

МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ
КИЇВСЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ БУДІВНИЦТВА І АРХІТЕКТУРИ

Кваліфікаційна наукова
праця на правах рукопису

МАЗУРЕНКО РОМАН ВОЛОДИМИРОВИЧ

УДК 004.6; 004.8; 004.9; 004.75

ДИСЕРТАЦІЯ

**ІНТЕЛЕКТУАЛЬНА СИСТЕМА КЕРУВАННЯ ТРАФІКОМ
ВЕЛИКОГО МІСТА**

126 – Інформаційні системи та технології

12 – Інформаційні технології

Подається на здобуття наукового ступеня **доктора філософії**

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

Р. В. Мазуренко

Науковий керівник **Єременко Богдан Михайлович**,
кандидат технічних наук, доцент кафедри інформаційних технологій проектування та прикладної математики Київського національного університету будівництва і архітектури

Київ-2024

АНОТАЦІЯ

Мазуренко Р.В. Інтелектуальна система керування трафіком великого міста. – Кваліфікаційна наукова праця на правах рукопису.

Дисертація на здобуття наукового ступеня доктора філософії за спеціальністю 126 «Інформаційні системи та технології». – Київський національний університет будівництва і архітектури. – Київ, 2024.

Наукова новизна одержаних результатів. Наукова новизна дисертаційної роботи полягає у тому, що:

вперше розроблено:

– інтелектуальну модель керування транспортними потоками м. Києва, що використовує результати симуляційних експериментів на моделі дорожньої мережі міста за сценарієм руху з урахуванням точок інтересу;

удосконалено:

– архітектуру розподіленої високонавантаженої інтелектуальної системи керування трафіком міста, яка на відміну від існуючих, навчається оптимізувати трафік шляхом вибору кращого рішення з множини прийнятних альтернатив, виконуючи моделювання транспортних потоків мережею доріг цього міста;

– технологію проектування систем керування трафіком великого міста в напрямку підвищення надійності і швидкості навчання моделі за рахунок закладання в основу моделювання реальних умов руху;

набули подальшого розвитку:

– понятійний апарат концепту онтологій «Транспортний потік» за рахунок наближення моделі середовища до реальних умов та надання агентам семантичного розуміння моделі середовища;

– мультиагентний підхід навчання з підкріпленням для керування трафіком в напрямку пришвидшення навчання моделей штучного інтелекту шляхом використання результатів симуляційних експериментів, застосування онтології для повторного використання знань і запуску нечітких правил керування світлофорами в реальних умовах;

Основний зміст дисертаційної роботи

Дисертацію присвячено вирішенню важливої науково-практичної проблеми розумного керування трафіком великого міста. Головна ідея роботи полягає в створенні моделі системи, яка складається з модулів, кожен з яких має декілька альтернативних способів реалізації, що дає додаткову гнучкість на етапі впровадження. Таким чином ця робота фокусується на отриманні практичної цінності від запропонованих ідей та зважає на вартість, швидкість та простоту впровадження в реальних умовах, що у воєнний час є особливо актуальним для бюджетів міст та областей України. Запропоновані підходи дозволяють пришвидшити навчання моделі прийняття рішень, якою керуються інтелектуальні агенти при керуванні комплексом світлофорів.

За результатами дослідження розроблено:

- інтелектуальну модель керування комплексом світлофорів великого міста, в основі якої лежить мультиагентний підхід навчання з підкріпленням;
- програмно-технічний комплекс для адаптивного керування світлофорами міста Києва на рівні вулиць.

У першому розділі сформовано комплексне розуміння проблем дорожнього руху, що пов'язані з транспортними заторами у великих містах; досліджено підходи до вирішення проблеми заторів та методи моделювання трафіку великого міста; проведено всебічний огляд існуючих інформаційних та інтелектуальних систем керування трафіком; показано значення моделей і методів штучного інтелекту в процесі аналізу даних, оптимізації маршрутів і керування світлофорами в режимі реального часу; з'ясовано, що при проектуванні інтелектуальних систем керування трафіком великого міста необхідно враховувати такі риси середовища, як стан мережі доріг, вплив розташування точок інтересу на формування маршрутів користувачів транспортними засобами і транспортних потоків, часткова спостережуваність і стохастичність; окреслено обмеження щодо використання навчання з підкріпленням в інтелектуальних системах керування світлофорами; виконано постановку задачі.

У другому розділі запропоновано концептуальну модель інтелектуальної системи керування трафіком великого міста; окреслено напрям формування

гібридних моделей керування трафіком; формалізовано і структуровано базові поняття домену «Дорожній рух»; для надання агентам контролерів світлофорів семантичного розуміння моделі середовища; концепт «Транспортний потік» розширено в напрямку наближення моделі середовища до реального аналога шляхом доповнення набору вхідних даних, які є значущими для забезпечення надійного моделювання трафіку великого міста при реалізації можливості руху до об'єктів інтересу альтернативними маршрутами; формалізовано уніфіковану модель складного чотиристороннього перехрестя, прилеглих доріг і множини змінних, що використовуються при моделюванні роботи комплексу світлофорів на цьому перехресті; обґрунтовано застосування автомата Мура для керування комплексом світлофорів в умовах невизначеності, що пов'язана з вибором кращого рішення з множини прийнятних альтернатив; виконано кодування внутрішніх станів і функцій виходів автомата; структуровано і формалізовано основні поняття концепту «Моделі рішень» онтології системи і надано розуміння можливості різних моделей і методів штучного інтелекту, здатних вирішувати різні задачі покращення дорожнього руху великого міста.

У третьому розділі розглянуто архітектуру інтелектуальної системи керування трафіком великого міста; на основі аналізу ключових компонентів і функцій системи підібрано взаємопов'язані одиниці, які здатні спільно керувати транспортними потоками міста; обґрунтовано доцільність застосування в системі нереляційної бази даних архітектури Касандра; описано ядро інтелектуальної системи керування трафіком великого міста – модель прийняття рішень; проаналізовано потенціал алгоритмів, які доцільно використовувати при вирішенні задач інтелектуального керування комплексом світлофорів; обґрунтовано вибір навчання з підкріпленням; надано математичну основу навчання з підкріпленням, що необхідна для розуміння внутрішньої роботи системи керування трафіком міста; показано можливість спілкування агентів контролерів світлофорів шляхом обміну простих і зрозумілих повідомлень на основі даних щодо стану руху на певному перехресті і прохідності сусідніх перехресть: детально описано процес формування

повідомлень, синхронізації роботи світлофорів і здатність моделі прийняття рішень до адаптації за рахунок застосування навчання з підкріпленням.

У четвертому розділі розглянуто програмні пакети, що розроблені для моделювання міського і регіонального трафіку; обґрунтовано вибір програмного пакета Simulation of Urban Mobility для моделювання дорожнього руху; покроково описано процес створення моделі дорожньої мережі, запуску симуляції і формування набору даних для навчання з підкріпленням, яке покладено в основу керування комплексом світлофорів; процес моделювання транспортних потоків з урахуванням точок інтересу описано на прикладі м. Києва; на основі експериментальних досліджень сформовано навчальне середовище для моделі керування світлофорами за алгоритмами Q-learning, Deep Q-Network, Proximal Policy Optimization і True Online Temporal-Difference Learning; виконано тренування і порівняльний аналіз результатів навчання; для подальшого практичного впровадження в програмно-технічний комплекс спостереження за станом руху і адаптивного керування світлофорами на складних перехрестях за результатами досліджень рекомендовано інтелектуальну модель керування комплексом світлофорів, навчену за алгоритмом True Online Temporal-Difference Learning; надано інструкцію щодо впровадження системи в дорожню інфраструктуру міста.

Ключові слова: інформаційна система, модель прийняття рішень, машинне навчання, нейронна мережа, об'єкт онтології, розумне місто, симуляційний експеримент, транспортний потік, управління трафіком, формалізація, штучний інтелект.

ABSTRACT

Mazurenko R. Intelligent traffic control management system of a big city. – Qualified scientific work on the rights of the manuscript.

Dissertation for obtaining the scientific degree of Doctor of Philosophy in specialty 126 "Information systems and technologies". - Kyiv National University of Construction and Architecture. - Kyiv, 2024.

The scientific novelty of the obtained results. The scientific novelty of the dissertation is that:

first developed:

– the intelligent model of traffic flow management in Kyiv, which uses the results of simulation experiments on the model of the city's road network according to the traffic scenario, taking into account points of interest;

improved:

– the architecture of a distributed highly loaded intelligent traffic management system of the city, which, unlike the existing ones, learns to optimize traffic by choosing the best solution from a set of acceptable alternatives, performing simulation of traffic flows through the road network of this city;

- the technology of designing traffic management systems of a large city in the direction of increasing the reliability and speed of learning the model due to the basis of modeling real traffic conditions;

acquired further development:

– the conceptual apparatus of the concept of "Transport flow" ontologies by bringing the environment model closer to real conditions and providing controller agents with a semantic understanding of the environment model;

– a multi-agent reinforcement learning approach for traffic management towards accelerating the learning of artificial intelligence models by using the results of simulation experiments, applying ontology for knowledge reuse, and running fuzzy traffic light control rules in real conditions.

The main content of the dissertation

The dissertation is devoted to solving the important scientific and practical problem of smart traffic management in a big city. The main idea of the work is to create a model of the system, which consists of modules, each of which has several alternative ways of implementation, which gives additional flexibility at the implementation stage. Thus, this work focuses on obtaining practical value from the proposed ideas and takes into account the cost, speed, and ease of implementation in real conditions, which in wartime is especially relevant for the budgets of cities and regions of Ukraine. The proposed approaches make it possible to speed up the learning of the decision-making model, which is controlled by intelligent agents when controlling a complex of traffic lights.

Based on the results of the study, the following was developed:

- the intelligent model for managing a complex of traffic lights in a big city, which is based on a multi-agent approach of reinforcement learning;
- software and technical complex for adaptive control of traffic lights of the city of Kyiv at the street level.

In the first chapter, a comprehensive understanding of traffic problems related to traffic jams in large cities is formed; approaches to solving the problem of traffic jams and methods of modeling the traffic of a big city were investigated; a comprehensive review of existing information and intelligent traffic management systems was conducted; the importance of artificial intelligence models and methods in the process of data analysis, route optimization and traffic light management in real time is shown; it was found that when designing intelligent traffic management systems of a large city, it is necessary to take into account such features of the environment as the state of the road network, the influence of the location of points of interest on the formation of user routes by vehicles and traffic flows, partial observability and stochasticity; limitations on the use of reinforcement learning in intelligent traffic light control systems are outlined; the statement of the problem is completed.

In the second chapter, the conceptual model of the intelligent traffic management system of a large city is proposed; the direction of formation of hybrid models of traffic

management is outlined; formalized and structured the basic concepts of the "Road Traffic" domain; to provide traffic light controller agents with a semantic understanding of the environment model; the "Transport flow" concept has been expanded in the direction of bringing the environment model closer to a real analogue by adding a set of input data that are significant for ensuring reliable traffic modeling of a large city when realizing the possibility of moving to objects of interest by alternative routes; formalized a unified model of a complex four-way intersection, adjacent roads and a set of variables used in modeling the operation of the traffic light complex at this intersection; the application of Moore's automaton for controlling a set of traffic lights in conditions of uncertainty related to the choice of the best solution from a set of acceptable alternatives is substantiated; the coding of the internal states and functions of the automatic machine outputs was performed; the basic concepts of the "Solution Models" concept of the system ontology are structured and formalized, and an understanding of the possibility of various models and methods of artificial intelligence, capable of solving various problems of improving traffic in a large city, is provided.

The third chapter examines the architecture of the intelligent traffic management system of a large city; based on the analysis of the key components and functions of the system, interconnected units are selected that are able to jointly manage the city's traffic flows; the expediency of using the non-relational database of the Cassandra architecture in the system is substantiated; the core of the intelligent traffic management system of a big city is described - a decision-making model; the potential of algorithms, which are expedient to use when solving problems of intelligent control of a set of traffic lights, is analyzed; the choice of training with reinforcement is justified; provided a mathematical basis for reinforcement learning, which is necessary for understanding the inner workings of the city's traffic management system; the possibility of communication between agents of traffic light controllers by exchanging simple and understandable messages based on data about the state of traffic at a certain intersection and the passability of neighbouring intersections is shown: the process of generating messages, synchronizing the operation of traffic lights and the

ability of the decision-making model to adapt due to the application of reinforcement learning are described in detail.

The fourth chapter deals with software packages developed for modeling city and regional traffic; the choice of the Simulation of Urban Mobility software package for traffic simulation is justified; step-by-step description of the process of creating a road network model, starting a simulation and forming a data set for reinforcement learning, which is the basis for controlling a set of traffic lights; the process of modeling traffic flows taking into account points of interest is described on the example of the city of Kyiv; on the basis of experimental studies, a training and test sample was formed for learning the traffic light control model using the Q-learning, Deep Q-Network, Proximal Policy Optimization and True Online Temporal-Difference Learning algorithms; training and comparative analysis of training results were performed; for further practical implementation into the software and technical complex of traffic monitoring and adaptive control of traffic lights at complex intersections, based on the results of research, an intelligent model of control of the complex of traffic lights, trained according to the True Online Temporal-Difference Learning algorithm, is recommended; instructions were given on the implementation of the system in the road infrastructure of the city.

Keywords: information system, decision-making model, machine learning, neural network, ontology object, smart city, simulation experiment, traffic flow, traffic management, formalization, artificial intelligence.

