідні дані та виконувати складні обчислення з відносною легкістю порівняно зі звичайною DNN. Conv-мережі виявилися ефективним інструментом для захоплення просторово-часових характеристик за допомогою фільтрів, що самонавчаються. Шари об'єднання в Conv-Net підвищують здатність моделі до узагальнення та скорочують час обчислень. Ці особливості CNN є мотивацією для їх застосування в галузі прогнозування транспортних потоків.

SAE мережі (автоенкодер)

Одне з перших визначень автокодувальників було надано Баллардом у 1987 році, на рис. 2.15 представлено приклад архітектури моделі.

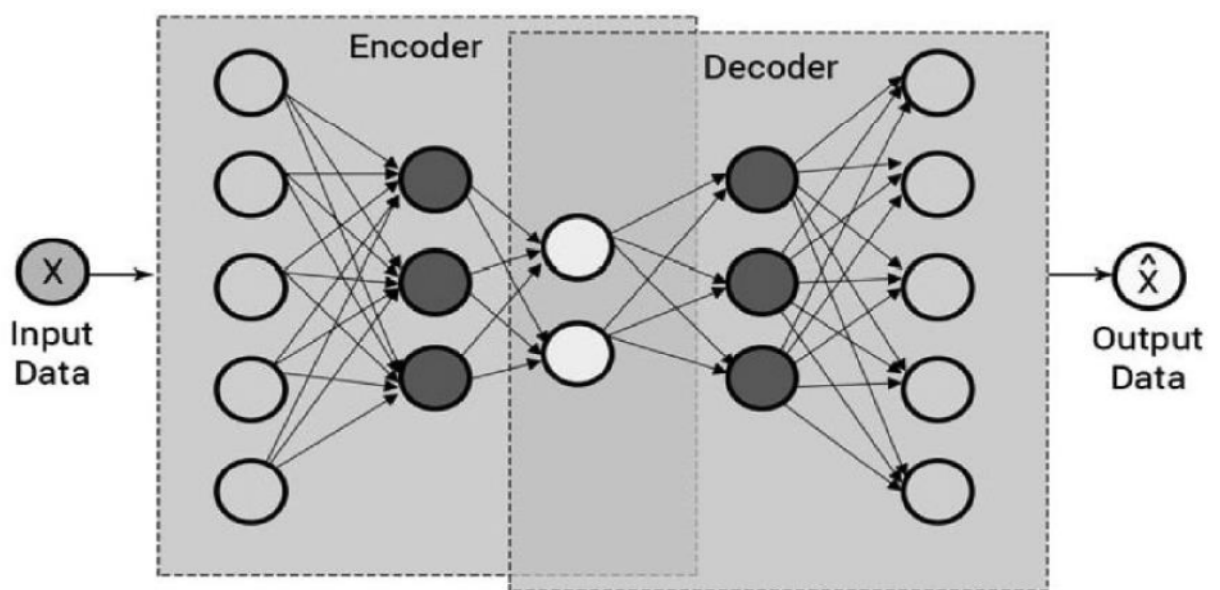


Рисунок 2.15 – Базова архітектура автоенкодера [19]

Вони визначають автокодувальники або автоасоціативну конфігурацію як модель, в якій вихідні дані мають бути ідентичними для вхідних. Автокодувальник чи автоасоціатор — це графічна модель, яка намагається реконструювати свої вхідні сигнали.

RNN мережі

Невдача ANN і CNN у прогнозуванні транспортних потоків переважно пов'язані з просторово-часовим характером трафіку. Тому RNN та її форми, широко використовуються для прогнозування транспортних потоків. Однак стандартні RNN не можуть вирішити проблеми, що вимагають довгострокових тимчасових залежностей, через проблему зникаючого градієнта і градієнта, що вибухає. Для вирішення цієї проблеми використовувалася модель, яка називається рекурентною нейронною мережею з довготривалою короткочасною пам'яттю (LSTM RNN)

Основними завданнями LSTM RNN є моделювання довгострокових залежностей та визначення оптимальних часових затримок для завдань часових рядів.

Однак важко вирішити надзвичайно довгострокові залежності, можливо тому, що помилки LSTM збільшуються в міру збільшення довжини послідовності. Було запропоновано модель LSTM+, яка може відчувати як тривалу короткочасну пам'ять, так і великі відстані.

Для багатьох завдань обробки послідовності корисно аналізувати майбутнє, і навіть минуле цієї точки серії. Однак звичайні рекурентні нейронні мережі призначені для аналізу даних в одному напрямку лише в минулому.

Найкращим підходом є двонаправлені мережі, розроблені Шустером і Балді.

Гібридні мережі

В області прогнозування транспортних потоків з'явилися гібридні моделі, спрямовані на подолання недоліків сучасних моделей, а також використання їх переваг.

Мережа прогнозування транспортних потоків (TFFNet) була запропонована для прогнозування короткострокових транспортних потоків. TFFNet складається з двох компонентів: один для просторово-часових залежностей, а інший для зовнішніх впливів.

Досить нетрадиційна гібридна модель використовує 4 секції: локальний предиктор, глобальний предиктор, інтегратор пророкування, предиктор викидів. Це показано рис. 2.16. Локальний предиктор зумів врахувати тимчасові чинники, адаптувавши метод лінійної регресії. Глобальний предиктор враховує просторові чинники, використовуючи неконтрольовану мережу байєсов для прогнозування обсягу трафіку з використанням даних з сусідніх доріг. Рівняння умовної ймовірності використовуються для заданих даних для ітеративного розрахунку значень таких параметрів, як час, тип дороги, дані та особливості точок інтересу, які визначають інтенсивність трафіку.

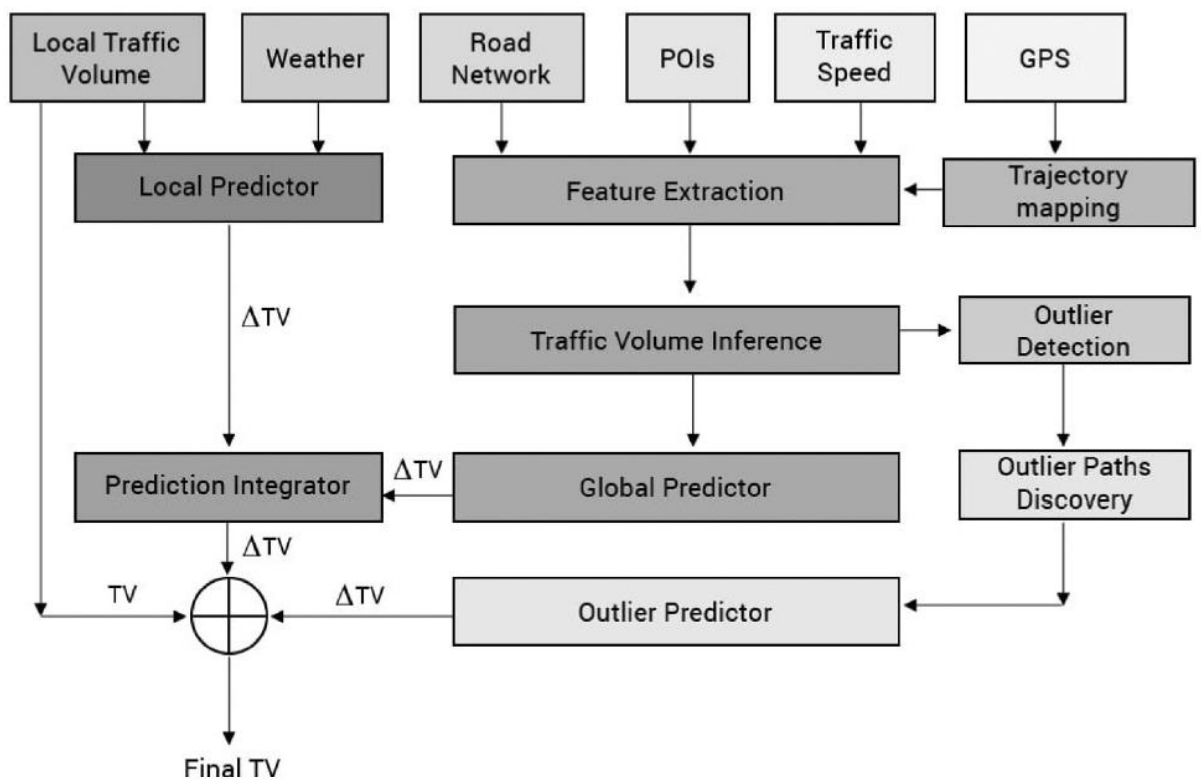


Рисунок 2.16 – Нетрадиційна гібридна модель [19]

Нижче у таблиці 2.1 наведено порівняльний аналіз різних мереж, їх сильні та слабкі сторони у використанні для певних цілей. Цей аналіз дає нам можливість звужити коло вибору для проекту.

Таблиця 2.1 Порівняння моделей нейромереж [19]

ТИП	СИЛЬНІ СТОРОНИ	НЕДОЛІКИ
ANN	Може виконувати нелінійну апроксимацію. Не робить припущень щодо поширення даних.	Не вдається вирішити складні проблеми, не може отримувати послідовну інформацію у вхідних даних, яка потрібна для роботи з даними послідовності. Градiєнт зникає або зростає, коли він поширюється назад, що призводить до зникнення та збільшення градиєнта.
WNN	Вимагає меншого часу навчання порівняно з багат шаровим перцептроном. Швидка конвергенція. Відмовостійкість. Частотно-часова локалізація вейвлет-перетворення	Труднощі вибору материнської вейвлет-функції. Відсутність базису при виборі параметрів
CNN	Висока точність у проблемах розпізнавання зображень. Невелика залежність від попередньої обробки.	Для отримання оптимальних функцій потрібна велика кількість навчальних даних. Дуже складний процес виявлення об'єктів
RNN	Може моделювати залежність від часу в даних. Кожен шаблон можна вважати залежним від попередніх на відміну від. Можна використовувати для динамічних задач	Для оновлення потрібно кілька параметрів. Страждає від вибухового градиєнта
SAE	Зменшує розмірність даних, які використовуються. Чудово підходить для виділення функцій	Автоматичний кодер вчиться фіксувати якомога більше інформації, а не якомога більше відповідної інформації. Висока трудомісткість через багаторазовий прохід вперед
HYBRID	Найкраще справляється з просторово-часовими кореляціями, оскільки поєднує в собі переваги як CNN, так і LSTM	Незважаючи на те, що гібридні мережі, які поєднують переваги як CNN, так і LSTM, здаються найефективнішим підходом для прогнозування потоку трафіку в деяких випадках не змогли перевершити мережі LSTM.

Моделі глибокого навчання для прогнозування трафіку показали перспективні результати, що відображають нелінійність прогнозування транспортних потоків. Хоча використання моделей глибокого навчання для індивідуального прогнозування потоку трафіку має кілька переваг, є істотні недоліки. Таким чином, останнім часом дослідники починають переходити від архітектури глибокого навчання до гібридних та неконтрольованих методів.

3. РОЗРОБКА МЕТОДУ КЕРУВАННЯ ПОТОКОМ АВТОТРАНСПОРТУ З ВИКОРИСТАННЯМ НЕЙРОМЕРЕЖІ

3.1 Спосіб управління транспортним потоком

Запропонований спосіб передбачає багатоступеневу систему, яка базується на дослідженнях оптимальних способів керування світлофорами, прогнозування заторів, управління трафіком на перехрестях, інтелектуальною системою обрахунку маршруту та системи розподілення потоків, та аналізом альтернативних архітектур побудови та планування руху шляхами за допомогою графів.

Для обрахунку результатів роботи алгоритмів та демонстрації, використано систему симуляції SUMO. Для створення симуляції використовувались карта міста Київ, а саме окремі перехрестя та розв'язки, моделі перехресть, та інші доступні моделі.

В цілому архітектура проекту передбачає використання реальних даних, щодо руху транспортних потоків у м. Київ, але за браком таких даних у відкритому доступі, запропоновано використання даних симуляції руху з певними налаштуваннями.

Таким чином реалізацію управління транспортним потоком включає наступні модулі:

- Управління світлофорами за допомогою алгоритмів машинного навчання;
- Збір даних дорожнього руху (метрики, з використанням сенсорів, або відео);
- Моделювання та побудова прогнозів дорожнього руху за допомогою нейромереж передбачувати трафік, з урахуванням обмежуючих факторів (погодні умови, ремонтні роботи, аварії, масові акції, та інше);
- Інформування, щодо альтернативності маршрутів руху у реальному часі з урахуванням GPS положення транспортного засобу, або інформативно на пристрої інформаційні. В даному модулі застосовуються традиційні

алгоритми обрахунку маршрутів (Дейкстри, A*, Максимального потоку, тощо) – ця частина поза межами проекту ;

- Проектування альтернативних потоків (направлення руху) з урахуванням завантаженості та пропускної здатності певних ділянок, на базі історичного аналізу попиту за допомогою алгоритмів максимального потоку та з використанням нейронних мереж та симуляції транспортних потоків альтернативних напрямів руху (цей розділ за межами даної роботи)

Як приклад, на рис. 3.1 представлена приблизна архітектура такої системи у загальному вигляді. Окремі елементи реалізовані модулями програми.

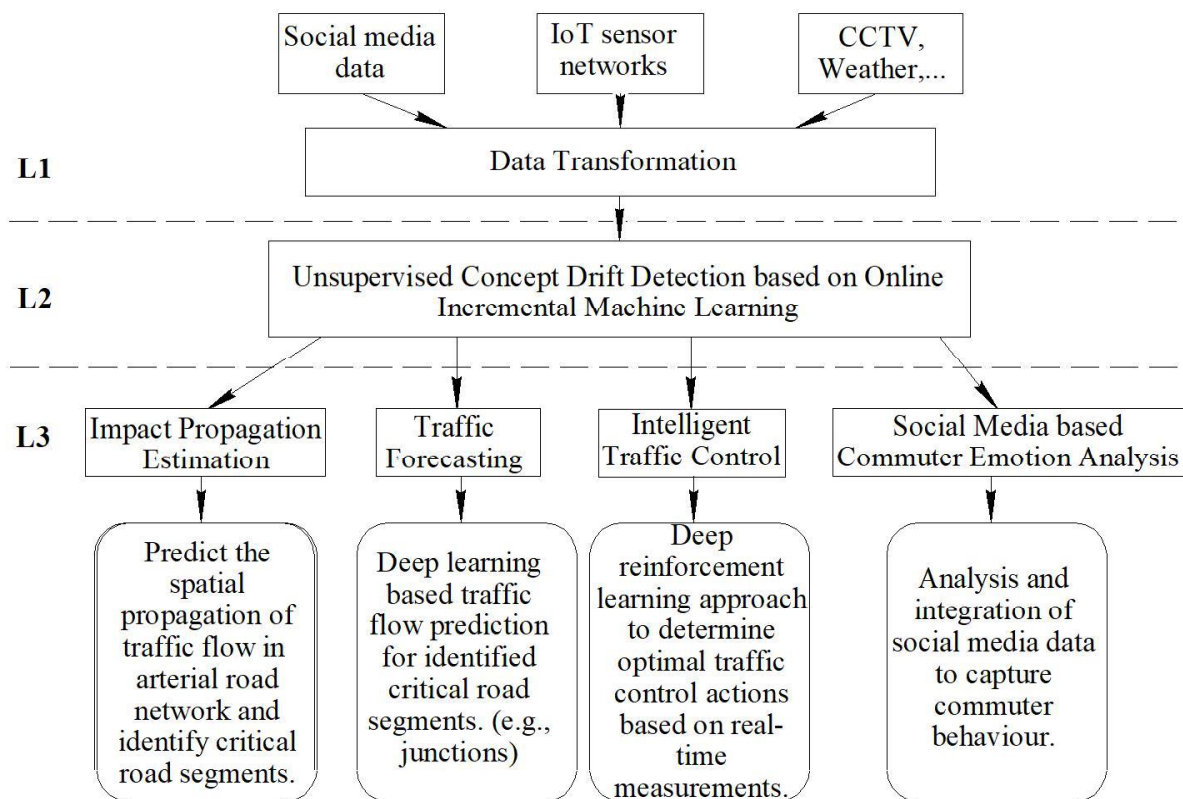


Рисунок 3.1 – Архітектура КІСУ транспортними потоками

Прогнозування трафіку

Критичні сегменти дороги створюють дуже непередбачувані умови руху, і їх можна визначити за допомогою оцінки поширення впливу. Забезпечення відповідних механізмів контролю дорожнього руху для таких критичних

сегментів доріг є важливим аспектом КІСУ потоком автотранспорту для забезпечення безперервного потоку транспорту через мережу магістральних доріг. Щоб розробити відповідний механізм контролю, важливо мати можливість прогнозувати транспортний потік на критичних ділянках дороги. У цьому розділі ми пропонуємо підхід для прогнозування трафіку на основі поточного стану транспортного потоку в оточенні за допомогою моделі глибоких нейронних мереж (DNN).

Попередні зусилля щодо прогнозування дорожнього руху варіюються від моделювання транспортних потоків до останніх досягнень у моделях на основі даних. Завдяки нещодавньому прогресу в парадигмі глибокого навчання дослідницьке співтовариство ІТС доклало зусиль, щоб розширити можливості КІСУ потоком автотранспорту за допомогою моделювання глибокого навчання [17], [27], [28]. У пропонуваній платформі STMP ми представляємо нову DNN на основі LSTM [29] і збагачуємо її можливості прогнозування шляхом включення навколишнього транспортного потоку впливових сегментів дороги.

Стандартні архітектури DNN, засновані на LSTM, намагаються передбачити дані часових рядів окремо, враховуючи єдиний часовий масштаб, де дані часових рядів, наприклад потік дорожнього руху, часто мають часову ієрархію з інформацією, розподіленою за кількома часовими масштабами. З появою каскадно з'єднаних рівнів мереж LSTM абстракція вхідних спостережень за кількома часовими масштабами може бути поетапно виділена для включення в моделювання вхідної моделі [30], [31]. Таким чином, через складну та стохастичну природу дорожнього руху, вигідно моделювати складні залежності між часовими рядами, введеними від транспортного потоку. Нещодавно це було зроблено в [32], де для прогнозування розглядаються кореляції потоку транспортного потоку на цільовій ділянці дороги та сегментах доріг, що знаходяться вище та вниз за течією. Однак важливо зафіксувати просторову кореляцію мережі магістральних доріг, включаючи з'єднані сегменти доріг, які впливають на транспортний потік цільової ділянки дороги.

Ми розробили DNN на основі ієрархічно складеної тривірневої мережевої архітектури LSTM, яка складається з 256, 128 і 64 комірок LSTM відповідно, враховуючи глибшу абстракцію тимчасової ієрархії, яку потрібно навчити моделі прогнозування. Запропонована архітектура DNN фіксує моделі кореляції цільової ділянки дороги та оточуючих її сегментів, які впливають на транспортний потік цільової ділянки дороги, що було визначено за допомогою аналізу поширення впливу. Ця запропонована архітектура DNN дозволила моделі прогнозування включати більшу тривалість поточного та попереднього стану трафіку для прогнозування майбутнього стану трафіку.

КІСУ потоком автотранспорту

Концепція виявлення дрейфу в реальному часі та прогнозування трафіку є корисними вхідними даними для інтелектуального керування трафіком для оптимізації продуктивності мережі. Традиційні підходи до інтелектуального керування трафіком, такі як статичне керування зі зворотним зв'язком (SFC) і оптимальне управління та модельне прогнозне керування (MPC), розроблені на основі багатьох припущень та ідеалістичних моделей [33]. Як наслідок, ці підходи не впораються з динамікою мереж трафіку. Використовуються деякі традиційні методи штучного інтелекту, такі як міркування на основі випадків і системи на основі правил визначено керуючі дії на основі записаних схожих ситуацій (з історичних даних або офлайнного моделювання) або на основі простих правил «якщо-тоді». Однак ці методи не мають механізму навчання для автоматичного оновлення своєї моделі. Крім того, вони не мають потужних висновків, щоб мати справу з невидимими ситуаціями.

DNN у поєднанні з навчанням з підкріпленням, яке зазвичай називають Deep Reinforcement Learning (DRL) [34], є загальним і гнучким способом розробки інтелектуальних та адаптивних систем керування трафіком. На рис. 3.2 показано метод DRL для інтелектуального керування трафіком у запропонованому STMP. Метою DRL є вибір найбільш підходящої програми керування, яка визначає тривалість кожної фази часу для кожного світлофора в

мережі. У цьому методі спочатку вибирається область інтересу, а відповідна дорожня інфраструктура цієї території отримується за допомогою даних OpenStreetMap (OSM) [35]. Оскільки тестування алгоритму в реальному середовищі є дуже дорогим, розробляється віртуальне середовище (шляхом моделювання) як засіб перевірки ефективності розробленого контролера. У нашій реалізації ми передаємо інформацію про дорогу та дані про дорожній рух у TraCI-SUMO [36] для створення сценаріїв моделювання. Кожен запуск симуляції триває дві години, і інформація (s, a, r, s') про поточний стан (s) , дію (a) , винагороду (r) і новий стан s записується кожні 10 хвилин, у якому $s \xrightarrow{a} r, s'$.

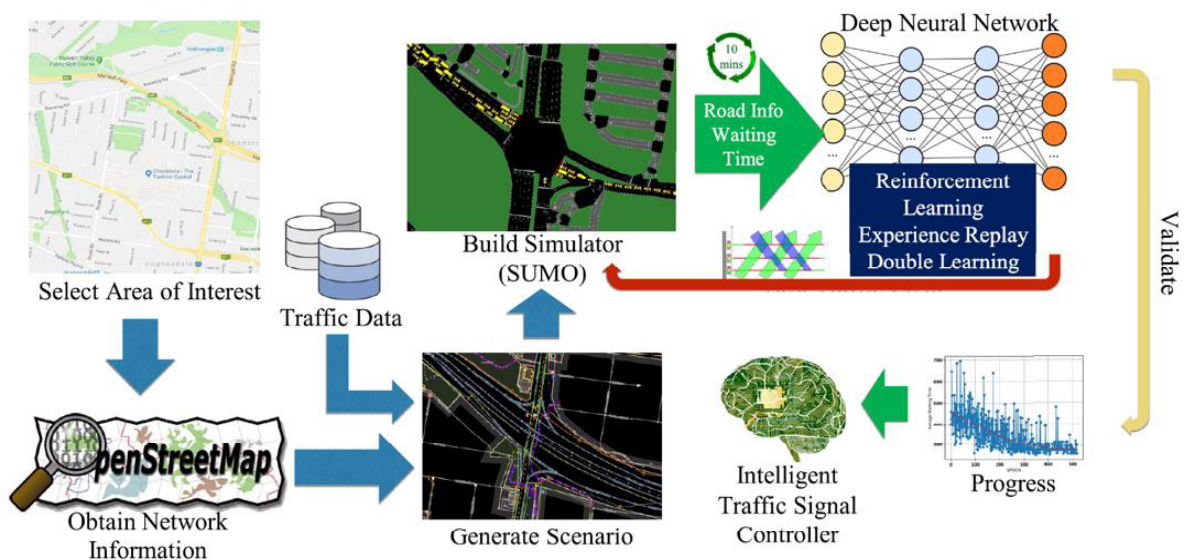


Рисунок 3.2 – Глибоке навчання з підкріпленням для адаптивного керування трафіком

Вхідними даними для алгоритму DRL є кількість транспортних засобів, які рухаються всіма смугами в мережі (кожен сегмент дороги може мати багато смуг). На основі вхідних даних DRL обчислить очікувані значення для кожної дії (наприклад, програми керування), і дія з найвищими очікуваними значеннями буде обрана та застосована до мережі трафіку. Запропонований метод DRL має два повністю пов'язаних прихованих шару. Два прихованих шари використовують Rectified Linear Unit (ReLU) як активатори. Розмір

вихідного рівня - це кількість керуючих програм M (тобто дія $a \in \{C1, \dots, CM\}$, які ми хочемо вибрати, і використовуються лінійні активатори. На початку кожного інтервалу часу вибирається найбільш підходяща програма керування,

$$a_t = \begin{cases} C_r & rand < \epsilon \\ \operatorname{argmax}_a Q(s', a) & otherwise \end{cases} \quad (3.1)$$

де $rand$ – це випадкове число від 0 до 1,

ϵ – це коефіцієнт дослідження, який зменшується з часом,

C_r – програма випадкового керування.

У запропонованому алгоритмі DRL застосовується Q-навчання, в якому DNN використовується для представлення функції Q [39]. Для підвищення стабільності функції Q в тренувальному процесі, ми використовуємо подвійне навчання та відтворення досвіду:

$$Q(s, a) = r + \gamma \tilde{Q}(s', \operatorname{argmax}_a Q(s', a)) \quad (3.2)$$

де $Q(s, a)$ – первинна мережа Q ,

$\tilde{Q}(s, a)$ – цільова мережа,

γ – коефіцієнт дисконтування.

Доведено, що цей трюк значно покращує ефективність Глибокого Q-навчання.

Винагорода, отримана за кожен інтервал часу (наприклад, 10 хвилин), розраховується як:

$$r_t = \begin{cases} W_t - W_{t-1} & \text{if } (W_t - W_{t-1}) < 0 \\ -P * (W_t - W_{t-1}) & otherwise \end{cases} \quad (3.3)$$

де W_t – середнє очікування транспортних засобів, які рухаються по мережі руху в інтервалі часу t ,

P – штраф за уповільнення руху.

На основі записаних станів, дій і винагород DRL оновить свої параметри (тобто ваги з'єднання), щоб оптимізувати свої рішення за допомогою зворотного поширення. У цьому методі контролер трафіку може запускатися за допомогою механізмів, заснованих на часі (наприклад, кожні п'ять хвилин) або на основі подій (наприклад, шляхом виявлення аномалії).

Після проведення огляду різних наборів послуг архітектур ARC-IT, FRAME та ISO було вибрано кілька елементів для побудови відповідної архітектури для КІСУ потоком автотранспорту. В архітектурі ARC-IT областю обслуговування, яка найкраще підходить для КІСУ потоком автотранспорту є область управління трафіком. Після перегляду послуг, запропонованих у цій сфері, було розглянуто послуги контролю сигналів дорожнього руху і послуги вимірювання дорожнього руху, оскільки система повинна вимірювати потік транспорту на перехресті, щоб визначити найкращий час для їхніх сигналів світлофора, таким чином зменшуючи транспортний засіб час очікування. Як приклад такого схематичного представлення в форматі ARCIT зображено на рис. 3.3.