СПИСОК ОПУБЛІКОВАНИХ НАУКОВИХ ПРАЦЬ ЗДОБУВАЧА ЗА ТЕМОЮ ДИСЕРТАЦІЇ

*Статті у наукових періодичних виданнях інших держав та у виданнях України,
які включено до міжнародних наукометричних баз*

1. Yeremenko, B., Mazurenko, R., Stetsyk, O., Buhrov, A. Intelligent Management of Traffic Flows in Large Cities. Lecture Notes in Intelligent Transportation and Infrastructure, 2023, Part F1379, pp. 33–42. DOI 10.1007/978-3-031-25863-3_4. (Scopus)
2. Мазуренко Р. В., Єременко Б. М. Інтелектуальна система керування потоками автомобільного транспорту: основні концепти онтології. Управління розвитком складних систем. Київ, 2023. № 55. С. 192–197, [dx.doi.org\10.32347/2412-9933.2023.55.192-197](https://dx.doi.org/10.32347/2412-9933.2023.55.192-197). (Index Copernicus)
3. Мазуренко Р. В., Єременко Б. М. Інтелектуальна система керування трафіком великого міста: концепт онтології «моделі рішень». Управління розвитком складних систем. Київ, 2024. № 57. С. 174–180, [dx.doi.org\10.32347/2412-9933.2024.57.174-180](https://dx.doi.org/10.32347/2412-9933.2024.57.174-180). (Index Copernicus)

*Наукові праці, що представлені як тези доповіді у міжнародних
науково-технічних конференціях*

4. Mazurenko R., Yeremenko B., Morozov V. Development of Intelligent Traffic Control System Project. 2022 International Conference on Smart Information Systems and Technologies (SIST), Nur-Sultan, Kazakhstan, 28–30 April 2022. 2022. <https://doi.org/10.1109/sist54437.2022.9945759>. (Scopus)
5. Mazurenko R., Stetsyk O. Intelligent Management of Traffic Flows in Large Cities. ACeSYRI - International Workshop on Modern Experience for PhD students and Young Researchers, November 14-18, 2022, pp. 40–41, book of abstract, Zilina, Slovakia. <https://ki.fri.uniza.sk/ACeSYRI2022/Abstracts.pdf>

ЗМІСТ

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ.....	13
ВСТУП	14
РОЗДІЛ 1. ПРОБЛЕМИ ДОРОЖНЬОГО РУХУ ТА ІНТЕЛЕКТУАЛЬНЕ КЕРУВАННЯ ТРАФІКОМ ВЕЛИКОГО МІСТА	23
1.1. Проблеми дорожнього руху великого міста.....	23
1.2. Сучасні підходи до координації і оптимізації трафіку великих міст.....	29
1.3. Інтелектуальне керування дорожнім рухом	41
1.4. Постановка задачі	46
Висновки до розділу 1	47
РОЗДІЛ 2. МОДЕЛЮВАННЯ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНОЇ СИСТЕМИ КЕРУВАННЯ ТРАФІКОМ ВЕЛИКОГО МІСТА	48
2.1. Загальна концепція ІСКТВМ	48
2.2. Понятійний апарат онтології ІСКТВМ	51
2.3. Формалізація вхідних і вихідних змінних дорожнього руху.....	59
2.4. Можливості штучного інтелекту у вирішенні задач покращення трафіку великого міста.....	68
Висновки до розділу 2	79
РОЗДІЛ 3. АРХІТЕКТУРА РОЗПОДІЛЕНОЇ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНОЇ СИСТЕМИ КЕРУВАННЯ ТРАФІКОМ ВЕЛИКОГО МІСТА	80
3.1. Архітектура ІСКТВМ	80
3.2. Штучний інтелект в моделі прийняття рішень СККС	86
3.3. Основа навчання з підкріпленням	90
3.3.1. Базова концепція навчання	90
3.3.2. Q-навчання	94
3.3.3. DQN.....	95
3.3.4. PPO	96
3.3.5. TOTDL	97
3.3.6. Цільова функція	99
3.3.7. Формування і синхронізація повідомлень	101
Висновки до розділу 3	107

РОЗДІЛ 4. НАВЧАННЯ ТА ТЕСТУВАННЯ МОДЕЛЕЙ КЕРУВАННЯ ТРАНСПОРТНИМИ ПОТОКАМИ.....	108
4.1. Симуляційна система.....	108
4.1.1. SUMO.....	109
4.1.2. MATSim.....	109
4.1.3. VISSIM.....	110
4.2. Застосування SUMO для симуляційних досліджень.....	111
4.2.1. Базові налаштування.....	112
4.2.2. Додаткові можливості.....	113
4.2.3. Налаштування симуляції.....	113
4.3. Застосування SUMO для моделювання маршрутів руху з POI мережею доріг м. Києві.....	120
4.4. Навчання моделей і оцінка їх роботи.....	127
4.4.1. Вхідні дані.....	127
4.4.2. Середовище навчання.....	128
4.4.3. Архітектура і налаштування гіперпараметрів алгоритмів.....	130
4.4.4. Деталі імплементації.....	131
4.4.5. Результати навчання.....	132
4.4.6. Інструкція по впровадженню інтелектуальної СККС.....	137
Висновки до розділу 4.....	139
ВИСНОВКИ.....	140
СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ.....	142
ДОДАТКИ.....	158

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ

БЗ – база знань;

ГІС – геоінформаційна система;

ІоТ – інтернет речей;

ІСКТВМ – інтелектуальна система керування трафіком великого міста;

ІСККС – інтелектуальна система керування комплексом світлофорів;

ШІ – штучний інтелект;

DRL – Deep Reinforcement Learning (глибоке навчання з підкріпленням);

GPS – Global Positioning System (система глобального позиціонування);

POI – Point of Interest (об'єкт інтересу);

RL – Reinforcement Learning (навчання з підкріпленням);

SUMO – Simulation of Urban Mobility (симуляція міської мобільності);

TOTD – True Online Temporal-Difference (справжня онлайн часова різниця).

ВСТУП

Актуальність теми. Проблема транспортних заторів досі залишається однією з суттєвих проблем багатьох великих міст на різних континентах. При цьому зростання кількості транспорту на дорогах великих міст, як правило, випереджає можливості дорожньої інфраструктури, що призводить до транспортних заторів. Це свідчить про те, що оптимізація трафіку є актуальною науковою та практичною задачею, яка має значний вплив на соціально-економічний розвиток міст. Мова не про будівництво нових доріг і розв'язок, а про розумне керування транспортними потоками з використанням інтелектуальних систем і технологій керування дорожнім рухом.

Вирішенню сучасних проблем організації і оптимізації дорожнього руху в місті та інтелектуалізації процесів керування IT-проектами в цій сфері присвячено багато праць, аналіз яких показує, що у сфері інтелектуального керування трафіком великих міст проводиться багато робіт, спрямованих на створення інноваційних рішень із використанням великих даних, штучного інтелекту і технологій інтернету речей.

Технології, що засновані на результатах досліджень за напрямками «паралельний штучний інтелект», «розподілений штучний інтелект» в поєднанні з теорією автоматів надають можливість створювати розподілені системи підтримки рішень, що здатні оптимізувати трафік міста на основі технократичного управління з використанням моделей і методів штучного інтелекту.

Інтеграція засобів аналізу великих даних з інтелектуальними транспортними агентами і системами визначена ключовим драйвером розвитку розумних міст. Цей зв'язок дозволяє оптимізувати трафік великого міста, зосереджуючись на розумних системах керування транспортними потоками, як центральних компонентах. При цьому важливу роль в розробці і вдосконаленні розумних систем керування трафіком відіграють різні інноваційні технології штучного інтелекту, що моделюють поведінку транспортних засобів, водіїв та інших учасників дорожнього руху.

Важливу роль у розвитку інтелектуальних транспортних систем відіграють сенсорні технології, надаючи змогу покращити керування дорожнім рухом шляхом їх

застосування в інтелектуальних керування світлофорами, а застосування нейроінспірованих структур прогнозування і контролю міського трафіку надає потужний потенціал розвитку інноваційних підходів до вирішення проблем транспортних заторів з використанням технологій великих даних, глибинного навчання, графічних процесорів і обчислення в пам'яті.

Робота зосереджена на вирішенні проблеми заторів, яка все ще залишається актуальною для жителів багатьох великих міст. Описано модель онтологокерованої системи, призначеної для розумного розподілу транспортних потоків на перехрестях великого міста. При цьому бази правил для кожного типу перехресть формуються з правил дорожнього руху, а управління тривалістю сигналів світлофорів базується на аналізі даних, що надходять з різних джерел в режимі реального часу.

Зв'язок роботи з науковими програмами, планами, темами. Наукова робота відповідає напрямку, визначеному у Законі України «Про схвалення Концепції розвитку штучного інтелекту в Україні» (2020 р.), відповідає цілям Національної стратегії розвитку інтелектуальних транспортних систем до 2030 року і може бути інтегрована у програму «Цифрова Україна». Дисертація відповідає паспорту спеціальності 126 – Інформаційні системи та технології

Дисертація відповідає тематичному спрямуванню наукових розробок в рамках науково-дослідної роботи кафедри інформаційних технологій проектування та прикладної математики факультету автоматизації і інформаційних технологій Київського національного університету будівництва і архітектури, та тематичному спрямуванню наукових розробок відділу оптимізації режимів світлофорного регулювання комунального підприємства «Центр організації дорожнього руху». Результати дослідження впроваджено в навчальний процес в межах Київського національного університету будівництва і архітектури.

Зокрема, в навчальні програми дисциплін:

– «Теорія алгоритмів» для магістрів спеціальності «Інформаційні системи та технології. Штучний інтелект. Когнітивні технології» (ІСТ-ШІКТМ-23, ІСТМ-23)

кафедри управління проєктів і кафедри інформаційних технологій проєктування та прикладної математики;

– «Інформаційні технології представлення обробки та розпізнавання зображень» для магістрів спеціальності «Інформаційні системи та технології» (ІСТМ-23) кафедри інформаційних технологій проєктування та прикладної математики.

Дисертація містить наукові положення, нові науково обґрунтовані теоретичні результати проведених досліджень, які мають істотне значення для галузі знань 12 – Інформаційні технології.

Мета роботи полягає в розробці інтелектуальної системи керування трафіком великого міста, здатної зменшити кількість транспортних заторів за рахунок розумного керування світлофорами, в основу роботи якої покладено модель штучного інтелекту, навчену на симуляційних експериментах за сценарієм руху з урахуванням точок інтересу.

Для досягнення цієї мети пропонується розв'язати наступні задачі:

1. Дослідити проблеми дорожнього руху сучасних великих міст і системи керування трафіком великих міст.

2. Формалізувати задачу керування комплексом світлофорів на складному перехресті та розширити понятійний апарат онтології системи в напрямку наближення моделі середовища до реального аналога.

3. Розробити архітектуру високонавантаженої інтелектуальної системи, здатної керувати транспортними потоками великого міста в режимі реального часу та обґрунтувати вибір моделі штучного інтелекту для вирішення задачі керування комплексом світлофорів.

4. Провести експериментальні дослідження транспортних потоків великого міста на різних наборах даних, що відповідають режимам руху мережею доріг з більшою завантаженістю для формування навчального середовища моделі машинного навчання та виконати навчання інтелектуальної моделі керування комплексами світлофорів на перехрестях великого міста.

Методи дослідження. При виконанні роботи використовувались методи:

– композиції і структурного моделювання при концептуальному моделюванні системи;

– нечіткої логіки при формалізації понятійного апарату домену “Дорожній рух” онтології системи і правил керування комплексом світлофорів, що функціонують на складних перехрестях;

– теорії автоматів для розширення бази правил керування комплексом світлофорів на складному перехресті в напрямку врахування передумов застосування;

– теорії ймовірностей і математичної статистики при моделюванні транспортних потоків з урахуванням точок інтересу.

– імітаційного моделювання для тренування моделі керування комплексом світлофорів в умовах, наближених до реальних;

– навчання з підкріпленням для оптимізації моделі керування комплексом світлофорів.

Об’єкт дослідження – процес керування трафіком великого міста.

Предмет дослідження – інтелектуальні моделі, методи і системи керування транспортними потоками великого міста.

Обґрунтованість та достовірність отриманих результатів. Теоретичні результати дисертаційного дослідження аспіранта підтверджені фахівцями відділу оптимізації режимів світлофорного регулювання і службою впровадження та експлуатації комунального підприємства «Центр організації дорожнього руху», що засвідчено актами про впровадження.

Практичне значення одержаних результатів. Автор запропонував модель інтелектуальної високонавантаженої розподіленої онтологокерованої системи, що здатна керувати потоками автомобільного транспорту великого міста в режимі реального часу. Розподілена архітектура системи на основі комбінації масштабованих технологій і пакетної обробки даних за допомогою використання Kafka, Spark, Apache Hadoop та застосування балансувальників навантаження є значним внеском у сферу комп’ютерних наук та інженерії.

Інтелектуальна модель керування комплексом світлофорів, яка по суті є системою прийняття рішення щодо утримання чи зміни сигналів світлофорів, адаптована до вітчизняної транспортної інфраструктури м. Києва, проте використаний автором підхід до навчання моделі керування світлофорами, в основу якого покладено модель дорожньої мережі наперед визначеного міста і статистичні дані про його трафік, створює сприятливі передумови для адаптації моделі керування світлофорами та її швидкого і економічно-ефективного впровадження в транспортну інфраструктуру будь-якого міста.

Створюючи модель, яка може працювати з великими транспортними потоками, автор уможливорює розробку більш складних і досконалих додатків, які можуть сприяти розвитку транспортної інфраструктури міста. Таким чином, теоретична і практична цінність дослідження полягає в комплексному ефективному підході до керування трафіком великого міста у режимі реального часу, в динамічному стохастичному частково-спостережуваному середовищі.