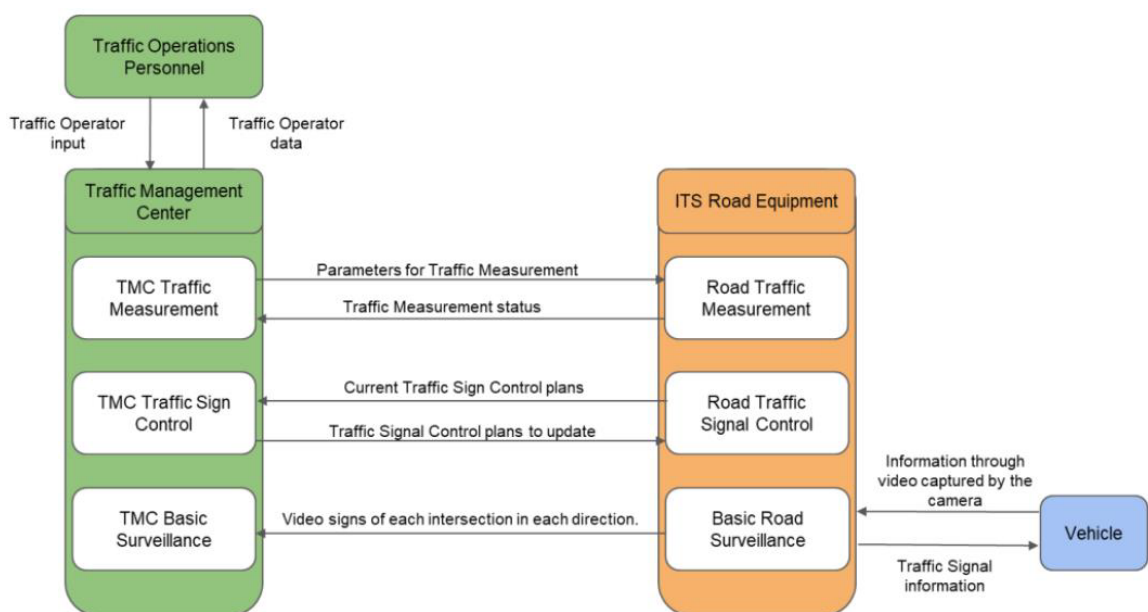


Рисунок 3.3 – Архітектура проекту в форматі ARC-IT [23]

Функціональний модуль «Відео спостереження» (біле поле на рис. 3.3) відповідає за захоплення та передачу відеосигналів з кожного з напрямків певного перехрестя до ТМС. Цей функціонал дозволяє візуалізувати рівень відеозавантаженості певного перехрестя за сигналами світлофора. Функціональний модуль «Управління рухом» перетворює відеосигнали в дані для визначення довжини черги транспортних засобів у кожному напрямку перехрестя. Ці дані також надсилаються до ТМС. Нарешті, функціональний модуль, визначений як «Управління світлофорами», контролює програмування відповідних фаз сигналів світлофорів на певному перехресті.

На рис. 3.4 представлено основні модулі, що використовуються для реалізації способу управління транспортним потоком.



Рисунок 3.4 – Схема основних модулів, які розглянуто в способі регулювання транспортного потоку

Для кожного із запропонованих модулів пропонується окремий підхід, пов'язаний з особливостями їх роботи та вимогами, щодо можливості миттєво реагувати на зміну стану (завантаженості транспортних вузлів).

Модель управління транспортним потоком передбачає використання тестових або реальних даних транспортних потоків певного міста, з аналізом даних за допомогою нейромереж. Отримані результати використовуються, як прогнозна модель завантаженості певних шляхів та є вхідними даними для побудови альтернативних маршрутів проїзду, та окремо є вхідними даними для системи управління світлофорами, а саме їх часових налаштувань. Крім того, ця інформація є вхідною для системи попередження та контролю швидкості по полосах руху. У Києві встановлено 7975 регульованих світлофорів, понад 700 з яких підключені до автоматизованої системи регулювання дорожнього руху. Залежно від завантаженості автомагістралей, фахівці ЦДР можуть включати на одній ділянці до восьми різних координаційних планів, які відповідають ранковим, обіднім, вечірнім годинам пік і міжпіковим періодам. Така система отримала назву Green Wave, і планувалося, що впровадження такого алгоритму впорядкує рух транспорту та збільшить пропускну спроможність доріг столиці на 20-25%. Тому основний акцент зроблено на системі управління світлофорами.

3.2 Впровадження способу управління потоками за допомогою світлофорів

На рис. 3.5 представлена схема прототипу з вибраними компонентами, модулями та технологіями

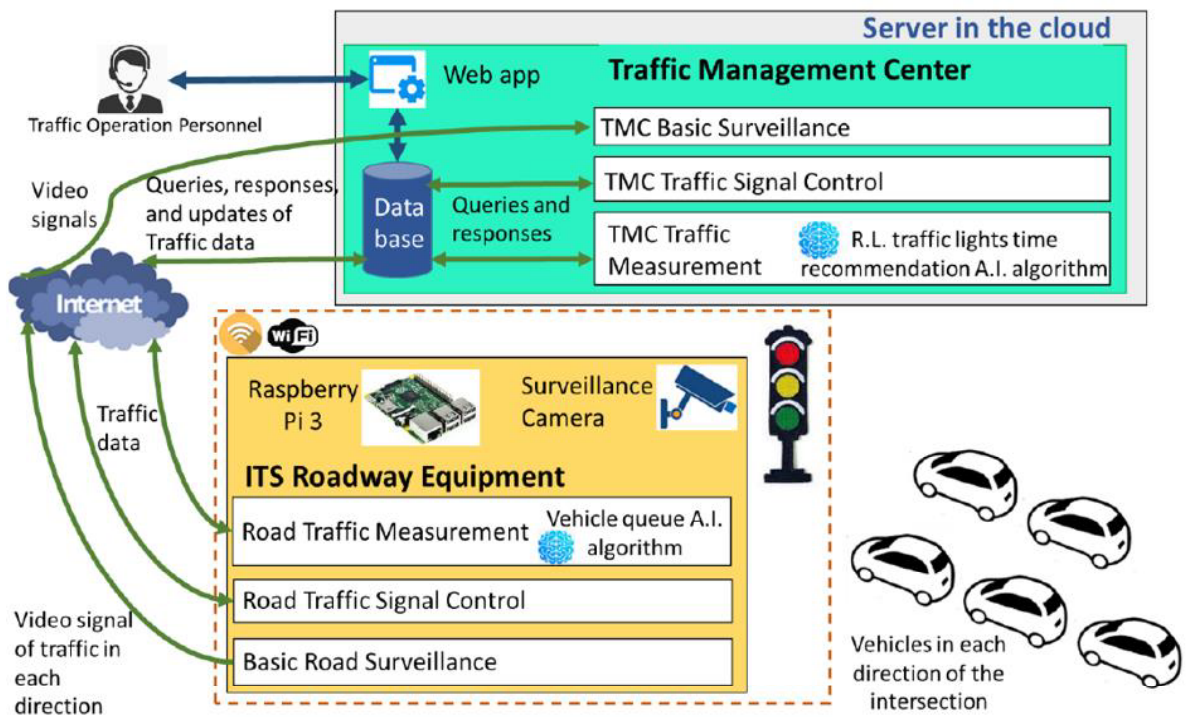


Рисунок 3.5 – Пропонована схема системи управління світлофорами

На рис. 3.5 наведено два фізичні компоненти пропонованої схеми:

1. **ITS Roadway Equipment (ITS RE).** Складається з одноплатного комп'ютера Raspberry Pi 3 (SBC) і камери спостереження, розташованої в структурі кожного зі світлофорів на перехресті. Raspberry Pi SBC містить три функціональні модулі ITS RE: базове спостереження за дорогами, керування сигналами дорожнього руху та вимірювання дорожнього руху.

2. **Центр організації дорожнього руху (ЦУП).** ТМС знаходиться на сервері в хмарі. Трьома функціональними модулями ТМС є: базове спостереження (ТМС BS), контроль дорожнього руху (ТМС ТС) і вимірювання дорожнього руху (ТМС RTM).

Функціональні модулі пропонованої схеми:

1. **Базовий модуль спостереження за дорогами (ITS RE BRS)** відповідає за захоплення зображення дороги на кожній смузі руху (за допомогою камери спостереження) і передачу його в ТМС. Цей модуль може фіксувати відеосигнал з кожного з напрямків на перехресті (використовуючи камеру в кожному напрямку), щоб зменшити витрати.

2. Модуль контролю дорожніх сигналів (ITS RE RTSC) надсилає поточний план сигналів світлофорів від ITS RE до TMC; цей план визначає порядок зміни світлофорів перехрестя та тривалість зеленого світла кожного із сигналів. Ця інформація дозволяє визначити стан перехрестя на ТМЦ. Цей модуль також отримує оновлення плану сигналів світлофора (від TMC), щоб налаштувати їх відповідно до інструкцій, виданих персоналом з експлуатації руху (ТОР).

3. Модуль вимірювання дорожнього руху (ITS RE RTM) переглядає відеосигнали поточного руху в кожному напрямку перехрестя та підраховує транспортні засоби, що очікують (розмір черги), для цього він періодично знімає зображення, виявляє та підраховує транспортні засоби, що очікують, за допомогою комп'ютерного зору. алгоритм. Використаний алгоритм був адаптацією алгоритму YOLO v3 [51]. YOLO версії 3 – це система виявлення об'єктів у реальному часі, яка, на відміну від інших систем, таких як згорточні нейронні мережі на основі регіону (R-CNN), застосовує одну нейронну мережу до всього зображення. Ця мережа ділить зображення на регіони та генерує обмежувальні рамки та ймовірності для кожного регіону, що робить цю систему в 100 разів швидшою за Fast R-CNN [52].

4. Модуль TMC Basic Surveillance (TMC BS) отримує відеосигнали з кожного з чотирьох напрямків перехрестя та представляє їх у веб-додатку, з яким взаємодіє ТОР. Бібліотека Flask Python [53] і програма для тунелювання Ngrok [54] використовувалися для одночасного представлення чотирьох відеосигналів у веб-додатку.

5. Модуль TMC Traffic Control (TMC TC) запитує параметри вимірювання трафіку з бази даних системи та передає їх до RTM. Крім того, модуль TMC TC запитує ITS RE про поточний стан руху на перехресті. Він запитує поточний стан черги транспортних засобів (коротка чи довга) і час зеленого світла для кожного з напрямків перехрестя (короткого чи довгого). Отримана відповідь є 8-бітним масивом, де чотири старші біти (MSB) є часом зеленого світла на кожному сигналі світлофора (0 для короткого часу, 1 для

тривалого часу); а чотири молодших біта (LSB) представляють розмір черги транспортного засобу в кожному напрямку (0 для короткої черги, 1 для довгої черги).

6. Модуль TMC Traffic Measurement (TMC TM) аналізує поточний стан дорожнього руху за параметрами, отриманими з модуля TMC TC, і дає рекомендації щодо оновлення тимчасового плану сигналізації перехрестя. У цьому модулі для таких цілей використовується алгоритм штучного інтелекту з рекомендаціями світлофора RL. Якщо запропонована рекомендація відрізняється від поточного стану, вона представляється ТОП-у веб-додатку, щоб вона могла визначити, чи оновлювати план сигналів світлофора через модуль RTSC.

Потоки даних між функціональними модулями ITS RE та TMC:

1. Параметри вимірювання трафіку. Ця інформація надсилається з модуля TMC TM до ITS RE RTM через запит бази даних. Параметри визначають три аспекти: періодичність (у секундах) вимірювання трафіку в ITS RE; максимальний розмір черги транспортних засобів у кожному із напрямків перехрестя; і значення (в секундах) короткого і довгого часу зеленого світла в кожному з напрямків перехрестя.

2. Статус вимірювання трафіку. Відповідне повідомлення від ITS RE RTM до TM TMC. Містить кількість транспортних засобів, ідентифікованих алгоритмом AI (розміри черги) на перехресті. Ця інформація зберігається в базі даних.

3. Діючий план регулювання сигналів світлофора. Інформація про поточні фази сигналу світлофора та цикл на перехресті кодується в рядку (наприклад, STSTLTLT, що означає короткий час, короткий час, довгий час і довгий час для кожного напрямку перехрестя), який надсилається з ITS RE RTSC модуля до відповідного модуля в TMC. Фази сигналів світлофора включають порядок зміни сигналів світлофора та час зеленого світла (у секундах) для кожного з них; ця інформація також зберігається в базі даних.

4. Оновлення плану регулювання світлофорів. Повідомлення, надіслане від модуля TMC TSC до відповідного модуля ITS RE через базу даних для оновлення фаз сигналу світлофора на основі рекомендацій, які були визначені за допомогою алгоритму AI. Повідомлення включає порядок, у якому змінюються сигнали світлофора, і час зеленого світла (у секундах) для кожного сигналу світлофора, закодований у рядку (наприклад, LTLTSTST).

5. Відеозаписи перехрестя в кожному напрямку. Це повідомлення містить відеоканали (у низькій або середній роздільній здатності) перехрестя в кожному напрямку, щоб персонал дорожнього руху (TOP) міг переглядати відповідні відео.

RL Traffic Signal Time Recommendation AI Algorithm

Процес RL пояснюється на рис. 3.6. Малюнок ідентифікує згадані елементи (стани, дії, винагороду та середовище). Агент спочатку переглядає системне середовище (поточний стан і можливі дії), потім вирішує, яку дію виконати (серед можливих, визначених у середовищі), виконує дію і у відповідь отримує винагороду та новий стан. Цей процес безперервно повторюється до досягнення оптимального стану.

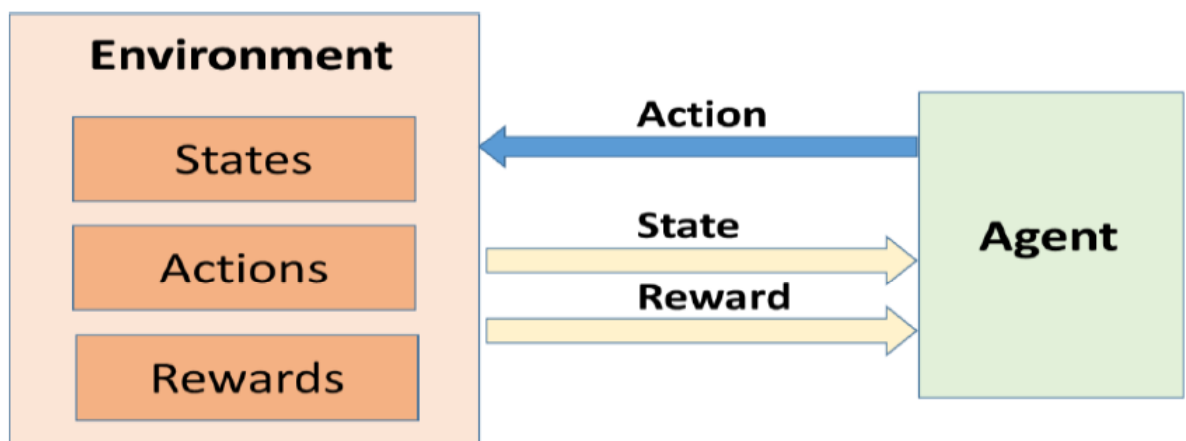


Рисунок 3.6 – Процес RL

Метою алгоритму RL є мінімізація довжини черги транспортних засобів на перехрестях, для чого встановленою винагородою є зменшення черги

транспортних засобів у кожному з напрямків. Дія, виконана агентом, генерує новий стан у сигналах світлофора (новий час фази). Цей новий стан, можливо, збільшить або зменшить розмір кожної черги транспортних засобів. Алгоритм має на меті зменшити довжину всіх довгих черг із новим призначеним станом, отже, одержуючи найвищу винагороду. Якщо цього не станеться, отримана винагорода буде змінюватися (відповідно до встановленої політики). Алгоритм переглядає новий стан черги транспортного засобу через два цикли сигналу після зміни стану.

Спосіб реалізації на базі локального агента (світлофору) – управління на базі визначення завантаження перехрестя

Перший рівень модульного способу управління транспортними потоками включає модуль який включає в себе елемент (камера або датчики) розпізнавання завантаженості шляхів (на перехрестях) та автоматичного регулювання за визначеним пріоритетом. На рисунку 3.7 представлено Т-перехрестя, як приклад моделювання



Рисунок 3.7 – Приклад перехрестя та керування світлофорами

Запропонована система отримує зображення (або дані з інших датчиків) з камер відеоспостереження на транспортних розв'язках, як вхідні дані для розрахунку інтенсивності руху в реальному часі за допомогою обробки зображень і виявлення об'єктів. Цю систему можна розділити на 3 модулі:

модуль виявлення транспортних засобів, алгоритм перемикання сигналів і модуль моделювання. Зображення передається в алгоритм виявлення транспортного засобу, який використовує YOLO (натренована модель розпізнавання об'єктів) Додаток Г. Визначається кількість транспортних засобів кожного класу, таких як автомобіль, велосипед, автобус і вантажівка, для розрахунку щільності руху. Алгоритм перемикання сигналів використовує цю щільність, щоб встановити таймер зеленого сигналу для кожної смуги. Час червоного сигналу оновлюється відповідно. Час зеленого сигналу обмежено максимальним і мінімальним значенням, щоб уникнути блокування певної смуги.

Спосіб розраховано на реалізацію за допомогою систем Ардуїно, Респбері, або інших достатніх для навчання, розпізнавання завантаженості шляхів та можливості адаптації у реальному часі тривалості певних сигналів світлофору.

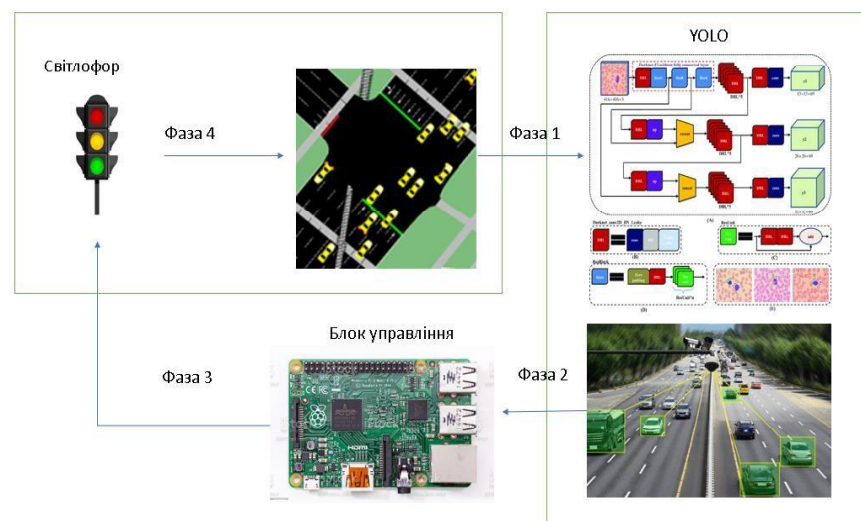


Рисунок 3.8 – Приклад технічної реалізації системи розпізнавання та керування за допомогою мікрокомп'ютера або мікрочіпів та актуаторів (датчиків)

Фаза 1.

Отримайте зображення кожної смуги в реальному часі. Камера надсилає зображення через регулярні короткі проміжки часу до нашої системи.

Фаза 2.

Сканування та визначення щільності трафіку. Система визначає кількість автомобілів на смузі руху i , отже, обчислює її відносну щільність відносно інших смуг.

Фаза 3

Введіть ці дані в модуль розподілу часу. Модуль розподілу часу отримує вхідні дані (як щільність трафіку) від цієї системи та визначає оптимізований та ефективний часовий інтервал.

Фаза 4

Результатом будуть часові інтервали для кожної смуги відповідно, мікропроцесор передає це значення на відповідний світлофор.

Розумна система світлофорів, яка використовує дані датчиків, зв'язок і автоматизовані алгоритми, була розроблена для більш плавного руху транспорту. Метою було оптимально контролювати тривалість зеленого для конкретного світлофора на перехресті. Сигнали світлофора не повинні блимати постійно одним і тим же зеленим світлом, а повинні залежати від кількості присутніх автомобілів. При інтенсивному русі в одному напрямку зелене світло має горіти довше; менше трафіку має означати коротші зелені.

Система має два налаштування – базове – фіксована тривалість (дефолт установка). Та система автоматичної адаптації до завантаженості, на основі навчання та розпізнавання об'єктів (база YOLOv3). На рисунку показаний аналіз ефективності розпізнавання об'єктів [24].

YOLOv3 досягає найкращого співвідношення швидкості та точності на наборі даних MS COCO, великомасштабному наборі даних виявлення об'єктів..

YOLO версії 3 — це система виявлення об'єктів у реальному часі, яка, на відміну від інших систем, таких як згорткові нейронні мережі на основі регіону (R-CNN), застосовує одну нейронну мережу до всього зображення. Ця мережа ділить зображення на регіони та генерує обмежувальні рамки та ймовірності

для кожного регіону, що робить цю систему в 100 разів швидшою за Fast R-CNN.

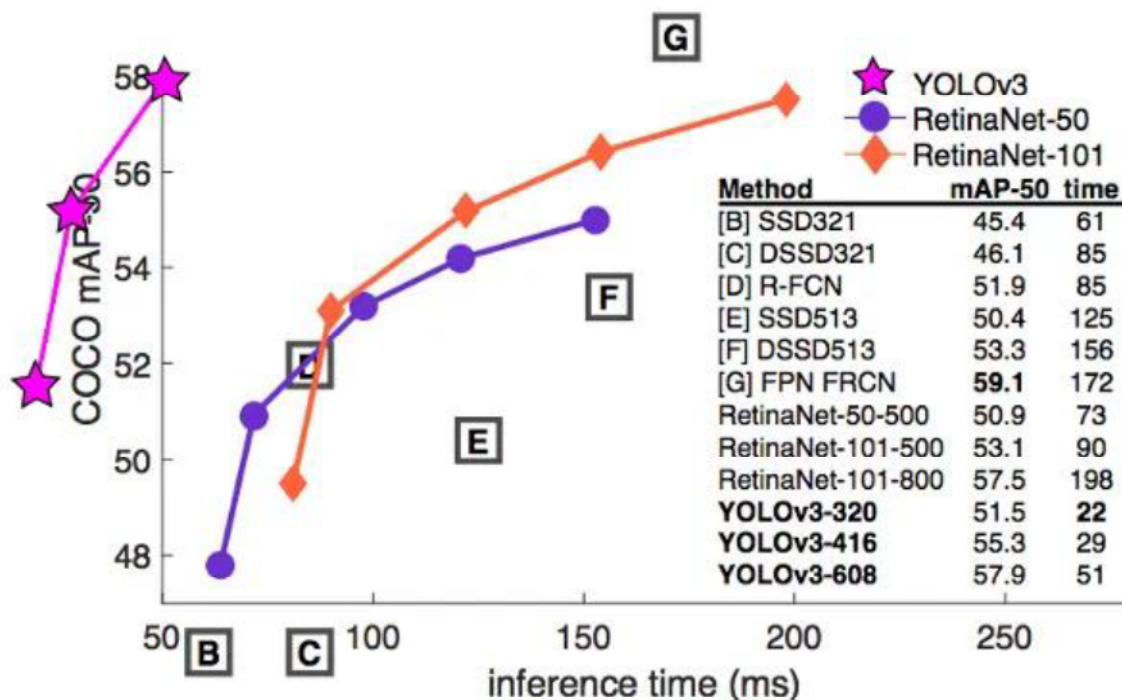


Рисунок 3.9 – Порівняльний графік ефективності YOLO [24]

Модель тренували за допомогою попередньо підготовлених ваг, завантажених із веб-сайту YOLO. Конфігурацію файлу .cfg, який використовується для навчання, було змінено відповідно до специфікацій моделі. Кількість вихідних нейронів на останньому шарі було встановлено рівним числу класів, які модель повинна виявити шляхом зміни змінної 'classes'. У нашій системі це було 4, а саме. Автомобіль, велосипед, автобус/вантажівка та мотоцикл. Кількість фільтрів також потрібно змінити за формулою $5 \cdot (5 + \text{кількість класів})$.

Фактично програма керує фазами роботи світлофора, які представлено на рисунку знизу.



Рисунок 3.10 – Фази роботи світлофора

Цей спосіб є простим в плані реалізації та ефективним с точки зору надійного простого рішення локального рівня. Але він не бере до уваги ситуацію на інших перехрестях.

Спосіб реалізації на базі RL (reinforcement learning) (світлофору)

Метою алгоритму RL є мінімізація довжини черги транспортних засобів на перехрестях, для чого встановленою винагородою є зменшення черги транспортних засобів у кожному з напрямків. Дія, виконана агентом, генерує новий стан у сигналах світлофора (новий час фази). На рисунку 3.11 представлено узагальнене коло навчання за Q алгоритмом.

Цей новий стан, можливо, збільшить або зменшить розмір кожної черги транспортних засобів. Алгоритм має на меті зменшити довжину всіх довгих черг із новим призначеним станом, отже, одержуючи найвищу винагороду. Якщо цього не станеться, отримана винагорода буде змінюватися, відповідно до встановленої політики.

Deep Q-Network

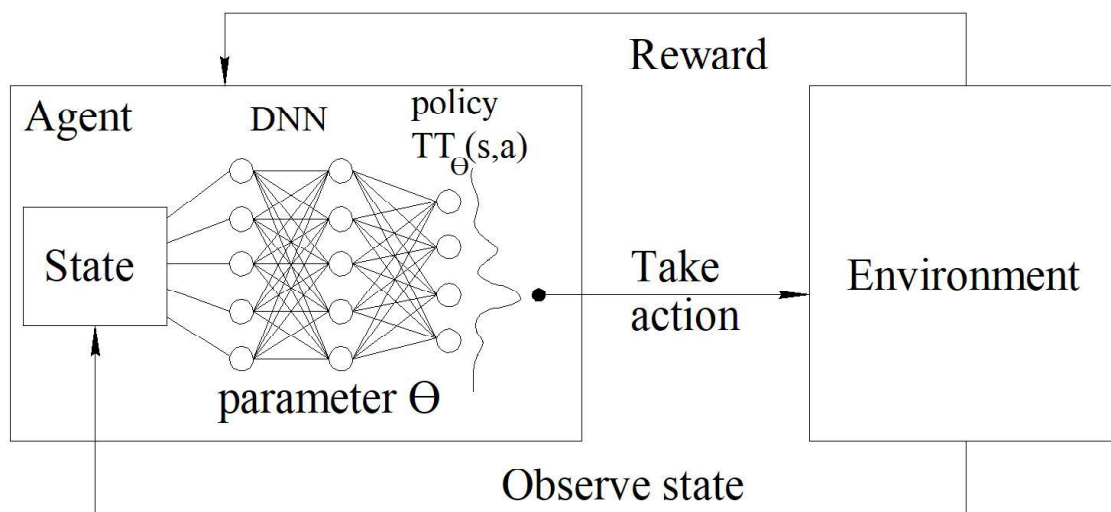


Рисунок 3.11 – Коло навчання мережі в моделі RL

DQN використання в програмі

Q-навчання – це алгоритм навчання з підкріпленням. Алгоритм оцінює остаточну винагороду в кожному стані замість досягнення кінцевого стану, відстеження та оновлення функції значення. Це дає можливість використовувати Q-навчання в середовищі без кінцевого стану

Це навчання буде виконано лише під час першого виконання алгоритму; під час кожного запуску алгоритму Q-значення оновлюються, тому алгоритм постійно навчається.