Основний зміст дисертаційної роботи

Дисертацію присвячено вирішенню важливої науково-практичної проблеми розумного керування трафіком великого міста. Головна ідея роботи полягає в створенні моделі системи, яка складається з модулів, кожен з яких має декілька альтернативних способів реалізації, що дає додаткову гнучкість на етапі впровадження. Таким чином ця робота фокусується на отриманні практичної цінності від запропонованих ідей та зважає на вартість, швидкість та простоту впровадження в реальних умовах, що у воєнний час є особливо актуальним для бюджетів міст та областей України. Запропоновані підходи дозволяють пришвидшити навчання моделі прийняття рішень, якою керуються інтелектуальні агенти при керуванні комплексом світлофорів.

За результатами дослідження розроблено:

– інтелектуальну модель керування комплексом світлофорів великого міста, в основі якої лежить мультиагентний підхід навчання з підкріпленням;

– програмно-технічний комплекс для адаптивного керування світлофорами міста Києва на рівні вулиць.

У першому розділі сформовано комплексне розуміння проблем дорожнього руху, що пов'язані з транспортними заторами у великих містах; досліджено підходи до вирішення проблеми заторів та методи моделювання трафіку великого міста; проведено всебічний огляд існуючих інформаційних та інтелектуальних систем керування трафіком; показано значення моделей і методів штучного інтелекту в процесі аналізу даних, оптимізації маршрутів і керування світлофорами в режимі реального часу; з'ясовано, що при проектуванні інтелектуальних систем керування трафіком великого міста необхідно враховувати такі риси середовища, як стан мережі доріг, вплив розташування точок інтересу на формування маршрутів користувачів транспортними засобами і транспортних потоків, часткова спостережуваність і стохастичність; окреслено обмеження щодо використання навчання з підкріпленням в інтелектуальних системах керування світлофорами; виконано постановку задачі.

У другому розділі запропоновано концептуальну модель інтелектуальної системи керування трафіком великого міста; окреслено напрям формування гібридних моделей керування трафіком; формалізовано і структуровано базові поняття домену «Дорожній рух»; для надання агентам контролерів світлофорів семантичного розуміння моделі середовища; концепт «Транспортний потік» розширено в напрямку наближення моделі середовища до реального аналога шляхом доповнення набору вхідних даних, які є значущими для забезпечення надійного моделювання трафіку великого міста при реалізації можливості руху до об'єктів інтересу альтернативними маршрутами; формалізовано уніфіковану модель складного чотиристороннього перехрестя, прилеглих доріг і множини змінних, що використовуються при моделюванні роботи комплексу світлофорів на цьому перехресті; обґрунтовано застосування автомата Мура для керування комплексом світлофорів в умовах невизначеності, що пов'язана з вибором кращого рішення з множини прийнятних альтернатив; виконано кодування внутрішніх станів і функцій виходів автомата; структуровано і формалізовано основні поняття концепту «Моделі рішень» онтології системи і надано розуміння можливості різних моделей і методів

штучного інтелекту, здатних вирішувати різні задачі покращення дорожнього руху великого міста.

У третьому розділі розглянуто архітектуру інтелектуальної системи керування трафіком великого міста; на основі аналізу ключових компонентів і функцій системи підбрано взаємопов'язані одиниці, які здатні спільно керувати транспортними потоками міста; обґрунтовано доцільність застосування в системі нереляційної бази даних архітектури Касандра; описано ядро інтелектуальної системи керування трафіком великого міста – модель прийняття рішень; проаналізовано потенціал алгоритмів, які доцільно використовувати при вирішенні задач інтелектуального керування комплексом світлофорів; обґрунтовано вибір навчання з підкріпленням; надано математичну основу навчання з підкріпленням, що необхідна для розуміння внутрішньої роботи системи керування трафіком міста; показано можливість спілкування агентів контролерів світлофорів шляхом обміну простих і зрозумілих повідомлень на основі даних щодо стану руху на певному перехресті і прохідність сусідніх перехресть: детально описано процес формування повідомлень, синхронізації роботи світлофорів і здатність моделі прийняття рішень до адаптації за рахунок застосування навчання з підкріпленням.

У четвертому розділі розглянуто програмні пакети, що розроблені для моделювання міського і регіонального трафіку; обґрунтовано вибір програмного пакета Simulation of Urban Mobility для моделювання дорожнього руху; покроково описано процес створення моделі дорожньої мережі, запуску симуляції і формування набору даних для навчання з підкріпленням, яке покладено в основу керування комплексом світлофорів; процес моделювання транспортних потоків з урахуванням точок інтересу описано на прикладі м. Києва; на основі експериментальних досліджень сформовано навчальне середовище для моделі керування світлофорами за алгоритмами Q-learning, Deep Q-Network, Proximal Policy Optimization і True Online Temporal-Difference Learning; виконано тренування і порівняльний аналіз результатів навчання; для подальшого практичного впровадження в програмно-технічний комплекс спостереження за станом руху і адаптивного керування світлофорами на складних перехрестях за результатами досліджень рекомендовано інтелектуальну

модель керування комплексом світлофорів, навчену за алгоритмом True Online Temporal-Difference Learning; надано інструкцію щодо впровадження системи в дорожню інфраструктуру міста.

Ключові слова: інформаційна система, модель прийняття рішень, машинне навчання, нейронна мережа, об'єкт онтології, розумне місто, симуляційний експеримент, транспортний потік, управління трафіком, формалізація, штучний інтелект.

Публікації. За темою дисертації опубліковано 5 робіт. Основні результати досліджень викладені в 2 статтях у друкованих виданнях, включених до переліку фахових видань України, 1 роботу у друкованих виданнях, які включені до міжнародних наукометричних баз та 2 роботах, що представлені як тези доповіді у міжнародних науково-технічних конференціях.

Особистий внесок здобувача. Основні результати і положення, які становлять суть (зміст) дисертації виконані автором самостійно. З наукових праць, що опубліковані у співавторстві, у дисертації використано лише ті ідеї та положення, які є результатом особистої роботи здобувача.

Апробація результатів дисертації. Основні положення та результати дисертаційної роботи висвітлені та обговоренні на наступних конференціях:

1. 2022 International Conference on Smart Information Systems and Technologies (SIST), Nur-Sultan, Kazakhstan, 28–30 April 2022. 2022. URL: <https://doi.org/10.1109/sist54437.2022.9945759>

2. TRANSBALTICA XIII: Transportation Science and Technology. Cham, 2023. P. 33–42. URL: https://doi.org/10.1007/978-3-031-25863-3_4

3. ACeSYRI - International Workshop on Modern Experience for PhD students and Young Researchers, November 14-18, 2022, pp. 40-41, book of abstract, Zilina, Slovakia. URL: <https://ki.fri.uniza.sk/ACeSYRI2022/Abstracts.pdf>

В повному обсязі дисертація доповідалась на науковому семінарі кафедри інформаційних технологій, кафедри інформаційних технологій проектування та прикладної математики Київського національного університету будівництва і архітектури (м. Київ, 2024 рік).

Структура та обсяг дисертації. Дисертаційна робота складається із вступу, чотирьох розділів, загальних висновків, списку використаних джерел та додатків. Загальний обсяг роботи становить 162 сторінки, у тому числі основна частина складає 141 сторінку. Основна частина, крім тексту, включає 7 таблиць, 40 рисунків.

Подяка. Висловлюю глибоку подяку науковому керівнику – кандидату технічних наук, Єременку Богдану Михайловичу за настанови при написанні роботи.

РОЗДІЛ 1. ПРОБЛЕМИ ДОРОЖНЬОГО РУХУ ТА ІНТЕЛЕКТУАЛЬНЕ КЕРУВАННЯ ТРАФІКОМ ВЕЛИКОГО МІСТА

У розділі сформовано комплексне розуміння проблем дорожнього руху, що пов'язані з транспортними заторами у великих містах; досліджено підходи до вирішення проблеми заторів та методи моделювання трафіку великого міста; проведено всебічний огляд існуючих інформаційних та інтелектуальних систем керування трафіком; показано значення моделей і методів штучного інтелекту в процесі аналізу даних, оптимізації маршрутів і керування світлофорами в режимі реального часу; з'ясовано, що при проектуванні інтелектуальних систем керування трафіком великого міста необхідно враховувати такі риси середовища, як стан мережі доріг, вплив розташування точок інтересу на формування маршрутів користувачів транспортними засобами і транспортних потоків, часткова спостережуваність і стохастичність; окреслено обмеження щодо використання навчання з підкріпленням в інтелектуальних системах керування світлофорами; виконано постановку задачі.

1.1. Проблеми дорожнього руху великого міста

Згідно з даними Індексу дорожнього руху [1], в усьому світі зростає кількість активних автомобілів і загострюється проблема транспортних заторів.

Транспортні затори у великому місті – складна проблема, яка потребує врахування інтересів різних зацікавлених сторін і вимагає комплексного підходу, що включає [1]:

1. Розвиток громадського транспорту.
2. Розвиток інфраструктури для пішоходів та велосипедистів.
3. Використання інтелектуальних технологій для моніторингу і управління транспортним потоком.
4. Впровадження розумної системи керування світлофорами.

Впровадження розумних систем керування трафіком стає все більш поширеним явищем у всьому світі, і такі міста як Лондон, Сінгапур і Нью-Йорк вже відчули значні переваги цих систем, але в цілому проблема заторів не вирішена (рис. 1.1).

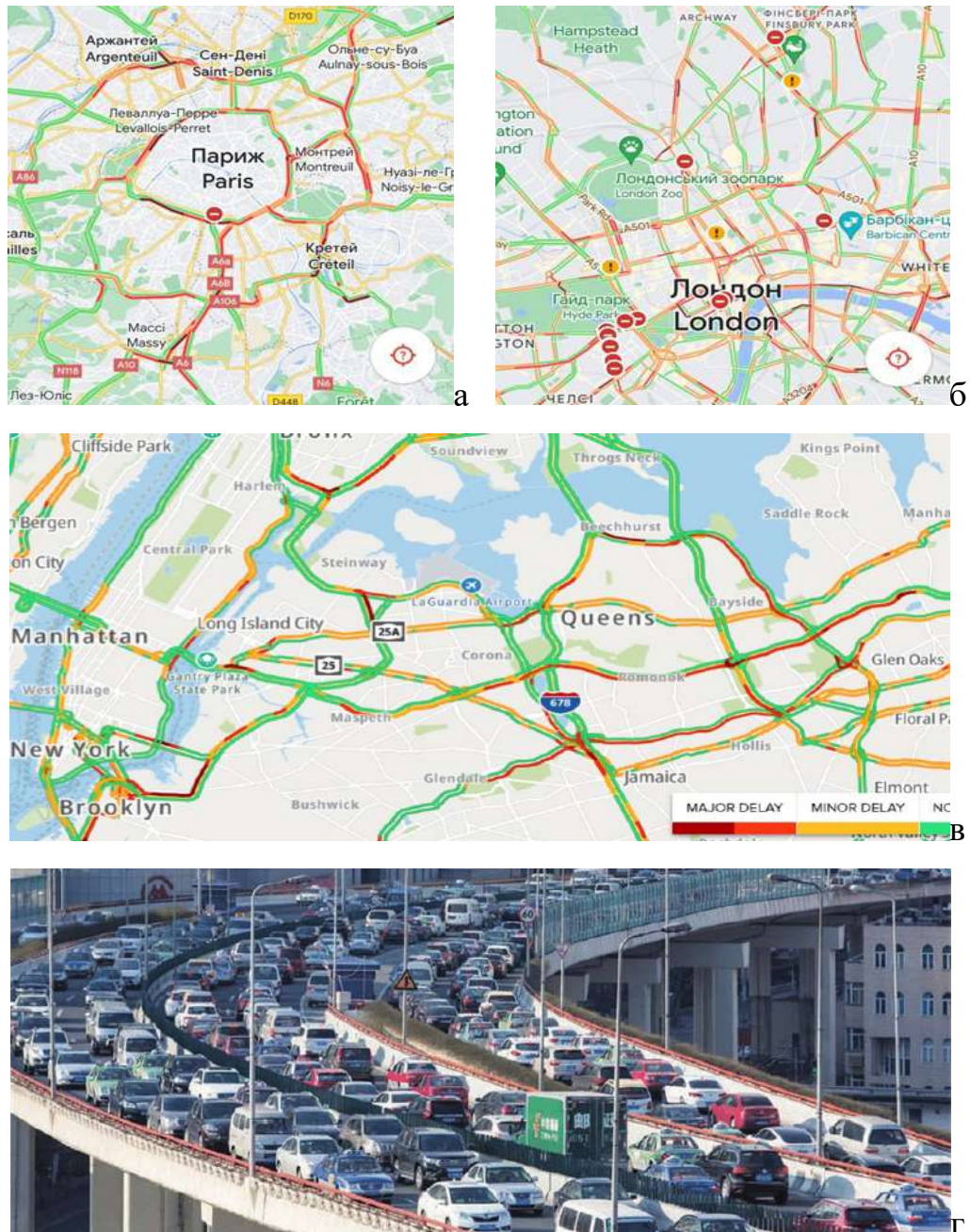


Рисунок 1.1. Фіксація стану трафіку в містах Лондон (а), Париж (б), Нью Йорк [3] та фотофіксація ділянки дорожньої мережі в м. Шанхай (г) [2];

Вирішення проблеми транспортних заторів у сучасному великому місті передбачає [4]:

1. Збір даних про транспортний потік у місті, що включає дані про час руху, кількість транспортних засобів, пропускну здатність доріг, вузькі місця на дорогах, наявність перешкод і нестандартних ситуацій, складні погодні умови та інші фактори, що впливають на стан трафіку.

2. Інтелектуальний аналіз даних, що надходять від засобів спостереження і транспортних засобів.

3. Вдосконалення транспорту і транспортної інфраструктури, а саме: розвиток і впровадження електричних і гібридних автомобілів; розвиток технологій розумного паркування.

4. Впровадження нових технологій у керування транспортними потоками, таких як розумні моделі управління світлофорами і комплексами світлофорів.

5. Моніторинг та оцінювання результатів впроваджених заходів.

7. Моделювання результатів впровадження нових заходів, технологій і засобів у транспортну інфраструктуру.

8. Довгострокове планування будівництва нових систем громадського транспорту, розвитку велосипедних і пішохідних зон, встановлення розумних систем керування світлофорами і т. і.

Проблема транспортних заторів була актуальною для довоєнного м. Києва.

Ще у 2019 році у Києві не було ані людини, ані єдиного департаменту, який би керував трафіком. Так само місто й не займалося вимірюванням трафіку. Однак за підсумками 2020 року, Київ посів сьоме місце у світі за заторами, а у 2021 році вже перемістився на третю сходинку [5].

У 2022 р. за кількістю заторів посідав третє місце у світі, а з 24.02.2022 р. ситуація в м. Києві, як і в багатьох містах України, значно погіршилась і продовжує погіршуватися в глобальному масштабі (рис. 1.2).

Наразі кількість активних автомобілів на неокупованій частині країни зростає за рахунок вимушеної міграції населення. До того ж внаслідок бойових дій, які веде російська федерація за підтримки республіки білорусь, дорожня мережа України зазнала і продовжує зазнавати масштабних руйнувань і пошкоджень (рис. 1.3).

Через руйнування великої частки транспортної мережі України її не пошкоджені ділянки зазнають позапроектних навантажень і впливів внаслідок перерозподілу транспортних потоків. Це, своєю чергою, призводить до їх передчасного переходу в аварійний стан.

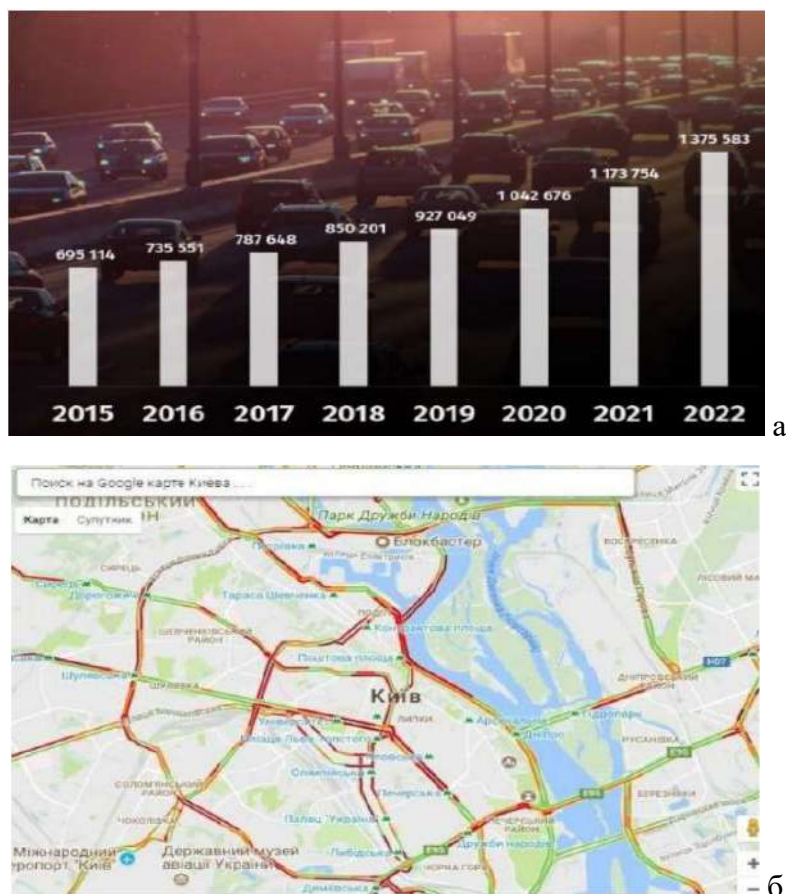


Рисунок 1.2. Дані щодо кількості транспортних засобів (а) і мапа стану трафіку (б) у м. Києві станом до 2022 р [1, 6]



Рисунок 1.3. Фотофіксації зруйнованих внаслідок бойових дій ділянок дорожньої мережі України [9]

Відновлення зруйнованих і пошкоджених шляхопроводів, розв'язок, доріг і об'єктів дорожньої інфраструктури країни спонукає до масштабного розвитку розумної мобільності, впровадження інтелектуального транспорту і інтернету речей (IoT), які в останні роки розробляються для розумних міст [3; 7; 8].

Поняття «розумна мобільність» означає публічну доступність інформації, що потрібна для покращення перевезень і поєднання послуг для людей з різними потребами, включаючи пішоходів, велосипедистів та людей з обмеженими можливостями, які спрямовані на зменшення [10] тривалості поїздки, вартості поїздки та викидів CO₂ (рис. 1.4).



Рисунок 1.4. Дашборд київського трафіку [12]

Середня швидкість автомобіля в Києві за минулий рік була 17 км/год. Це швидкість велосипеда і повільніше, ніж персональний електротранспорт. І першим кроком до зменшення заторів є дашборд ефективності рішень міської ради щодо транспорту та розподілу втрачених коштів і часу.

В цьому дисертаційному дослідженні фокус розумної мобільності спрямовано на зменшення тривалості поїздки шляхом зменшення часу очікування в заторах.

В Україні це питання особливо гостро постає там, де розширення зруйнованих ділянок доріг, не вирішує проблему заторів міста в цілому, оскільки [11]:

– збільшення пропускної спроможності частини доріг сприяє зростанню потоку автомобілів на цих ділянках;

– зростання потоку автомобілів на ділянках доріг з великою пропускною спроможністю призводить до накопичення більшої кількості автомобілів на ділянках доріг, де пропускна спроможність менша;

– такий дисбаланс є причиною збільшення часу, що проводиться в заторах водія міста загалом, а вирішення завдання зменшення тривалості поїздки потребує координації і оптимізації трафіку міста.

До того ж в Україні світлофори на перехрестях, як правило, управляються таймером незалежно від щільності транспортних потоків, що часто призводить до тривалої затримки транспортних засобів на будь-якому світлофорі в будь-який час (рис. 1.5).



Рисунок 1.5. Приклад сліпого (а) і розумного (б) керування рухом автотранспорту на складному 4-сторонньому перехресті великого міста

Координація і оптимізація руху транспорту в режимі реального часу зменшує кількість транспортних заторів, що спричинені емпіричним чи сліпим керуванням і суттєво покращує ситуацію на дорогах міста в час пік. Тому розробці інформаційних транспортних систем, робота яких базується на моделюванні зв'язку між динамічними транспортними мережами і водіями транспортних засобів присвячується все більше досліджень [13; 14]. Про це свідчать роботи багатьох дослідників цієї проблеми в різних країнах [15 – 17] та звіти науково-дослідних інститутів і інформаційних центрів [18].

1.2. Сучасні підходи до координації і оптимізації трафіку великих міст

Аналіз моделей, методів і засобів координації і оптимізації динамічного транспортного потоку [19 – 22] показав, що велику частку досліджень спрямовано на урахування динамічного призначення трафіку відповідно до впливу об'єктів інтересу (POI).

Дослідження теплових карт і аналіз транспортних потоків з використанням даних траєкторії GPS (рис. 1.1, 1.2) для аналізу впливу POI на транспортний потік міста, особливо в години пік, надало можливість візуалізувати збільшення та розсіювання потоку трафіку навколо POI [19].

Доповнення цього якісного аналізу кількісним підходом надало можливість встановити зв'язок між розташуванням POI та умовами дорожнього руху. У [19] також запропоновано цікавий підхід до аналізу даних траєкторії глобальної системи позиціонування (ГПС) і POI і, на основі теорії рівноваги користувача, запропоновано динамічне призначення потоку трафіку, що показує як оптимізувати трафік міста шляхом прийняття правильних рішень щодо розподілу транспортних потоків.

В [20; 21] показано, що динамічне призначення трафіку відповідно до POI може автоматично розподіляти просторові ресурси мережі доріг на основі надання водіям своєчасної інформації про дорожній рух у реальному часі. Таким чином дані щодо POI є суттєвими в інтелектуальних системах керування трафіком, надаючи цінну інформацію про моделі трафіку та впливаючи на рішення щодо керування транспортними потоками.

Дані POI все частіше інтегруються в інтелектуальні системи керування трафіком міст для покращення транспортних потоків, безпеки і ефективності транспорту. Ця інтеграція дозволяє використовувати більш динамічний і оперативний підхід до оптимізації транспортних потоків, оскільки забезпечує додатковий контекст про місця, які визначають схеми руху, тому в міру розвитку технологій потенціал даних POI для подальшого вдосконалення інтелектуальних систем контролю і керування дорожнім рухом продовжує зростати. Проте підтримувати точність даних про місцезнаходження POI складно через часті зміни в інформації про POI.

Визначення інтенсивності транспортного потоку з використанням логіки слідування за автомобілем і урахуванням поточної ситуації на дорогах у середовищі підключеного транспортного засобу здійснюється з підтримкою GPS [20]. Обробка інформації про трафік в режимі реального часу надає змогу вчасно розібратися в подіях і оперативно інформувати водіїв про ситуаційні проблеми на різних ділянках мережі доріг.

Надання учасникам дорожнього руху цієї інформації може:

- з одного боку, допомогти уникнути транспортних заторів шляхом зменшення транспортних засобів на проблемній ділянці дорожньої мережі;
- з іншого боку, ускладнити рух на інших ділянках доріг за рахунок не узгодженої масової ситуативної зміни маршрутів транспортних засобів, які опинилися на під'їзді до проблемної ділянки дорожньої мережі.

У таких випадках вчасне ситуаційне розвантаження одних перехресть часто призводить до накопичення більшої кількості автомобілів в околі прилеглих перехресть і появи заторів на іншому перехресті.

Ситуація значно ускладнюється тим, що більшість систем інтелектуального керування трафіком досі покладаються на інформацію про положення і кількість автомобілів, які перебувають у середовищі підключеного транспортного засобу [23]. Проте не всі водії мають потрібний пристрій чи застосунок, і не спостережувані транспортні засоби не можуть бути виявлені системою, тому більшість інтелектуальних систем, що розроблені для керування трафіком міста, функціонують у частково спостережуваному середовищі.

Ця проблема може бути частково вирішена, якщо для отримання первинної інформації про швидкість, місцезнаходження, положення і стан транспортних засобів, стан дорожньої мережі, нестандартні ситуації та інші дані, що можуть вплинути на рух автомобілів, будуть в режимі реального часу надходити з інших систем первинної інформації.

До систем первинної інформації належать [24; 25]:

- камери відеоспостереження (рис 1.6, а);
- датчики магнітного поля (рис 1.6, б):

– прилади вимірювання шуму (рис 1.6, в);

Системи відео детектування мають ряд переваг при зборі первинних даних, включаючи точність, надійність, гнучкість, масштабованість і економічну ефективність [26].

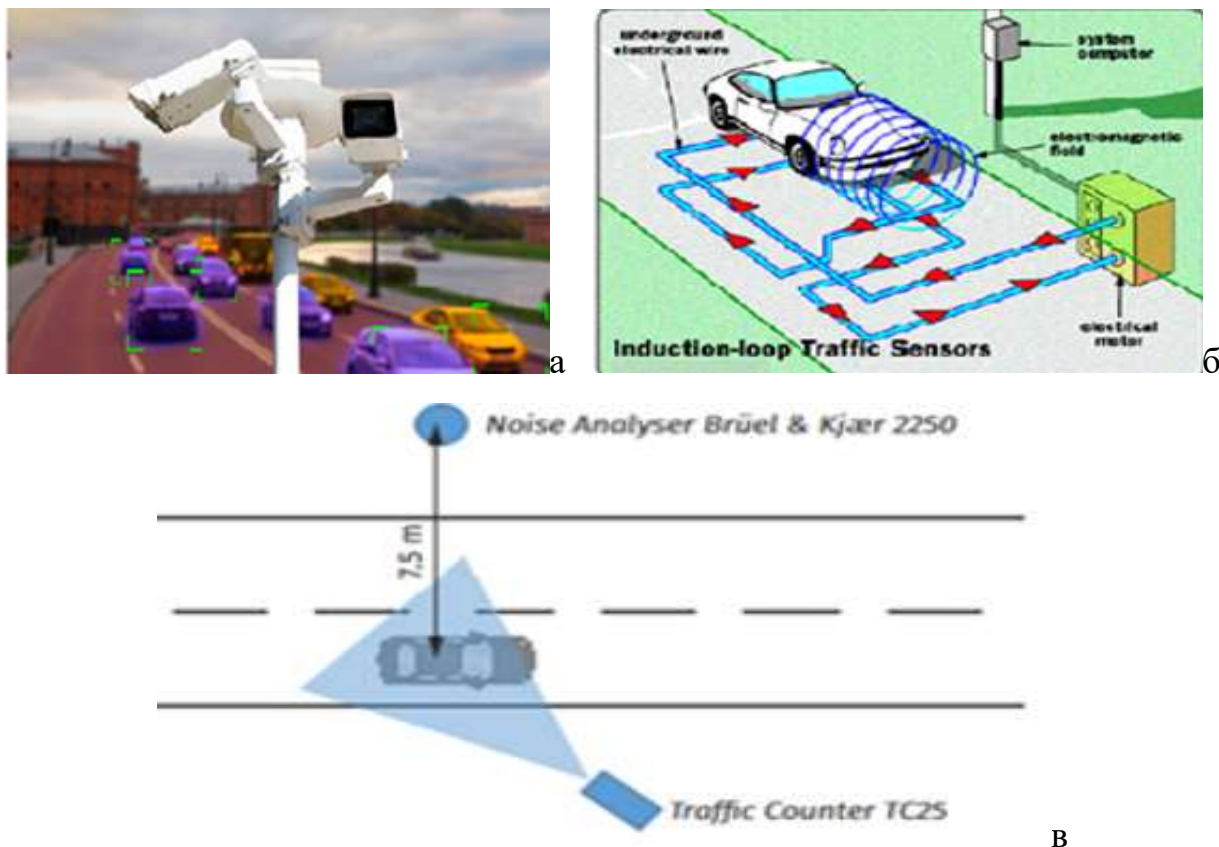


Рисунок 1.6. Основні джерела первинної інформації щодо типу, місцезнаходження, положення і швидкості транспортних засобів [24; 25]

Передача інформації в режимі реального часу підтримується ГІС [27].