Після завершення навчання починається робота з регулювання дорожнього руху. Агент піддається впливу навколишнього середовища та отримує різні винагороди, виконуючи різні дії. Значення Q оновлюються за допомогою наступного рівняння :

$$Q^*(st, ac) \leftarrow (1-\alpha)Q(st, ac) + \alpha(rw + \max Q(\text{наступний стан, усі дії}))$$

де $Q^*(st, ac)$ – нове Q-значення,

$Q(st, ac)$ – поточне Q-значення для пари стан–дія,

α ($0 < \alpha \leq 1$) – швидкість навчання,

rw – винагорода, отримана від навколишнього середовища,

а γ ($0 \leq \gamma \leq 1$) – ставка дисконту, яка визначає, наскільки важливі майбутні винагороди. Параметри α (альфа) і γ (гама) відомі як «гіперпараметри» в алгоритмах Q-навчання.

На рисунку 3.12 представлена блок-схема, що пояснює роботу алгоритму.

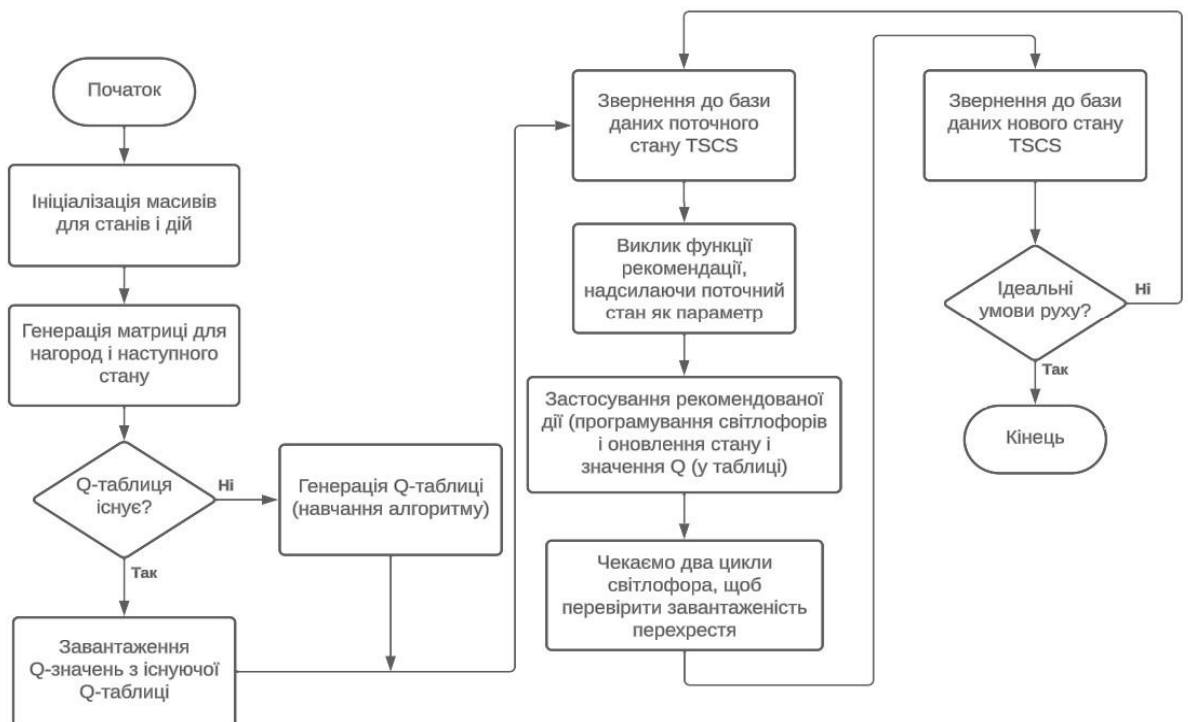


Рисунок 3.12 – Блок-схема алгоритму RL

Оскільки неможливо було протестувати систему інтегровано з усіма модулями в реальному середовищі, було запропоновано розробку моделювання за допомогою відповідного програмного забезпечення (SUMO). Приклад алгоритму DQN представлено з реалізацією на SUMO на рис.3.13

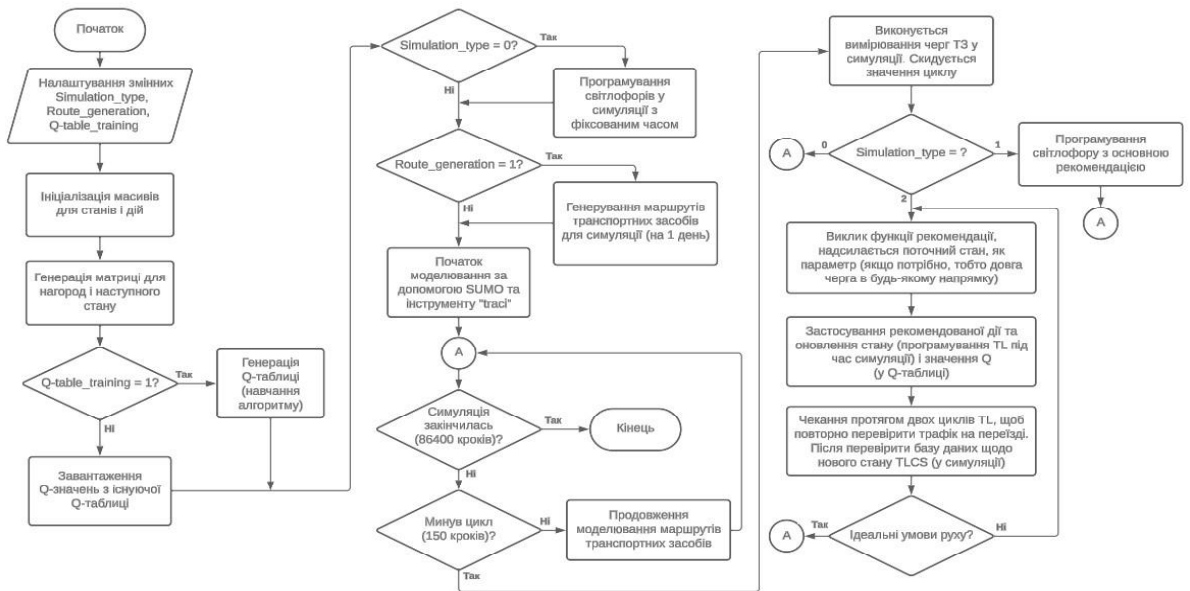


Рисунок 3.13 – Алгоритм DQN з використанням симуляції в SUMO [23]

Основні підходи до керування світлофорами поділяють на централізоване, кластерне та індивідуальне. Основна проблема централізованої системи – це проблема розмірності, яка зростає з додаванням агентів у систему навчання, що створює обчислення доволі складним та довготривалим, що не є прийнятним якщо потрібна робота у реальному часі. На рис. 3.14 зображена проблема централізованого управління, пов’язана з поняттям Прокляття розмірності та проблемами обчислення станів.

Suppose:

- each intersection has 4 actions
- N intersections in total 4^N actions

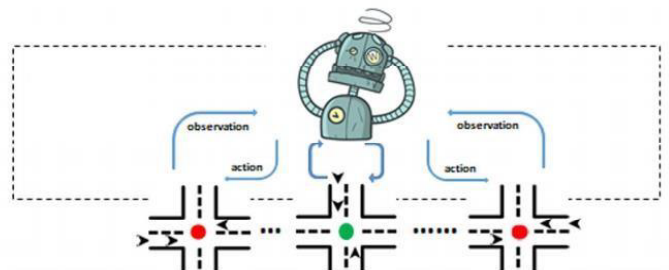


Рисунок 3.14 – Проблема розмірності у централізованій системі управління світлофорами [25]

Кластерна (координація з найближчими сусідами) система є більш практичною для реалізації та розглядається як можливий варіант розвитку

програмного продукту, але в даному випадку не використовувалась. На рис. 3.15 представлена концепція координації дій сусідніх агентів (світлофорів). Як показують дослідження, ця система є більш ефективною ніж індивідуальна.

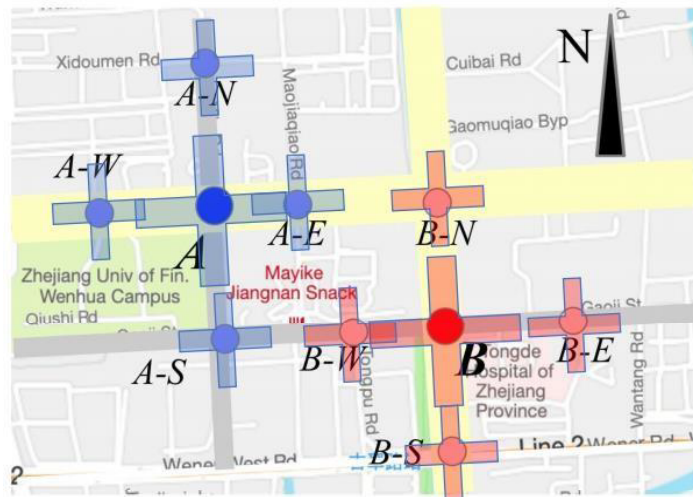


Рисунок 3.15 – Кластерна система керування світлофорами [25]

Для реалізації програми керування світлофорами з навчанням за алгоритмом DQN було обрано індивідуальну модель, оскільки з технічної точки зору це простіше для реалізації та демонстрації. На рис. 3.16 представлена схематично така система.

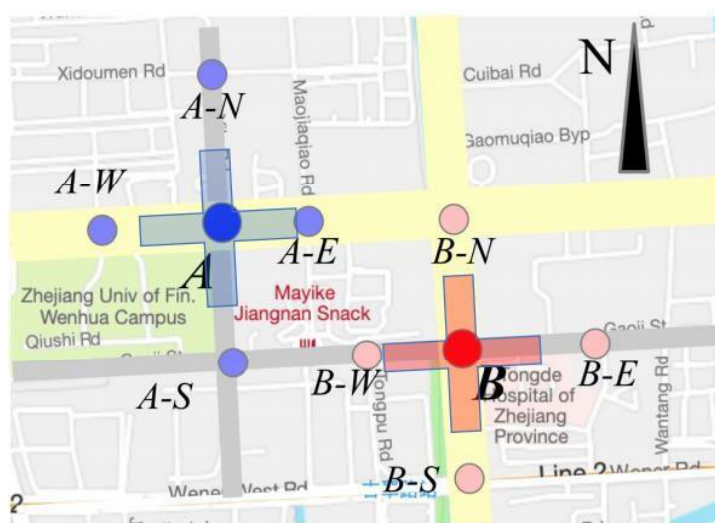


Рисунок 3.16 – Індивідуальна система керування світлофором [25]

Архітектура модуля тренування та прогнозування руху на перехресті та тренування роботи світлофора, відповідно до моделі завантаженості.

Система управління світлофором, реалізована за допомогою навчання з підкріпленням. Для подальшого покращення ефективності навчання DQN інтегровано градієнтний алгоритм метанавчання. Він належить AutoRL і може регулювати параметр гамма під час навчання. Експерименти показують, що це сприяє конвергенції функції Q-value і певною мірою уникає переоцінки, особливо у випадку невідповідних налаштувань навчання, тоді як DQN зазнає невдачі в навчанні.

Експерименти призначені для порівняння продуктивності навчання з використанням різних алгоритмів (DQN) з різними оптимізаторами (SGD, RMSprop).

Модель завантаженості формується шляхом симуляції станів (State) з використанням модуля SUMO-GUI. Налаштування моделюються на певну геометрію. В принципі, можна використати реальні мапи, та архітектуру побудовану відповідно на геометрії та реальних потоках транспорту. Для такої побудови необхідно визначити статистику руху за певними маршрутами, з відповідним навантаженням по годинам. Але для моделювання руху та аналізу можна використати гіпотетичну модель мікроруху на окремому перехресті.

Головним модуль програми main.py відповідає за завантаження агента навчання, в даному випадку це Q-learning алгоритм та запуску середі симуляції sumo-gui. Фактично модуль навчання аналізує рух на перехресті та визначає оптимальний варіант регулювання (послідовності перемикання сигналів світлофору). Всі основні налаштування моделі навчання, можуть змінюватись за допомогою флагів (які фактично виконують роль API).

Основні флаги моделі:

Кількість епізодів - ('num_episodes', 601, ")

Агент навчання - ('network', 'dqn', ")

Визначення моделі тренування чи навчання ('mode', 'train', ")

Визначення оптимізаторів ('use_sgd', True, 'Training with the optimizer SGD or RMSprop').