Важливу роль у розвитку інтелектуальних транспортних систем відіграють сенсорні технології і комп'ютерний зір, дозволяючи інтегрувати датчики і системи спостереження в транспортну інфраструктуру для покращення керування трафіком і безпеки на дорогах міст [28].

Датчики – очі та вуха інтелектуальних систем керування трафіком, які збирають дані про дорожній рух, що аналізуються розумними системами керування трафіком і використовуються для прийняття кращих рішень щодо керування трафіком.

Такими чином, датчики відіграють ключову роль у розумних системах керування трафіком, надаючи їм дані, необхідні для оптимізації дорожнього руху. При цьому рівень розвитку машинного навчання і наявність різноманітних комплексних моделей, що використовуються для обробки зображень, дозволяє з достатньою точністю виявляти об'єкти в динамічному потоці.

Наразі існують різні типи датчиків, які мають різне призначення та особливості.

1. Датчики для підрахунку та класифікації транспорту:

– Індукційні петлі, що встановлюються в асфальт для виявлення металевих предметів, такі як автомобілі, використовуються для підрахунку транспорту, визначення швидкості та класифікації транспортних засобів за типом (легковий, вантажний, мотоцикл).

– Відеокамери, що записують відео, яке потім аналізується для визначення положення, швидкості та напрямку руху транспортних засобів, а також для їх класифікації.

– Радарні датчики, що випромінюють радіохвилі та вимірюють час, їх повернення, використовуються для визначення швидкості та відстані до транспортних засобів, а також для підрахунку транспорту.

2. Датчики для виявлення інцидентів:

– Датчики виявлення дорожньо-транспортних пригод (ДТП), що виявляють різкі зміни швидкості та напрямку руху, які можуть свідчити про ДТП.

– Системи виявлення заторів, що використовують дані про швидкість та щільність руху для визначення заторів.

– Системи виявлення пішоходів і велосипедистів, що використовують камери і радари для виявлення пішоходів і велосипедистів на дорозі.

3. Датчики для моніторингу дорожніх умов:

– Метеостанції, що збирають дані про погодні умови, які можуть впливати на дорожній рух (температура, опади, вітер).

– Датчики якості повітря, що вимірюють рівень забруднення повітря, яке може впливати на видимість та безпеку руху.

– Системи моніторингу шуму, що вимірюють рівень шуму на дорогах, який може бути шкідливим для людей та довкілля.

4. Інші датчики:

– GPS-датчики, що використовуються для визначення точного розташування транспортних засобів.

– Датчики тиску, що використовуються для визначення щільності руху.

– Датчики освітлення, що використовуються для визначення рівня освітлення на дорозі.

Основними перевагами використання датчиків є точність, надійність та масштабованість, що надають можливість:

- збирати точні дані про дорожній рух в режимі реального часу;
- працювати в будь-яких погодних умовах;
- легко розширювати мережу датчиків для охоплення більшої території.

До недоліків використання датчиків відносять:

- вартість встановлення та обслуговування, що може бути дорогим.
- конфіденційність, що пов'язана зі стурбованістю людей щодо можливості збору особистих даних.
- вандалізм, що може бути причиною пошкоджень.

Дані, зібрані датчиками, передаються до системи керування дорожнім рухом, де аналізуються та використовуються для прийняття рішень щодо керування трафіком (рис 1.7).



Рисунок 1.7. Схема керування дорожнім рухом [29]

Подолання проблеми транспортних заторів на рівні районів великих міст і міст в цілому здійснюється центрами координації, обладнаними сучасними інформаційно-комунікаційними програмно-технічними комплексами.

В м. Києві цю функцію виконує Центр організації дорожнього руху (ЦОДР). При цьому внесок диспетчера-людини в роботу центрів координації на рівні міста (рис. 1.8) досі лишається значним через обмеження ресурсів, але людський потенціал в сприйнятті і аналізі інформації, що надходить у великій кількості в режимі реального часу, теж обмежений [30].



Рисунок 1.8. Робота ЦОДР (а), управління трафіком міста (б) на різних рівнях [30]

Для задачі розпізнавання зображень в сучасних системах найчастіше використовуються згортова нейронна мережа (CNN) і її модифікації.

Зазвичай основним показником, що визначає придатність моделі до практичного застосування, є точність. Проте специфіка задачі керування транспортними потоками висуває особливі вимоги до швидкості роботи моделі, оскільки потребує обробки даних в потоковому режимі. Інакше системи керування дорожнім рухом будуть отримувати не актуальну інформацію. Системи, що керуються CNN наразі демонструють успішне розпізнавання об'єктів і швидкість їх функціонування достатня для оцінки щільності транспортних потоків в режимі реального часу [31].

В [23] запропоновано вирішення задачі інформування водіїв про стан трафіку за допомогою мобільного додатку для водіїв з досить точними даними про дорожній рух, що збираються економічно доступними датчиками, які розміщені кожні 500 метрів на вибраних дорогах. Проте технології моніторингу, зазвичай, дозволяють лише прогнозувати кількість автомобілів на дорогах міст і не вирішують задачу розумного керування автомобільними потоками.

Динамічна інформація про дорожній рух доступна на [5].

Дані [5] можуть використовуватися різними користувачами для оптимізації дорожньої логістики і керування транспортними потоками за допомогою розумного розподілу транспортних потоків альтернативними маршрутами, адаптивного хронометражу світлофорів, змінних обмежень швидкості та сповіщень водіїв про нестандартні ситуації на дорогах міста у режимі реального часу.

Найпоширенішими з підходів до керування світлофорами є:

- Синхронізація світлофорів на ділянці дороги [19; 34];
- Адаптивне керування світлофорами на перехресті [29; 33];
- Узгодження роботи системи світлофорів мережі доріг міста [35; 36].

Типовий спосіб вирішення задачі синхронізації світлофорів між перехрестями полягає в тому, щоб сформулювати задачу оптимізації та вирішити її за певних припущень, таких як рівномірна швидкість прибуття автомобілів [17, 23] і не обмежена пропускна здатність смуги [20]. Проте в умовах великого міста ці припущення часто не відповідають реаліям.

З даних Traffic Index [5] на основі даних про дорожній рух, що отримані від водіїв, можна отримати певну інформацію для оцінки математичного сподівання і дисперсії погодинної швидкості і часу подорожі (рис. 1.9, 1.10), що відображають особливості трафіку різних міст.

За оцінкою експертів віл. сервіс TomTom бачить 15% трафіку; Google, найімовірніше, бачить більше, ніж TomTom, бо ураховує дані «андроїдів».

Методи, що ґрунтуються на припущенні щодо рівномірної швидкості прибуття автомобілів, не працюють добре, оскільки на дорогах великих міст часто трапляються різні ситуації, що призводять до суттєвих відхилень стану реального трафіку від математичного сподівання. Це значно ускладнює синхронізацію світлофорів на рівні міста, якщо керування базується на основі детермінованого моделювання. Тому підходи до оцінки стану трафіку залежно від інтенсивності руху і середньої швидкості транспортних засобів, що запропоновані в [28], не працюють, якщо в моделі відсутні дані про непередбачені ситуації на дорозі, оскільки не можуть впоратися з супутньою невизначеністю.

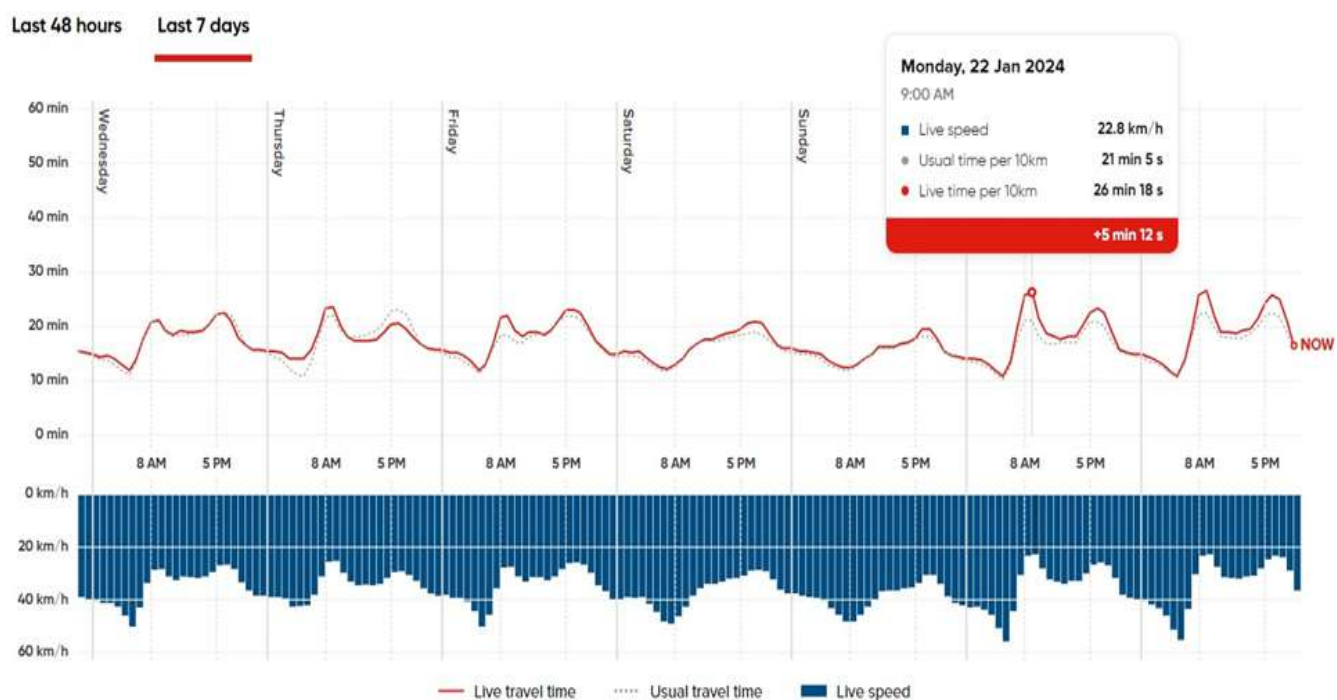


Рисунок 1.9. Погодинна швидкість і час подорожі за 7 днів [3]

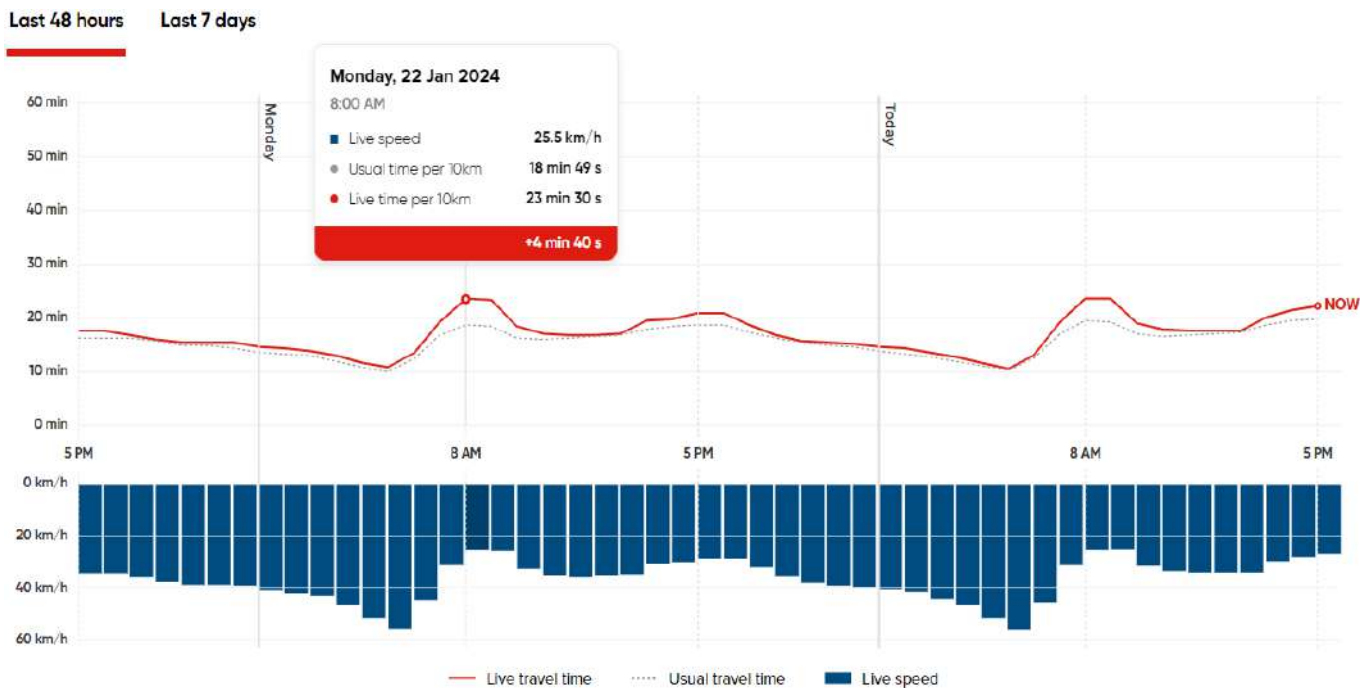


Рисунок 1.10. Погодинна швидкість і час подорожі 48 годин

В [37] показано, що застосування методів детектування темпоральних аномалій надає змогу збільшити ймовірність виявлення особливих темпоральних патернів, які є провісниками аномалій.

Ці методи[37]:

- мають переваги за рахунок використання нечіткої моделі, що підвищує рівень інтелектуалізації процесів і поліпшує адаптаційні властивості системи прогнозування, використовуючи нечіткі кластери з лінгвістичними оцінками параметрів;

- надають можливість інтегрувати евристики, що відображають візуальні уявлення експертів щодо розміщення патернів в просторі, забезпечуючи кількісну оцінку результатів у вигляді прогнозування подій.

Для ефективного керування транспортними потоками необхідний постійний моніторинг усіх істотних факторів, що впливають на трафік у великих містах.

Необхідно, щоб набір цих факторів включав як розташування та швидкість транспортних засобів, так і поточні дані про [24; 38 – 40]:

- дорожні події та ремонтні роботи на дорогах;
- вплив POI;
- взаємовплив поведінка водіїв;

- вплив метеорологічних умов;
- режим роботи світлофорів.

Інший підхід до вирішення питань оптимізації динамічного стохастичного транспортного потоку базується на адаптивному управлінні комплексом світлофорів на перехрестях. Цей підхід передбачає наявність інформації про місцезнаходження і швидкість транспортних засобів у режимі реального часу, що може надходити від транспортних засобів чи інших джерел первинної інформації.

Адаптивну систему управління світлофором на 4-сторонньому перехресті описано в [15]. Ця система функціонує в режимі реального часу, використовуючи значення щільності транспортних засобів і [16] здатна частково вирішити проблему транспортних заторів, що пов'язана зі сліпим керуванням (рис. 1.6, а), але розумне керування рухом автотранспорту на складному перехресті великого міста передбачає адаптивне управління не одним світлофором, а їх комплексом (рис. 1.6, б).

Навчання з підкріпленням (RL) може покращити роботу комплексів світлофорів і оптимізувати трафік міста в цілому.

RL – ефективний метод вирішення проблем прийняття рішень, що може знаходити оптимальні рішення в невизначених середовищах і не потребує великих позначених наборів даних [36].

Методи RL використовують онтології і міркування для представлення знань контролерів, що керують світлофорами. Це дозволяє контролерам інтерпретувати дані трафіку і покращити продуктивність роботи систем керування дорожнім рухом при умові, що модель середовища адекватно описує реальний стан транспортних потоків.

Контролери сигналів моделюються як агенти RL, які спостерігають за станом середовища, виконують певні дії і отримують відповідну винагороду. Таким чином контролер є центральною складовою системи управління та автоматизації, яка забезпечує моніторинг і керування різноманітними процесами.

В основі контролера лежать такі ключові компоненти, як [24 – 26]:

- сенсори і датчики, що збирають дані з фізичного середовища і передають їх агенту контролера для аналізу;

– процесор, мікроконтролер, програмований логічний контролер (PLC) або комп'ютер, який здатний виконувати необхідні розрахунки, аналіз даних і прийняття рішень;

– стандартні програми чи спеціалізоване програмне забезпечення, що розроблені під конкретні задачі, які включають алгоритми управління, аналізу даних і прийняття рішень;

– актуатори, що виконують команди, які надходять від агента, змінюючи стан.

– комунікаційні інтерфейси (дротові або бездротові інтерфейси, такі як Ethernet, Wi-Fi, Zigbee, Bluetooth тощо), що забезпечують обмін даними з іншими системами, сенсорами, актуаторами і користувачами.

– логічні і математичні моделі, алгоритми штучного інтелекту чи машинного навчання, які описують поведінку керованої системи чіткими і нечіткими змінними.

Якщо дії агентів базуються на таких припущеннях, як робота в середовищах з передбачуваним потоком транспорту і наявності детальної інформації про всі транспортні засоби [41; 42], що безумовно дотримуються всіх правил дорожнього руху, то це може призвести до ще більших заторів у реальному середовищі, оскільки в реальному середовищі:

– не всі події трафіку великого міста можуть бути передбачені в просторі “подія-місце-час”;

– не всі транспортні засоби можуть бути виявлені агентом;

– не вся інформація, що надходить від агента, може бути прийнята;

– екстремальні ситуації на дорогах великих міст нерідко демонструють випадки виправданого і нерозумного порушення правил дорожнього руху.

Це означає, що агенти повинні вміти обробляти нові вимоги та адаптуватися до середовища, яке постійно змінюється, в режимі реального часу [43].

До того ж використання агентів RL в інтелектуальних системах керування сигналами світлофорів часто не мають прагматичних міркувань щодо проблем реального трафіку великого міста, особливо щодо інфраструктури доріг, стану трафіку та поведінки окремих транспортних засобів в динамічних стохастичних транспортних потоках.

Це включає обмеження, що пов'язані з:

- частковим виявленням транспортних засобів;
- наявності шумів у даних датчиків;
- неочікуваними подіями на дорозі;
- координацією агентів.

Таким чином, якщо реальне середовище суттєво відрізняється від його моделі, то агенти, що навчені на симуляторах не можуть адаптуватися до реального середовища [44]. В таких випадках інтелектуальне управління, засноване на онтології надає можливість розширювати представлення агентів щодо спостережуваного середовища і його станів шляхом виведення, що в подальшому може покращити вибір дії в умовах стохастичної невизначеності. Однак, слід ураховувати, що розмірність простору стану та дії в трафіку великого міста в цілому є високою, і при застосуванні методів на основі RL загострюється проблема «катастрофи розмірності», що суттєво знижує ефективність RL.

Для поширення методів на основі RL на простори станів і дій з великою розмірністю, були розроблені методи на основі глибокого навчання з підкріпленням (DRL) шляхом вбудовування нейронних мереж у методи на основі RL. Це надало змогу ефективно вирішувати проблеми складних динамічних систем і середовищ з високою обчислювальною ефективністю, не покладаючись на попередні знання.

Однак існуючі методи, що засновані на DRL в основному були зосереджені на вирішенні питання прийняття рішення комплексом світлофорів, що функціонує на окремому перехресті. А використання існуючих методів на основі DRL в масштабах великого міста ще не в змозі точно відобразити взаємний вплив транспортних засобів і змодельовати динамічне дорожнє середовище [45]. Щоб усунути ці недоліки пропонується підхід навчання з підкріпленням графів для мультиагентного прийняття рішень на комплексах світлофорів міста у змішаному трафіку.

Таким чином, інтелектуальні системи керування дорожнім рухом зазнали значного прогресу за останні роки, зосереджуючись на покращенні транспортного потоку, зменшенні заторів і підвищенні безпеки дорожнього руху міста в цілому [46]. А завдяки розвитку інтелектуального аналізу великих даних у реальному часі,

моделей і методів ШІ та машинного навчання передача функцій диспетчерів надійним і ефективним систем розумного керування транспортними потоками втілюється в транспортну систему великих міст.

1.3. Інтелектуальне керування дорожнім рухом

На важливості інтелектуальних систем, які можуть адаптуватися до динамічних ситуацій наголошується ще в [47]. Це узгоджується з концепцією розподілених систем, які обговорювались в [48], фокусуючись на плануванні, економіці та обчисленнях у реальному часі. Наразі у сфері інтелектуального керування дорожнім рухом великих міст було проведено і продовжують проводитись масштабні дослідження з метою вивчення інноваційних рішень із використанням великих даних, ШІ та технологій інтернету речей (IoT).

Значення IoT у розумних містах ретельно розглянуто в [3]. В цій роботі представлено систему прогнозування трафіку і управління сигналами, що призначена для оптимізації транспортних потоків, на основі IoT. При цьому для покращення можливостей прогнозування трафіку, в роботі запропоновано використовувати такі технології, як великі дані, глибинне навчання, обчислення в пам'яті та графічні процесори.

В [49] також розглядається питання оптимізації планування трафіку на основі спілкування IoT, наголошуючи на перевагах IoT у зборі та аналізі даних трафіку для ефективного міського планування.

В [50] представлено інтелектуальну систему керування світлофорами, яка для ефективного прогнозування потоків трафіку та інтелектуального керування транспортними заторами використовує аналітику великих даних та IoT.

В роботі [51]:

- розглянуто проблеми політики міських даних і технократичного управління;
- досліджено наслідки великих даних і розумного урбанізму;
- запропоновано нейронну структуру для прогнозування та контролю міського руху.

Крім того в [51], підкреслюючи потребу застосування передових систем контролю трафіку, для вирішення проблем дорожнього руху, акцентовано увагу на інтеграції аналітики великих даних у системи управління трафіком. При цьому наголошується на ключовій ролі технології обробки даних у розробці розумних рішень.

В [52] показано важливість економічно ефективного протоколу збору даних з урахуванням трафіку в транспортних мережах Ad-Нос (VANET) для збору і аналізу даних про дорожній рух інтелектуальними програмами.

В [53] запропоновано інтелектуальну систему керування світлофорами, що використовує технологію обробки зображень OpenCV для коригування часу сигналу світлофора на основі щільності доріг, віддаючи пріоритет смугам з високим навантаженням.

Ця система для виявлення і моніторингу транспортних засобів використовує:

– одну цифрову камеру, що оцінює щільність транспортних потоків на дорогах в околі перехресть:

– бібліотеку комп'ютерного зору з відкритим кодом як програмний засіб [54];

– алгоритм відмінності фону для виявлення транспортних засобів, що рухаються [55];

– фільтр Калмана для моніторингу транспортних засобів [56];

Окрім того, система надає транспортним засобам екстреної допомоги найвищий пріоритет і контролює їх після отримання даних.

В [57] представлено концепцію адаптивного навчання для виявлення дорожніх знаків, що дозволяє системам спостереження вдосконалюватись на основі даних у реальному часі.

У систем проведено аналіз архітектурних рішень моделей виявлення транспортних засобів у мережі в потоковому режимі з використанням YOLOv5 і FASTER R-CNN та встановлено, що:

– Faster R-CNN зберігає високу точність за різних вхідних даних, але має повільну швидкість обробки, що не дає змоги використовувати цей алгоритм в потоковому режимі;

– YOLOv5 трохи втрачає точність на нових наборах даних, проте має швидкість обробки даних в кілька разів вищу, ніж Faster R-CNN, що надає змогу використовувати його для обробки даних в потоковому режимі.

Використання математичних моделей [58; 59] для моделювання і прогнозування стану трафіку і підтримки рішень щодо вибору оптимальних маршрутів і часу відправлення до точки інтересу відіграє вирішальну роль у покращенні ефективності використання дорожньої мережі великого міста.

В [60] описані інноваційні підходи, що наразі розроблені для обробки динамічної інформації про дорожній рух і мають значний потенціал для вирішення складних проблем у сфері аналізу даних:

- моделі просторових даних ГІС [61];
- мультиагентна теорія [62]
- еволюційні та генетичні алгоритми [63].

ГІС надає можливість виявити «гарячі точки», приховані закономірності та тенденції в даних, шляхом візуалізації даних на картах за допомогою кількох наборів даних, які зображують різні явища. Використовуючи потужність розташування ГІС також дозволяє будувати просторові моделі для імітації просторово-часової динаміки і прогнозування майбутніх результатів на основі поточних тенденцій [61].

Еволюційні та генетичні алгоритми здатні адаптуватися до мінливих умов середовища, використовуючи принципи природного відбору для оптимізації рішень складних проблем та механізм мутації для ширшого дослідження простору рішень. Ці алгоритми ітеративно генерують і оцінюють варіанти рішень, відкидають менш придатні і просуваючи ті, що більш придатні до глобального оптимуму [63].

Мультиагентна теорія [62] для моделювання поведінки складних систем використовує висхідний підхід, моделюючи систему як сукупність автономних та інтелектуальних агентів. Агенти взаємодіють один з одним і своїм середовищем на основі попередньо визначених правил і алгоритмів навчання. Це дає змогу розробляти та тестувати моделі на основі агентів для сценаріїв, де централізований контроль є не практичним або небажаним, наприклад, керування потоком трафіку або розподіл ресурсів у розподілених мережах [64].

Моделі рішень для покращення потоку транспорту і зменшення заторів, на яких базуватися робота систем інтелектуального керування дорожнім рухом, поділяються на три категорії [65]:

- моделі на основі правил [66; 67];
- моделі на основі оптимізації [63; 68 – 70];
- моделі на основі машинного навчання [71 – 74].

Керування автомобільним трафіком, зазвичай, здійснюється світлофорами згідно з правилами дорожнього руху, що забезпечують перетин перехрестя певної кількості автомобілів. Тому моделі на основі правил є найлогічнішим і найпростішим типом моделі прийняття рішень, які для визначення дій механізмів керування світлофорами використовують набір попередньо визначених правил.

Авторами [75] розроблено інтелектуальну систему світлофорів, що використовує нечітку логіку для оцінки заторів і оптимізації циклів світлофорів. Проте в [76] на основі оцінок адаптивності алгоритмів штучного інтелекту для оптимізації з миттєвим стохастичним попитом на трафік обґрунтовано висновок про обмеженість нечіткої логіки, що не може впоратися зі стохастичним потоком трафіку через те, що обчислює рішення на основі фіксованої обчислювальної процедури. Таким чином, проблеми реального трафіку великого міста, що характеризується значним рівнем часткової спостережливості не повністю охоплюються марковським процесом, а моделі, засновані на правилах, відносно легкі в розробці та впровадженні, але не достатньо гнучкі, щоб адаптуватися до швидких змін умов руху [77].