Такими чином програма виконує наступні фази:

Фаза 1 – Запуск налаштованого середовища SUMO та генерація руху транспорту. Роботу світлофорів. Дані щодо статистики руху всіх авто та витраченого часу на проходження перехрестя за умов затримки на світлофорах.

Фаза 2 - На основі цих даних – агент навчання – світлофор – тестує різні фази роботи в залежності від кількості ваг та винагороди – визначає оптимальний варіант роботи. Функція винагороди в даному випадку це мінімізація витрат часу всіма транспортними засобами, що проходять перехрестя. На рис. 3.17 представлений фрагмент навчання моделі.

```
Step #1001.00 (0ms ?*RT. ?UPS, TraCI: 4ms, vehicles TOT 743 ACT 54 BUF 13)
i_episode: 598
eps_threshold = : 0.8346946746653232
learn_steps: 121280
gamma: tensor(0.9001)
Step #1001.00 (0ms ?*RT. ?UPS, TraCI: 7ms, vehicles TOT 746 ACT 81 BUF 10)
i_episode: 599
eps_threshold = : 0.834446867660534
learn_steps: 121776
gamma: tensor(0.9001)
```

Рисунок 3.17 – Навчання моделі

Фаза 3 – формування ваг тренування та можливість використання налаштованої моделі для регулювання перехрестя у децентралізованій системі.

В результаті навчання ми отримуємо результати навчання моделі та ваги отримані після навчання можна використовувати для роботи світлофора в режимі більш ефективному ніж, наприклад фіксований світлофор.

Показник ефективності в даному випадку – час витрачання на чергу.

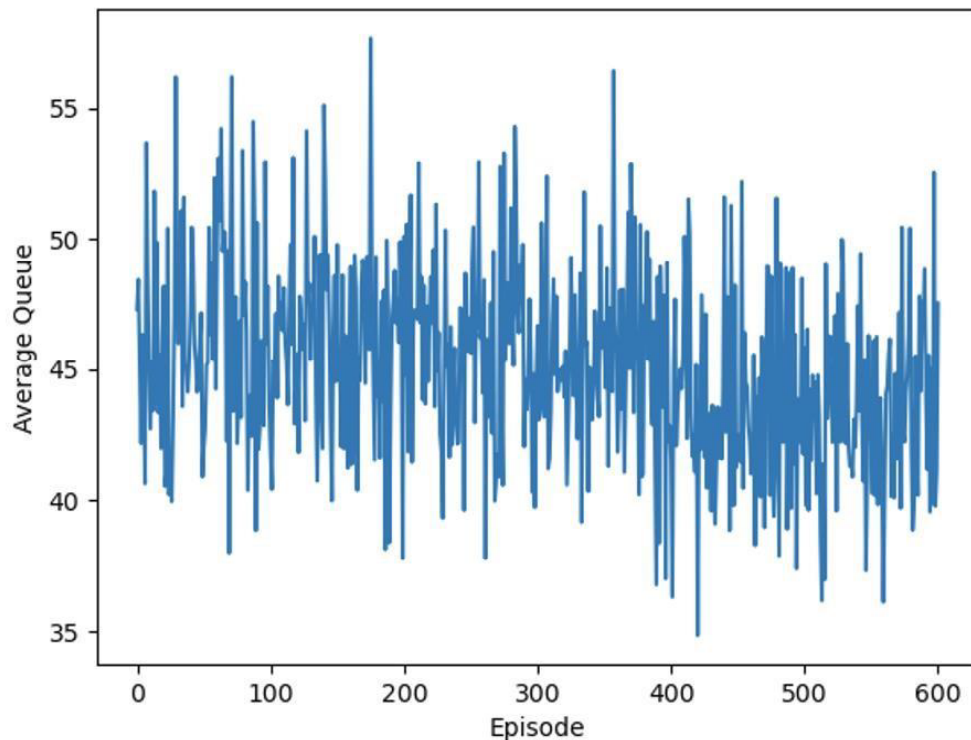


Рисунок 3.18 – Результат навчання мережі

Після навчання мережі на конкретних прикладах, можна застосувати ваги для реалізації у конкретних умовах. В даному випадку для демонстрації результату використовуємо той же симулятор SUMO.

Таким чином у цьому модулі ми реалізуємо модель навчання системи керування світлофором використовуючи не показники аналізу завантаженості певних напрямків та наданням пріоритету завантаженим, шляхом аналізу відео за допомогою алгоритмів розпізнавання YOLO чи інших, або за допомогою використання датчиків, а за допомогою методів нелінійного аналізу та пошуку, оптимального часу перемикання фаз світлофора. Хоча застосування навчання за допомогою того ж Q- learning (DQN) алгоритму і вважається ефективним, все ж його застосування на окремому перехресті є обмеженим. На рис. 3.19 показано моделювання вже на базі навченого агента (світлофора) шляхом передачі даних симулятору SUMO.

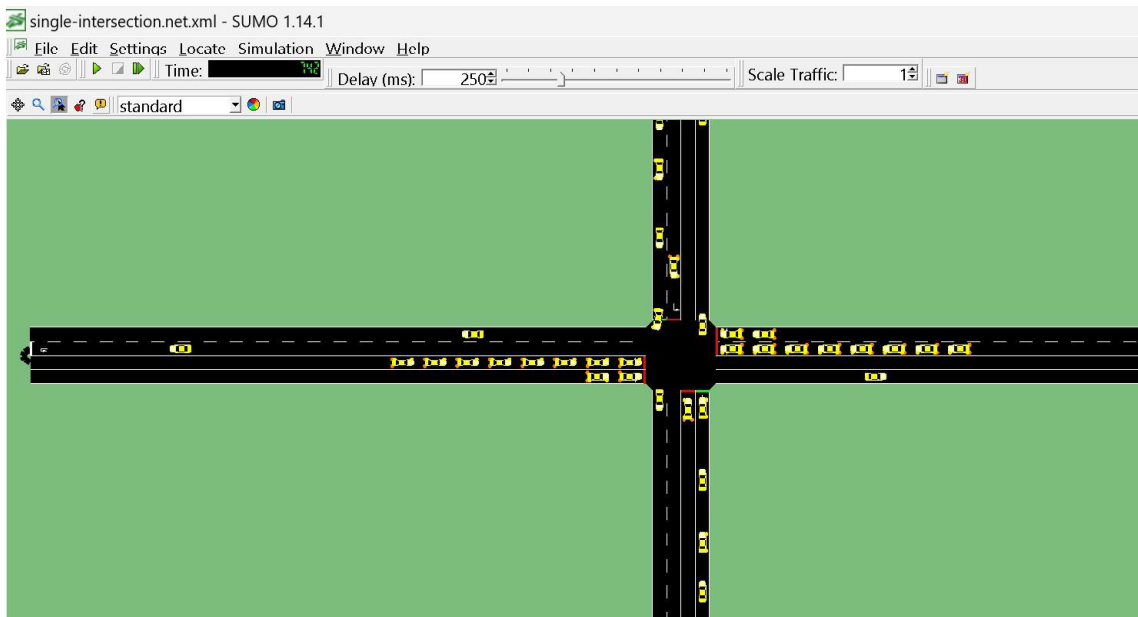


Рисунок 3.19 – Демонстрація навченого агента за DQN алгоритмом

Але основне значення має порівняння застосованого алгоритму навчання з базовим варіантом – без застосування навчання. Статистика яку надає симулятор SUMO надає можливість порівняти «Час втрат на черги».

Наприклад на рис. 3.20 показано порівняння застосованої моделі- умовно від базового варіанту до найкращого за умов певних налаштувань та тренувань мережі.

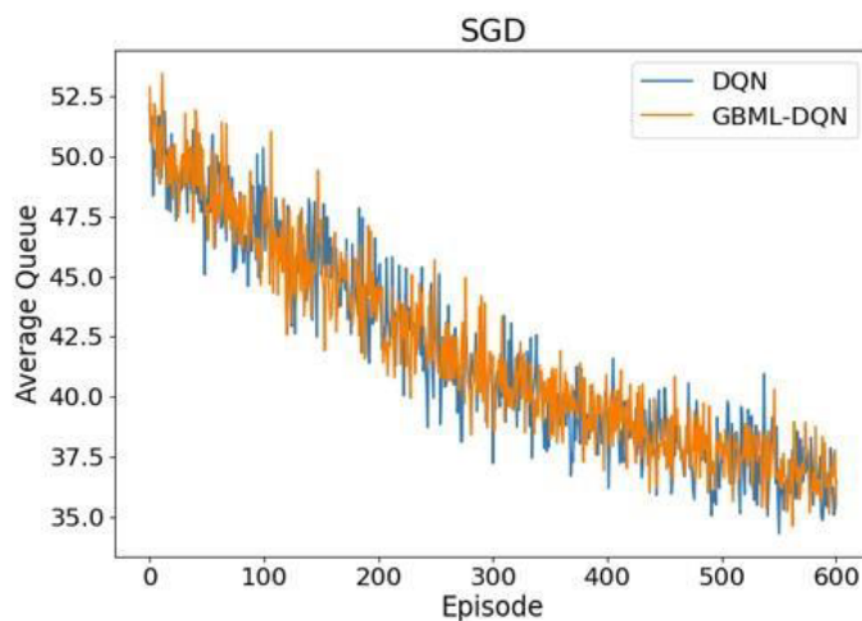


Рисунок 3.20 – Результат навчання та вплив на Час витрачання у черзі

Таким чином ми має другий шар способу інтегрованого управління трафіком. Наступний рівень стосується аналізу трафіку у макро та мезо масштабах, а саме аналіз руху на рівні самого міста, певних ділянок доріг.

3.3. Спосіб управління потоками за рахунок прогнозування транспортних потоків та їх перенаправлення

Для реалізації блоку аналізу транспортних потоків та симуляції також використовується модель: Програмний блок, на базі скрипту на мові Python та транспортна статистика, яка надає дані для аналізу. В даному випадку моделювання даних статистики дає можливість проводити аналіз руху як на певних ділянках, перехрестях, або певних маршрутах (які можна розглядати, як графи), та використати такі ділянки для аналізу. В даному випадку для навчання моделей було обрано декілька алгоритмів, оскільки є можливість порівняти застосування різних підходів. В даному випадку використано 5 основних алгоритмів: LSTM, GRU, SAEs, Random Forrest та SVR. На рис. 3.21 схематично зображено будову алгоритмів.

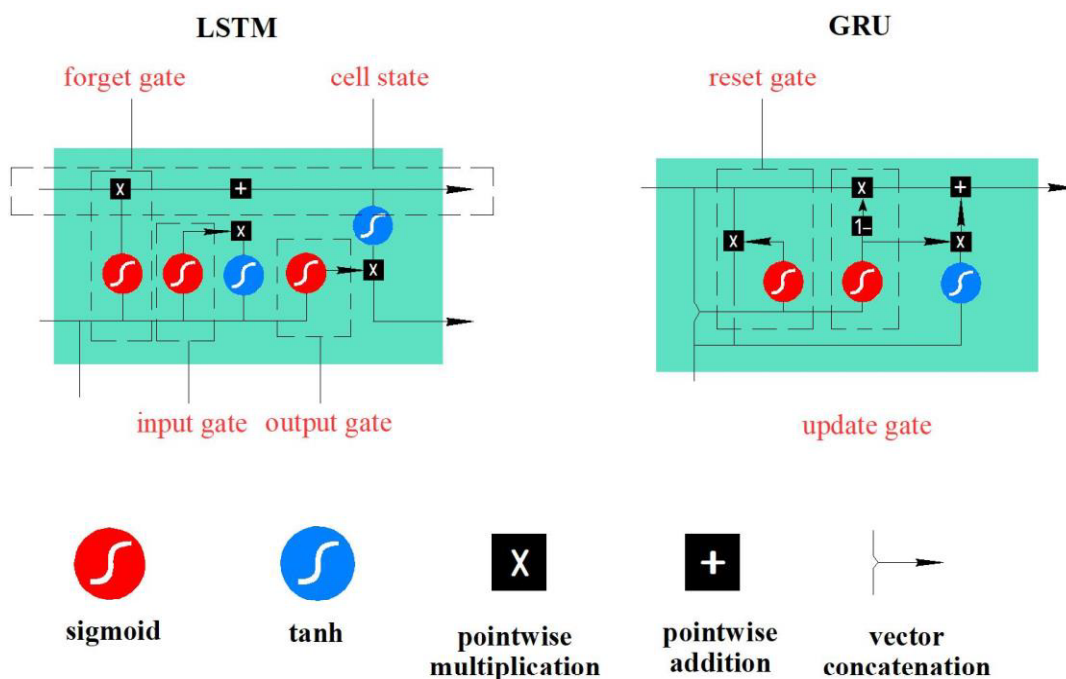


Рисунок 3.21 – Схема алгоритмів LSTM та GRU

Даний модуль складається також з модуля навчання train.py та модулю виконання – main.py. Модель отримує данні з файлів у форматі csv. Які поділено на групу навчання та тестування. На рис. 3.22 представлений результат навчання та метрики відповідно до застосованих алгоритмів навчання.

```
LSTM
explained_variance_score:0.941023
MAPE:16.895268%
MAE:7.302074
MSE:97.678800
RMSE:9.883259
R2:0.939869
GRU
explained_variance_score:0.941564
MAPE:17.668590%
MAE:7.196727
MSE:97.318209
RMSE:9.864999
R2:0.940091
SAEs
explained_variance_score:0.944269
MAPE:17.801078%
MAE:7.058258
MSE:92.077206
RMSE:9.595687
R2:0.943318
```

Рисунок 3.22 – Метрики навчання та показники помилок за моделями

В результаті роботи ми отримали навчання мережі – ваги. Які використали для тестування роботи мереж. Результат тестування представлений на рис. 3.23.

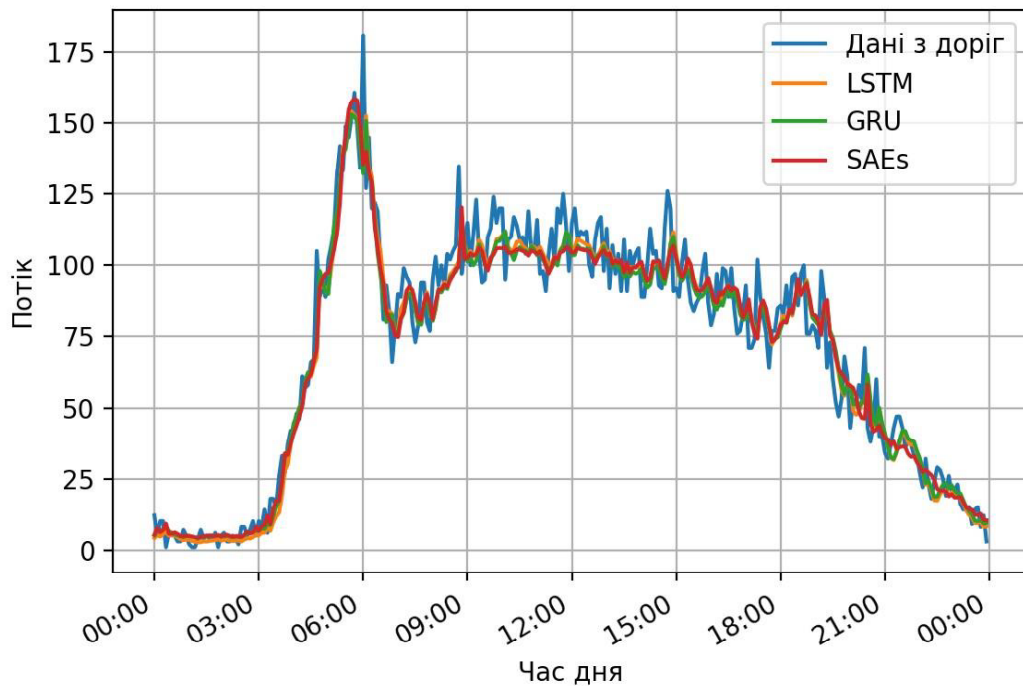


Рисунок 3.23 – Точність прогнозу транспортного потоку

Таким чином третій модуль системи працює для створення прогнозів даних щодо завантаження певних ділянок, або міста, або маршрутів – в залежності від статистики яку ми використовуємо. Але робота модуля має на меті скоріш інформаційну складову ніж управління в реальному часі, оскільки є висока ймовірність помилки у передбаченні.

3.4. Моделювання та симуляція алгоритму прогнозування та моделювання транспортного потоку

В роботі для генерації даних, моделювання запропонованого способу управління та для візуальної демонстрації використовується модуль симуляції SUMO, який можна використовувати, як сервер для обробки даних щодо трафіку та динамічної зміни налаштувань. На рис. 3.24 представлено вулицю Хрещатик, як приклад демонстрації, як приклад кластерної системи управління світлофорами.

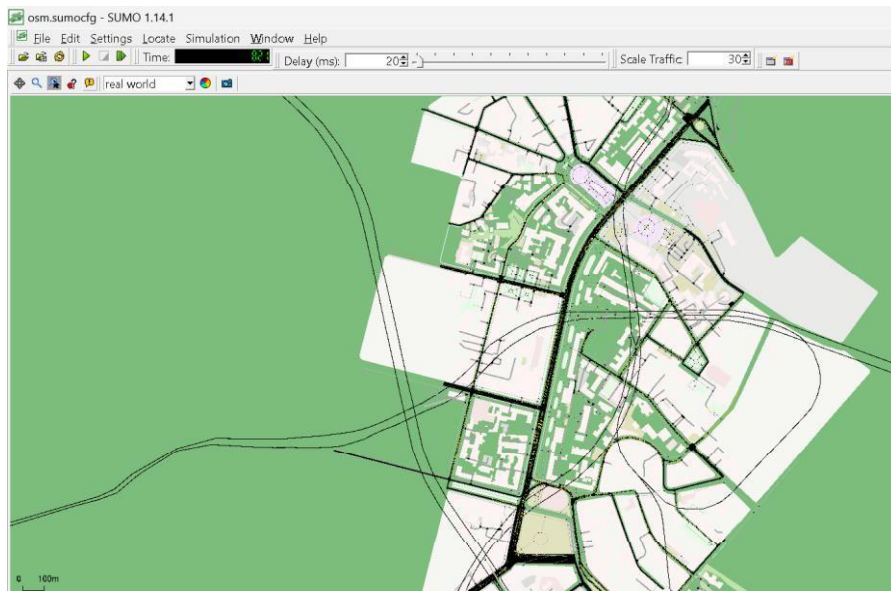


Рисунок 3.24 – Приклад вулиці у системі SUMO

Більше детальне представлення для децентралізованого способу управління представлено на рис. 3.25 знизу.

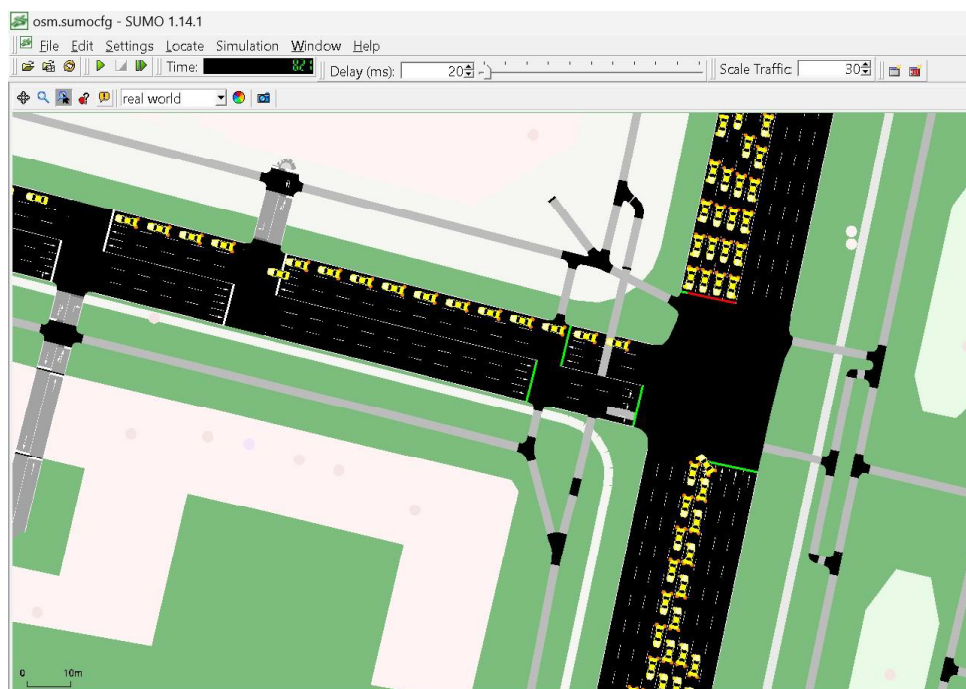


Рисунок 3.25 – Приклад перехрестя з можливістю керування світлофорами з урахуванням результатів машинного навчання та аналізом статистики

Результати використання способу управління транспортним потоком

В результаті роботи програми отримуємо два елементи управління трафіком – управління трафіком у реальному часі, а саме за допомогою алгоритму розпізнавання (YOLO) або іншої системи фіксації кількості транспорту на перехресті, ми в реальному часі визначаємо пріоритетність, чим принаймні, оптимізуємо локальну завантаженість перехрестя.

Другим кроком програми, ми навчаємо систему більш обґрунтованій моделі з використанням алгоритмів нелінійного навчання DQN, яка показує значні покращення статистики витрачання часу на перехресті (хоча і в локальному виконанні). Конкретні показники статистики треба визначати на реальних прикладах.

Ці два способи дають змогу керувати в реальному часі.

Третій спосіб доданий до системи – це передбачення завантаженості шляхом аналізу статистики руху на певних ділянках, чи в цілому по місту за допомогою методів нелінійного аналізу та застосування алгоритмів LSTM, GRU, SAE, RF, SVR. Як показав аналіз на певному наборі даних – передбачення дало 94% точності, але тестування треба проводити на реальних даних локально. Тоді можна говорити про конкретну статистику певних ділянок або територій.

ВИСНОВКИ

Якість управління ДР, включаючи автомобілі та пішоходів, має вирішальне значення для забезпечення безпеки на дорогах та ефективності транспортних перевезень. Недостатнє розуміння характеристик дорожнього руху створює бар'єри для ефективного планування і втілення заходів з його регулювання, а також для швидкої адаптації до змін у вимогах і умовах транспортування людей та товарів.

За результатами аналізу ситуації на транспортній мережі міста стає очевидним, що існують нагальні завдання: оптимізація руху приватного і громадського транспорту для уникнення заторів, пониження рівня дорожньотранспортних подій, а також зменшення негативного впливу транспортних засобів на екологію. Вирішення цих проблем потребує впровадження інтегрованої системи автоматизованого контролю за дорожнім рухом.

Ключову роль у комплексі ініціатив, спрямованих на вирішення транспортних проблем у місті, відіграє розробка та впровадження КІСУ потоком автотранспорту. Такі системи представляють собою єднання інформаційних та управлінських технологій, що слугують для оптимізації роботи наземного автомобільного та електричного транспорту міста, базуючись на передових інформаційних і телекомунікаційних розробках та методиках управління.

Досліджено існуючі системи регулювання на законодавчому та місцевому рівнях, з акцентом на основні проблеми, пов'язані із системою керування трафіком та униканням заторів. Основна увага була приділена методам регулювання, прогнозування та управління транспортними потоками для покращення транспортної ситуації та зменшення заторів, що в свою чергу призводить до економічних вигід.

Обрано та обґрунтовано вибір набору алгоритмів для створення КІСУ потоком автотранспорту для запобігання заторам. Розглянуті різні алгоритми обробки інформації залежно від рівня системи та необхідності реагування у реальному часі чи з можливістю певної затримки.

Для перевірки результатів розроблена КІСУ потоком автотранспорту, яка передбачає використання різних алгоритмів, таких як розпізнавання об'єктів та нелінійний аналіз статистики завантаження транспортних шляхів.

Тестування роботи КІСУ теоретично показало, що кожен з методів надає більш ефективний результат у збереженні часу транспортних засобів, демонструючи ефективність активного регулювання порівняно з методами попереднього налаштування. Запропоновано вирішення цього питання шляхом використання середовища симуляції, такого як система SUMO. За певних умов налаштування ця система може відтворювати карту міста та симулювати транспортні потоки для аналізу та моделювання алгоритмів аналізу та ефективності активного управління, як світлофорами, так і індивідуальними транспортними засобами.

Було розроблено блок-схему, що ілюструє ключові компоненти системи та її програмне забезпечення, відповідальне за координацію діяльності.

Значною перевагою КІСУ потоком автотранспорту є зменшення часу реагування на зміни в дорожній ситуації. Встановлено, що впровадження системи є економічно вигідним, особливо враховуючи великі витрати на будівництво нових доріг порівняно з встановленням додаткових світлофорних об'єктів. Ефективно спланована система управління здатна збільшити пропускну спроможність шляхів на 30-40%.

Інтеграція сучасних технологій в дорожню інфраструктуру міста виявляється найбільш продуктивною стратегією для вирішення існуючих транспортних викликів.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Аулін В. В., Гриньків А. В. та інші. Методологічні основи проектування та функціонування інтелектуальних транспортних і виробничих систем: монографія під заг. ред. д.т.н., проф. Ауліна В.В. – Кропивницький: Видавець Лисенко В.Ф., 2020. – 428с.
2. Аулін В.В., Гриньків А.В., Кіберфізичний підхід в дослідження стану технічних систем. Підвищення надійності машин і обладнання. Increase of Machine and Equipment Reliability: матеріали Міжнародної науковопрактичної конф., 15-17 квітня 2020 р. Кропивницький : ЦНТУ, 2020. С.168- 169..
3. Державні санітарні правила і норми роботи з візуальними дисплейними терміналами електронно-обчислювальних машин ДСанПН 3.3.2.007-98.
4. ДСТУ 4159-2003. Безпека дорожнього руху. Організація дорожнього руху. Умовні позначення на схемах і планах.
5. Іванілов О.С. Економіка підприємств автомобільного транспорту: підручник для студентів вищих навчальних закладів / О.С. Іванілов, І.А. Дмитрієв, І.Ю. Шевченко. Х.: Стиль-Издат, 2017. 632 с.
6. Інтелектуальні транспортні системи. Стійкий розвиток транспортної системи : збірник матеріалів для політиків міст // GTZ. – жовтень. – 2007. – С. 40.
7. Методичні вказівки для виконання кваліфікаційної роботи для здобувачів за освітньо-професійною програмою "Транспортні технології (автомобільний транспорт)" другого рівня вищої освіти спеціальності 275 Транспортні технології (на автомобільному транспорті) денної та заочної форми навчання / уклад.: О.П. Цьонь, У.М. Плекан, Ю.Я. Вовк, В.О. Дзюра, Н.Я. Рожко, М.В. Бабій, А.Й. Матвіїшин, І.М. Кучвара; під заг. редакцією У.М. Плекан. М-во освіти і науки Укр., Тернопільський нац. техн. ун-т. ім. І. Пулюя – Тернопіль: ТНТУ, 2021. – 52 с.