Моделі на основі оптимізації ґрунтуються на детермінованих математичних моделях для знаходження найкращих способів керування трафіком відповідно до таких цільових функцій, як максимізація пропускної здатності чи мінімізація заторів. Моделі на основі оптимізації можуть бути ефективнішими, ніж моделі на основі правил, але вони не враховують усіх факторів середовища, що випадковим чином можуть суттєво впливати на поточні характеристики стан транспортних потоків. до того ж вони складніші для розробки і реалізації [78].

Перспективним напрямком розв'язання задачі прогнозування стало створення гібридних моделей і методів, які об'єднують різні моделі методи з метою компенсації слабких сторін одних ефективністю чи сильними сторонами інших [79; 80].

Використання RL для керування сигналами світлофорів в розумних містах демонструє потенціал рішень оптимізації транспортного потоку на основі штучного інтелекту [28, 81].

В [28] підкреслюючи важливість розумного транспорту в розвитку міст і вказуючи на вирішальну роль транспортних систем у будівництві розумних міст, для ефективного прогнозування трафіку в розумних містах презентували моделі оптимізації SMOBGRU-TP. Ця модель призначена для прогнозування трафіку з підтримкою глибинного навчання. Попередня обробка вхідних даних виконується з використанням мінімаксної нормалізації.

В [82] досліджено методи DRL для керування світлофорами та їхню здатність розумно поводитися в сітці дорожньої мережі.

Такі дослідження, як [83 – 85] демонструють потенціал глибокого навчання з підкріпленням для оптимізації циклів керування світлофором, тоді як в [86] для вивчення історичних даних та прогнозування щодо майбутніх умов дорожнього руху використовуються методи машинного навчання. Поєднання глибокого навчання і навчання з підкріпленням дозволяє вивчати складну динаміку трафіку безпосередньо з необроблених даних, усуваючи потребу в ручних функціях. Це містить великий потенціал для розробки адаптивних і надійних систем управління трафіком.

Інтеграція моделей на основі машинного навчання і обробки даних у режимі реального часу проклала шлях до інноваційних рішень у сфері інтелектуальних систем керування дорожнім рухом, а стрімкий розвиток таких технологій ШІ як глибоке навчання з підкріпленням [83], адаптивне навчання [57] і аналітика великих даних [50] та сенсорні мережі [25] надає змогу підвищити ефективність, безпеку і стійкість систем керування трафіком. Використовуючи ці технології, міста можуть покращити контроль руху, оптимізувати управління сигналами і підвищити загальну ефективність транспортної системи в розумних містах.

Проте існує багато великих міст з усталеною мережею доріг, які з різних причин наразі не можуть швидко вирішити увесь комплекс проблем дорожнього руху трансформувшись в розумні міста. В таких випадках вирішення проблеми транспортних заторів вбачається в розробці уніфікованих інтелектуальних систем керування комплексами світлофорів, що функціонують на типових складних перехрестях використовуючи існуючі техніки навчання з підкріпленням і моделі штучного інтелекту. Це надасть змогу покращити контроль руху та підвищити загальну мобільність жителів міста з меншими витратами.

1.4. Постановка задачі

Основним завданням цього дисертаційного дослідження є розробка моделі системи, яка надасть можливість користувачам автомобільного транспорту скоротити тривалість поїздки зменшивши час очікування в транспортних заторах.

Вирішення цього завдання передбачає:

1. Розробку архітектури високонавантаженої онтологокерованої системи, здатної управляти потоками автомобільного транспорту великого міста в режимі реального часу.
2. Розробку інтелектуальної моделі керування комплексом світлофорів, здатної покращити трафік великого міста шляхом розумного розподілу потоків автомобільного транспорту в режимі реального часу.
3. Моделювання дорожньої мережі певного міста та транспортних потоків цією мережею та оцінку характеристик трафіку міста.
4. Експериментальне дослідження транспортних потоків великого міста на різних наборах даних, що відповідають режимам руху з більшою завантаженістю, для формування навчальної вибірки моделі машинного навчання.
5. Навчання та тестування інтелектуальних моделей керування транспортними потоками.

Висновки до розділу 1

1. На основі комплексного дослідження проблем дорожнього руху, що пов'язані з транспортними заторами, і аналізу сучасних інформаційних та інтелектуальних систем і технологій моделювання трафіку з'ясовано, що для вирішення проблеми заторів у великих містах в умовах обмеження матеріальних ресурсів доцільно зосередитись на розробці інтелектуальної системи, яка використовує можливості існуючих моделей і методів штучного інтелекту. Це надасть змогу покращити контроль руху і підвищити загальну мобільність жителів міста з меншими витратами.

2. Аналіз моделей і методів координації, керування і оптимізації транспортних потоків показав, що перспективним напрямком розв'язання задачі розумного керування трафіком міста стало створення гібридних моделей і методів. Інтеграція засобів аналізу великих даних з інтелектуальними транспортними агентами і системами визначена ключовим драйвером розвитку розумних міст, оскільки цей зв'язок дозволяє оптимізувати трафік міста, зосереджуючись на компенсації слабких сторін одних сильними сторонами інших.

3. Зібрано необхідну інформацію щодо ролі сенсорних технологій і датчиків в інтелектуальних транспортних системах і програмно-технічних комплексах адаптивного керування світлофорами міста, які надають можливість в режимі реального часу збирати дані з фізичного середовища і передавати їх агенту для аналізу і прийняття рішень щодо керування дорожнім рухом.

РОЗДІЛ 2. МОДЕЛЮВАННЯ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНОЇ СИСТЕМИ КЕРУВАННЯ ТРАФІКОМ ВЕЛИКОГО МІСТА

У розділі запропоновано концептуальну модель інтелектуальної системи керування трафіком великого міста; окреслено напрям формування гібридних моделей керування трафіком інтелектуальними агентами; формалізовано і структуровано базові поняття домену «Дорожній рух»; для надання агентам контролерів світлофорів семантичного розуміння моделі середовища; концепт «Транспортний потік» розширено в напрямку наближення моделі середовища до реального аналога шляхом доповнення набору вхідних даних, які є значущими для забезпечення надійного моделювання трафіку великого міста при реалізації можливості руху до об'єктів інтересу альтернативними маршрутами; формалізовано уніфіковану модель складного чотиристороннього перехрестя, прилеглих доріг і множини змінних, що використовуються при моделюванні роботи комплексу світлофорів на цьому перехресті; обґрунтовано застосування автомата Мура для керування комплексом світлофорів в умовах невизначеності, що пов'язана з вибором кращого рішення з множини прийнятних альтернатив; виконано кодування внутрішніх станів і функцій виходів автомата; структуровано і формалізовано основні поняття концепту «Моделі рішень» онтології системи і надано розуміння можливості різних моделей і методів штучного інтелекту, здатних вирішувати різні задачі покращення дорожнього руху великого міста.

2.1. Загальна концепція ІСКТВМ

Системи інтелектуального управління сигналами дорожнього руху останнім часом привертають все більше уваги як засіб покращення транспортного потоку і зменшення заторів [87-89]. Ці системи поєднують традиційний контроль сигналів світлофора з технологією зв'язку, використовуючи набір датчиків і штучний інтелект для вирішення різних задач дорожнього руху в режимі реального часу.

На рис. 2.1 показано концептуальну модель інтелектуальної системи керування трафіком великого міста (ІСКТВМ), що призначена для підвищення розумної мобільності його жителів [33, 90].

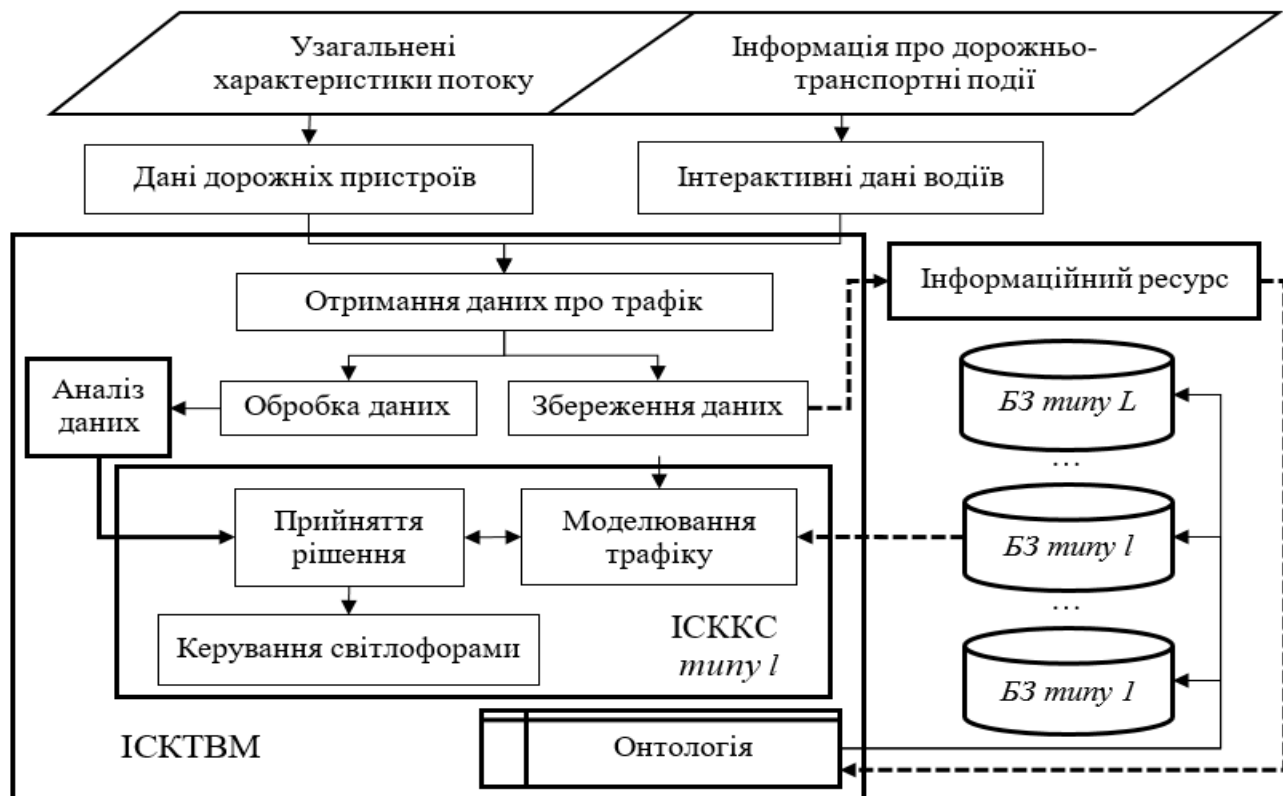


Рисунок 2.1. Концептуальна модель ІСКТВМ [33]

При розробці моделі передбачалось, що:

- інформаційним ресурсом ІСКТВМ для оцінки узагальнених статистичних характеристик транспортного потоку і моделювання трафіку міста в цілому можуть бути: TomTom; карти стану трафіку; дані GPS щодо POI та стану доріг і перехресть;
- інтерактивні дані щодо стану транспортних потоків на ділянках дорожньої мережі будуть надходити до ІСККС і до ІСКТВМ як від датчиків і систем спостереження, інтегрованих в дорожню інфраструктуру [24], так і від водіїв, які знаходяться в оточенні підключеного транспортного засобу [29];
- передача інформації в реальному часі підтримується ГІС [27];
- навігаційні системи, принцип роботи яких заснований на зборі інформації про дорожній рух від водіїв, може бути інтегрований в інтелектуальну систему

управління світлофором не лише як джерело інтерактивних даних, а й як блок керування транспортними засобами;

- для розумного керування комплексом світлофорів на складному перехресті великого міста буде використано дискретний автомат Мура;

- для кожного типу перехрестя існує агент, що забезпечує моніторинг і керування відповідним комплексом світлофорів;

- для надання агентам комплексів світлофорів семантичного розуміння моделі середовища формалізовано уніфіковану модель складного перехрестя та прилеглих доріг і базові поняття концепту домену «Дорожній рух»;

- робота системи базується на правилах та нормативах, що регулюють дорожній рух і визначають відносини між всіма його учасниками.

Таким чином ефективність керування дорожнім рухом великого міста на всіх рівнях залежить від точності та повноти використання єдиної онтології ІСКТВМ, яка є основою для формування моделі прийняття рішень, щодо розумного керування сигналами світлофорів залежно від умов трафіку. Проте, при реалізації онтології ІСКТВМ, виникають серйозні труднощі навіть з описом об'єднання різнорідних одиниць системи, які приймають і обробляють відповідно до закладених в них алгоритмів різні дані з зовнішнього і внутрішнього середовища, обмінюються даними, і в результаті виробляють рішення щодо керування транспортними потоками [90].

Інтелектуальне управління світлофором, окрім отримання достовірної інформації, передбачає визначення необхідної і достатньої вхідної інформації та її формалізацію.

Вирішення цієї проблеми і надання агентам контролерів світлофорів семантичного розуміння керованого середовища першою чергою потребує [32]:

- розширення понятійного апарату основних концептів онтології;
- формалізації та надійного представлення станів складного перехрестя;
- надійної адаптивної моделі керування комплексом світлофорів, що передбачає моделювання постумов рішень, які приймаються в умовах вибору з множини прийнятних альтернатив.

2.2 Понятійний апарату онтології ІСКТВМ

Онтологія в інформатиці – це представлення знань предметної області (домену) у структурований і організований спосіб, зазвичай із використанням набору понять (концептів) і зв'язків для визначення термінів і понять, які використовуються в межах цієї області [91].

Онтологія надає користувачам ІСКТВМ доповнений інтелект і семантику даних, зрозумілу машині. У [16] автори використовують нечітку онтологію для повторного використання знань і запуску відповідних нечітких правил для керування сигналами світлофорів за допомогою механізму нечіткого висновку.