8. Методичні вказівки до лабораторних робіт з дисципліни «Автоматизовані системи управління на транспорті» (для студентів 4 курсу всіх форм навчання напряму підготовки 1004 «Транспортні технології»). Укл.: В.С.Віниченко – Харків: ХНАМГ, 2006. – 29 с.

9. Мец В. О. Економічний аналіз фінансових результатів та фінансового стану підприємства [Текст] : навчальний посібник / В. О. Мец. – К., 2003. – 280 с.

10. Мікропроцесорні засоби автоматики на транспорті. В.С. Віниченко: Навч. Посібник. – Харків: ХДАМГ, 2002. - 215 с.

11. Поліщук В. П. Теорія транспортного потоку: методи та моделі організації дорожнього руху : навч. посіб. / В. П. Поліщук, О. П. Дзюба. - К. : Знання України, 2008. - 175 с.

12. Поліщук В.П. Організація та регулювання дорожнього руху / за заг. ред. В. П. Поліщука; О. О. Бакуліч, О. П. Дзюба, В. І. Єресов та ін. – К., 2014. — 467 с.

13. Системи стільникового зв'язку: Конспект лекцій. – Одеса: ОНАЗ, 2004 – 76 с.

14. Стародуб І.В. Вплив геометричних характеристик вуличнодорожньої мережі на роботу транспортної системи міста // Містобудування та територіальне планування: Наук.-техн. збірник. – К.: КНУБА, 2005. – Вип. 20. – С. 328-334.

15. Методичний посібник для здобувачів освітнього ступеня «магістр» всіх спеціальностей денної та заочної (дистанційної) форм навчання «Безпека в надзвичайних ситуаціях» / В.С. Стручок – Тернопіль: ФОП Паляниця В. А., – 156 с.

16. Навчальний посібник «Техноекологія та цивільна безпека. Частина «Цивільна безпека»» / автор-укладач В.С. Стручок– Тернопіль: ФОП Паляниця В. А., – 156 с.

17. Ключев С.О. Сертифікація послуг з перевезення автомобільним транспортом / С.О. Ключев, І.О. Кириченко, Б.В. Юров // Логістичне управління

та безпека руху на транспорті: збірник наукових праць науково-практичної конф., 1 лютого 2024 р., м. Київ / відп. ред. Н.Б. Чернецька-Білецька. – Київ: СНУ ім. В. Даля, 2024. – С. 33–36.

18. Ключев С.О. Підвищення кібербезпеки дорожнього руху в інтелектуальних транспортних системах / С.О. Ключев, Б.В. Юров // Актуальні питання забезпечення кібербезпеки та захисту інформації: Матеріали X Міжнарод. наук.- практ. конф., Київ, 25 квітня 2024 р. / Редкол.: О. І. Тимошенко та ін. – К.: Вид-во Європейського університету, 2024. – С. 55–59.

19. Ключев С.О. Система управління ризиками в області безпеки руху на автомобільному транспорті / С.О. Ключев, Б.В. Юров // «Транспорт: наука та практика»: збірник наукових праць III-ї міжнародної науково-практичної конференції, 16 травня 2024 р., м. Київ, Одеса / К.: СНУ ім. В. Даля, 2024. – С. 136–141.

20. Ключев С.О. Підвищення безпеки дорожнього руху у світлі vision zero / С.О. Ключев, Б.В. Юров // Технологія-2024: матеріали міжн. наук.-практ. конф. 24 травня. 2024 р., м. Київ. / укладач Є. І. Зубцов – Київ : Східноукр. нац. ун-т ім. В. Даля, 2024. – С. 141–143.

21. Ключев С.О. Інноваційні підходи до управління логістичними системами. Перспективи та ризики / С.О. Ключев, Б.В. Юров // Матеріали двадцятої науково-практичної міжнародної конференції «МІЖНАРОДНА ТРАНСПОРТНА ІНФРАСТРУКТУРА, ІНДУСТРІАЛЬНІ ЦЕНТРИ ТА КОРПОРАТИВНА ЛОГІСТИКА», Харків, 6-7 червня 2024 р. / Відповідальний за випуск А.В. Толстова – Х.: Видавництво УкрДУЗТу, 2024. – С. 129–131.

22. Ключев С.О. Транспортно-логістична система України в умовах європейської інтеграції / С.О. Ключев, Б.В. Юров // Розвиток бізнесу в контексті європейської інтеграції: глобальні виклики, стратегічні пріоритети, реалії та перспективи [Електронне видання]: матеріали Міжнар. наук.- практ. конф., 07 червня 2024 р. / Держ. біотехнологічний ун-т. – Харків, 2024. – С. 70–71. Електронні текстові дані. – Режим доступу : <http://btu.kharkov.ua/nauka/konferentsiyi/>. DOI:10.5281/zenodo.11913670

23. Ключев С. Якість транспортних послуг / С. Ключев, Б. Юров // Глобалізація наукового і освітнього простору. Інновації транспорту. Проблеми, досвід, перспективи: збірник наукових праць конференції, 26 червня 2024 р. / відп. ред. Н.Б. Чернецька-Білецька. – Київ: СЛУ ім. В. Даля, 2024. – С. 71–74.

24. Ключев, С. О. Впровадження навігаційних систем при транспортуванні вантажів різними видами транспорту / С. О. Ключев, Б. В. Юров // Сучасні проблеми функціонування логістичних систем. Сталій розвиток транспортних систем: наука і практика : зб. тез доп. міжнар. наук.-практ. конф., 25–26 листоп. 2024 р. / Харків. нац. автомоб.-дор. ун-т. – Харків, 2024. – С. 109–112.

25. TRAFFIC CONTROL SYSTEMS HANDBOOK. [Електронний ресурс] // FEDERAL HIGHWAY ADMINISTRATION. – 2005. – Режим доступу до ресурсу: https://ops.fhwa.dot.gov/publications/fhwahop06006/fhwa_hop_06_006.pdf

26. Intelligent Transportation Systems Joint Program Office. [Електронний ресурс] // REGIONAL ITS ARCHITECTURE GUIDE - 2020 - Режим доступу до ресурсу: <https://www.arc-it.net/documents/raguide/raguide.pdf>

27. Systems Engineering for Intelligent Transportation Systems Handbook [Електронний ресурс] - Режим доступу до ресурсу: <https://www.arcit.net/documents/seguidе/seguidе.pdf>

28. Intelligent Transportation Systems Joint Program Office. [Електронний ресурс] // Systems Engineering Tool for Intelligent Transportation (2022) - Режим доступу до ресурсу: <https://www.arc-it.net/tools/SET-ITHelpv91164.pdf>

29. AI enabled applications towards intelligent transportation. [Електронний ресурс] // School of Business and Management CHRIST, - Режим доступу до ресурсу: <https://doi.org/10.1016/j.treng.2021.100083>

30. R. Abduljabbar, H. Dia, S. Liyanage, S.A. Bagloee, [Електронний ресурс] // Applications of Artificial intelligence in transport: an overview, Sustainability 11 (189) - 2019 - Режим доступу до ресурсу: <https://doi.org/10.3390/su11010189>.

31. Intelligent Roadway Information System. [Электронный ресурс] - Режим доступа до ресурсу : https://mnit-rtmc.github.io/iris/road_topology.html
32. Intelligent Roadway Information System [Электронный ресурс] / Vitalii Dutka Business Director, Transportation & Mobility at Intellias - Режим доступа до ресурсу: <https://intellias.com/intelligent-traffic-management>
33. How to Solve Vehicle Routing Problems: Route Optimization Software and Their APIs [Электронный ресурс] - Режим доступа до ресурсу: <https://www.altexsoft.com/blog/business/how-to-solve-vehicle-routing-problemsroute-optimization-software-and-their-apis>
34. Traffic Prediction: How Machine Learning Helps Forecast Congestions and Plan Optimal Routes. [Электронный ресурс] - Режим доступа до ресурсу: <https://www.altexsoft.com/blog/traffic-prediction>
35. Vehicle Routing [Электронный ресурс] - Режим доступа до ресурсу: <https://developers.google.com/optimization/routing>
36. A Review of Traffic Congestion Prediction Using Artificial Intelligence/ Akhtar M, Moridpour S // [Электронный ресурс] – 2021. - Режим доступа до ресурсу: <https://doi.org/10.1155/2021/8878011>
37. “Microscopic traffic simulation using SUMO /P. L. Alvarez, et al. // International Conference on Intelligent Transportation Systems. IEEE (2018).
38. Design and Implementation of an Intelligent Traffic Management System: A Neural Approach / Shamim Akhter // [Электронный ресурс] - Режим доступа до ресурсу: <http://dx.doi.org/10.4018/978-1-5225-5832-3.ch004>
39. State-of-the-art of vehicular traffic flow modeling /Serge Hoogendoorn // [Электронный ресурс] - Режим доступа до ресурсу: <http://dx.doi.org/10.1243/0959651011541120>
40. On-Road Intelligent Vehicles Motion Planning for Intelligent Transportation Systems /Rahul Kala, // Robotics and Artificial Intelligence Laboratory, Indian Institute of Information Technology. – 2016.
41. Deep Learning on Traffic Prediction: Methods, Analysis and Future Directions /Xueyan Yin, Genze Wu, Jinze Wei, Yanming Shen, Heng Qi, and Baocai

Yin Dynamic spatio-temporal graph-based CNNs for traffic flow prediction. [Электронный ресурс] /Chen, K., Chen, F., Lai, B., Jin, Z., Liu, Y., Li, K., Wei, L., Wang, P., Tang, Y., Huang, J., Hua, X. // IEEE Access, 8, 185136–185145. – 2020. Режим доступа до ресурсу: [https:// doi.org/10.1109/ACCESS.2020.3027375](https://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.3027375)

42. Traffic flow prediction models – A review of deep learning techniques. [Электронный ресурс] /Anirudh Ameya Kashyap, Shravan Raviraj, Ananya Devarakonda, Shamanth, R Nayak K, Santhosh K V & Soumya J Bhat - Режим доступа до ресурсу: <https://doi.org/10.1080/23311916.2021.2010510>

43. FRAME [Электронный ресурс] - Режим доступа до ресурсу: <https://frame-online.eu/frame-architecture>

44. Incremental Machine Learning Platform for Big Data-Driven Smart Traffic Management [Электронный ресурс] / Dinithi Nallaperuma, Rashmika Nawaratne, Tharindu Bandaragoda , Achini Adikari, Su Nguyen, Member // IEEE, Thimal Kempitiya, Daswin De Silva, Member, IEEE, Damminda Alahakoon, Member, IEEE, andDakshan Pothuhera, - Режим доступа до ресурсу: https://www.researchgate.net/publication/334410680_Online_Incremental_Machine_Learning_Platform_for_Big_Data-Driven_Smart_Traffic_Management.

45. ARC-IT [Электронный ресурс] - Режим доступа до ресурсу: <https://www.arc-it.net/html/servicepackages/>

46. Traffic Signal Control System Based on Intelligent Transportation System and Reinforcement Learning. Electronics [Электронный ресурс] / Hurtado-Gómez, J.; Romo, J.D.; Salazar-Cabrera, R.; Pachón de la Cruz, Á.; Madrid Molina, J.M. 2021, 10, 2363. - Режим доступа до ресурсу: <https://doi.org/10.3390/electronics10192363>

47. Real-time object detection YOLOv3 [Электронный ресурс] / Karlijn Alderliesten, article - Режим доступа до ресурсу: <https://medium.com/analyticsvidhya/yolov3-real-time-object-detection-54e69037b6d0>

48. Colight [Электронный ресурс]/ Hua Wei , Nan Xu , Huichu Zhang, Guanjie Zheng, Xinshi Zang, Chacha Chen, Weinan Zhang, Yanmin Zhu, Kai Xu,

Zhenhui Li - Режим доступу до ресурсу:
<https://sites.psu.edu/huawei/2019/09/15/colight-cikm-2019>

49. Y. Lv, Y. Duan, W. Kang, Z. Li and F. Wang, "Traffic Flow Prediction With Big Data: A Deep Learning Approach", IEEE Trans. Intell. Transp. Syst., vol. 16, no. 2, pp. 865-873, Apr. 2015.

50. R. Fu, Z. Zhang and L. Li, "Using LSTM and GRU neural network methods for traffic flow prediction," 2016 31st Youth Academic Annual Conference of Chinese Association of Automation (YAC), 2016, pp. 324-328, doi: 10.1109/YAC.2016.7804912.

51. Маслов О.А. Визначення задач для реалізації автоматизованої системи контролю руху транспорту // Матеріали 27-й Міжнародний молодіжний форум «Радіоелектроніка та молодь у XXI столітті». Зб. матеріалів форуму. Т. 2. Харків: ХНУРЕ. 2023. 51-52 с.