Розробка онтології передбачає виконання таких дій [40]:

1. Визначити домен.
2. Визначити область застосування онтології.
3. Визначити поняття.
4. Визначити співвідношення.
5. Вибрати формальну мову.

Доменом у цій роботі є дорожній рух.

Представлення знань домену включає опис понять, властивостей, відносин і аксіом, а використання ієрархічного підходу надає онтології можливість описати всі зв'язки між поняттями, в тому числі множинні зв'язки та умовний і зворотний зв'язок.

Областю застосування онтології є ІСКТВМ.

Підхід, що запропоновано в [10], збагачує семантику необроблених даних сенсора та виводить контекстний опис керування сигналами світлофорів за допомогою онтологічної моделі з використанням контекстно-залежних атрибутів. Та, незважаючи на те, що онтологія використовувалася в контексті керування сигналами світлофорів, проблеми, що пов'язані з частковою спостережуваністю середовища, динамічністю та стохастичним потоком трафіку, не розглядалися.

В цій ІСКТВМ онтологія використовується для [91]:

– інтерпретації даних про дорожній рух та визначення їх значення.

- формування моделей транспортних мереж наближених до реальних;
- моделювання транспортних потоків з частковим виявленням транспортних засобів;
- прийняття таких рішень щодо керування трафіком, як оптимізація роботи світлофорів і вибір маршрутів з урахуванням впливу ROI на трафік міста в різні часові проміжки.

Ключовими поняттями домену “дорожній рух” є “учасники руху” і “інфраструктура доріг” (рис. 2.2).

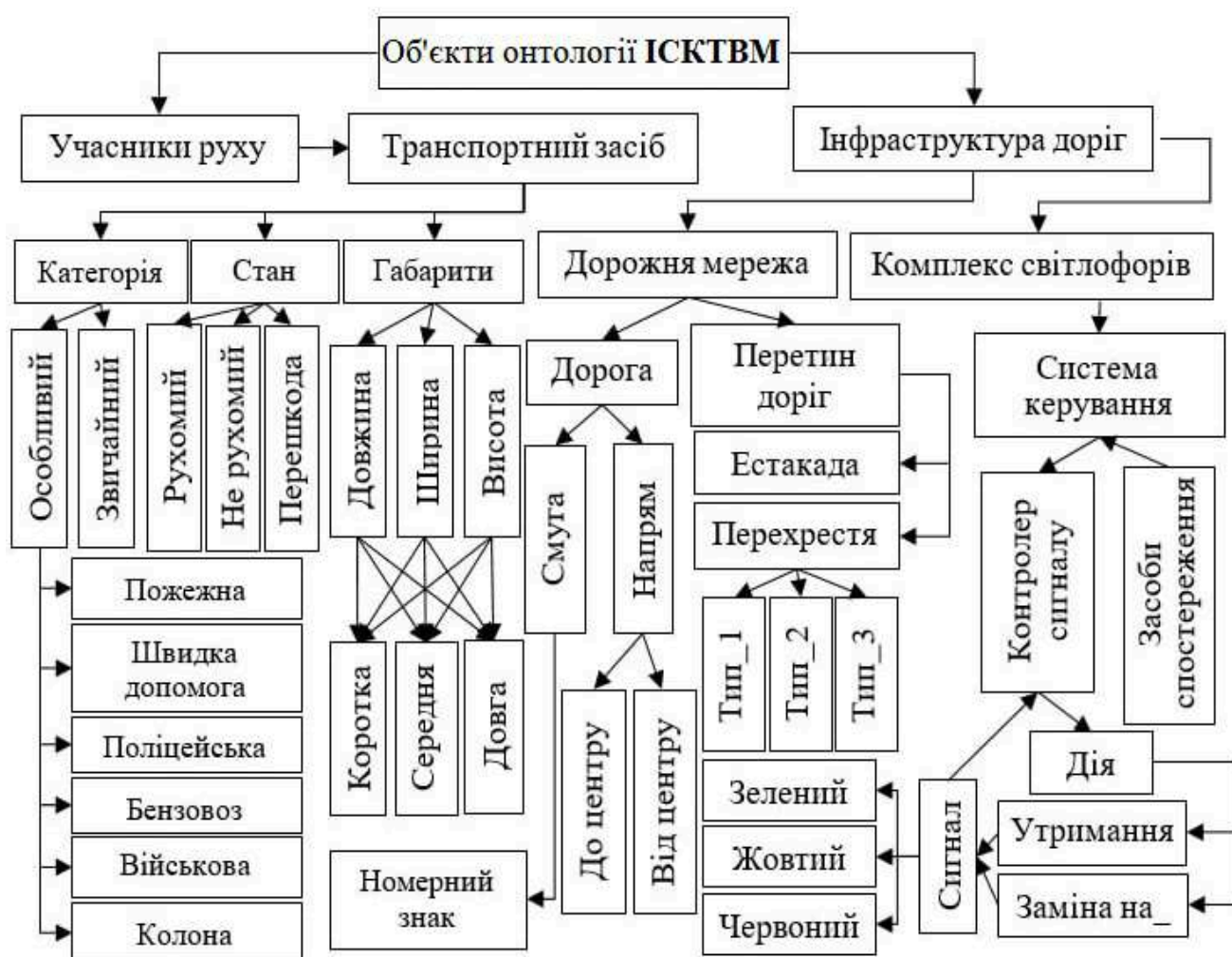


Рисунок 2.2. Об'єкти онтології ІСКТВМ

На рис. 2.3 показано формалізацію понять концепту «учасники руху», з якого для детальнішого описання виокремлено і розширено поняття «транспортний засіб». Поняття «Пішохід» і «Інші учасники» запропоновано описувати множиною

характеристик руху (ХР): положення; звичайні особливості руху (σ) різних транспортних засобів; нормальна (за правилами ДР) і аномальна (не за правилами ДР) поведінка (π) і ($\bar{\pi}$) учасників руху; миттєва $\mu(t)$ і очікувана $\vec{\mu}(t + \Delta t)$ швидкість; напрям руху (НР).

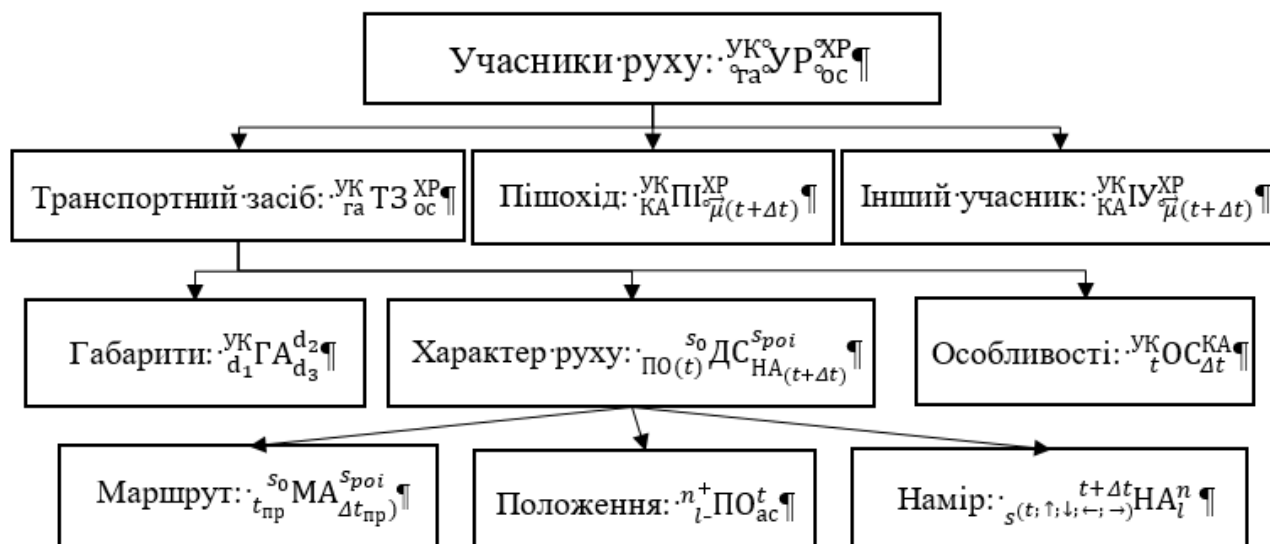


Рисунок 2.3. Структура концепту «Учасник руху»

Характери руху усіх учасників руху можуть визначатися в різних системах координат, а саме: в системі координат Google Maps; в системі координат (Oxy) , яка за певними правилами визначається для кожного міста; в системі координат (Os) , що пов'язана з дорогою, якою слідує транспортний засіб в поточний момент часу.

При формалізації понять концепту «Учасники руху» прийняті такі позначення і скорочення:

- УР – учасники руху;
- УК – універсальний класифікатор;
- ТЗ – транспортний засіб;
- ПІ – пішохід;
- ІУР – інший учасник руху;
- ГА – габарити: d_1 – довжина, d_2 – ширина, d_3 – висота;
- КА – категорія;
- ОС – особливості;

- ПО – положення ($t; N; I^{(+;-)}; s_t$);
- ПР – пріоритет руху;
- s_0 і s_{poi} точка виїзду і точка призначення;
- МА – маршрут: точка виїзду (s_0); точка призначення (s_{poi});
- точки вибору напрямку слідування (s_e);
- x_n, x_k – початкова і кінцева координати по осі Ox ;
- y_n, y_k – початкова і кінцева координати по осі Oy ;
- x, y – поточні координати по осям Ox і Oy ;
- Δt – можливий час очікування;
- $v(t)$ – миттєва швидкість автомобіля;
- $\langle v \rangle$ – середня швидкість автомобіля;
- НА – намір ($t; \Delta t; s^{(\uparrow; \downarrow; \leftarrow; \rightarrow)}; N; I(+;-)$);
- $(\uparrow; \downarrow; \leftarrow; \rightarrow)$ – рух в напрямку вперед, назад, наліво, направо.

Велика кількість транспортних заходів, що рухаються різними маршрутами мережею доріг міста формують транспортні потоки.

Концепт “Транспортний потік” (рис. 2.4) містить поняття, що описуються такими характеристиками, як: умови дорожнього руху (УДЗ) в різний час на певних ділянках дороги (ДД); характеристики руху (ХР) такі, як середня швидкість руху ($\langle V \rangle$) і щільність (p); множина зовнішніх і внутрішніх чинників впливу (ЗЧВ і ВЧВ) на умови і характер руху транспортного потоку.

Умови дорожнього руху – це багатовимірні випадкові величини, що визначаються на кожній смузі руху певної ділянки дороги у визначений час у певний день тижня на основі відповідних статистичних даних. Саме тому при формуванні поняття “транспортний потік” так багато уваги приділяється формалізації визначення поняття “умови руху”.

Однією з задач дослідження є наближення моделі «Транспортний потік» до реального стану трафіку великого міста шляхом розширення набору вхідних даних моделі, які є значущими. Для надійного моделювання дорожнього руху великого міста за допомогою інтелектуальної системи управління дорожнім рухом.

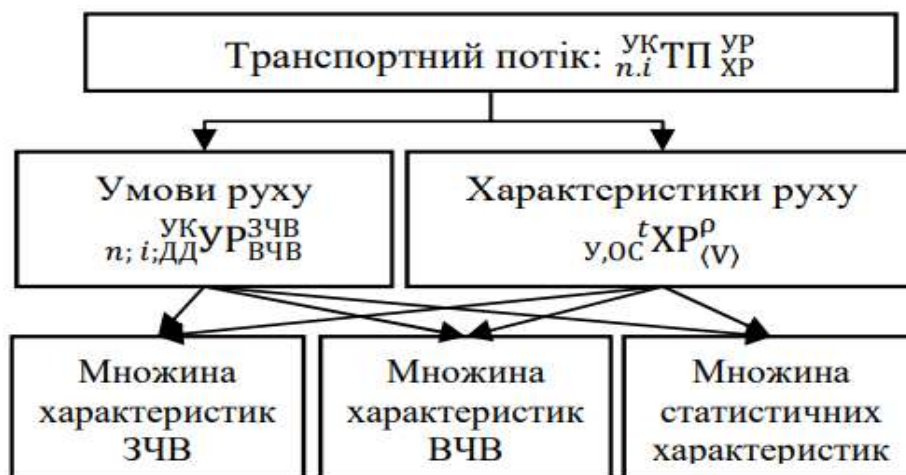


Рисунок 2.4. Узагальнене представлення концепту «Транспортний потік»

Окрім того, імітація різних станів транспортного потоку, виконана на адекватних моделях, дозволяє отримати надійні набори навчальних вибірок для навчання моделей штучного інтелекту, здатних керувати світлофорними комплексами. І, навпаки, якщо реальне середовище суттєво відрізняється від його моделі, то агенти, що навчені на симуляторах не можуть адаптуватися до реального середовища [44].

В таких випадках інтелектуальне управління, засноване на онтології надає можливість розширювати представлення агентів щодо спостережуваного середовища і його станів шляхом виведення, що в подальшому може покращити вибір дії в умовах стохастичної невизначеності.

Розширену структуру концепту «Транспортний потік», що пропонується для урахування нормальних і аномальних відхилень від поточних умов руху, показано на рис. 2.5.

При розширенні понять концепту «Транспортний потік» формалізовано такі поняття, як:

- СУ – стандартні умови;
- НСУ – не стандартні умови;
- σ і $\bar{\sigma}$ нормальний і аномальний характер руху в різний час на певних ділянках дороги;
- ДД – ділянках дороги;

- ЗЧВ – множина зовнішніх і внутрішніх чинників (факторів) впливу;
- ВЧВ – на умови і характер руху транспортного потоку.

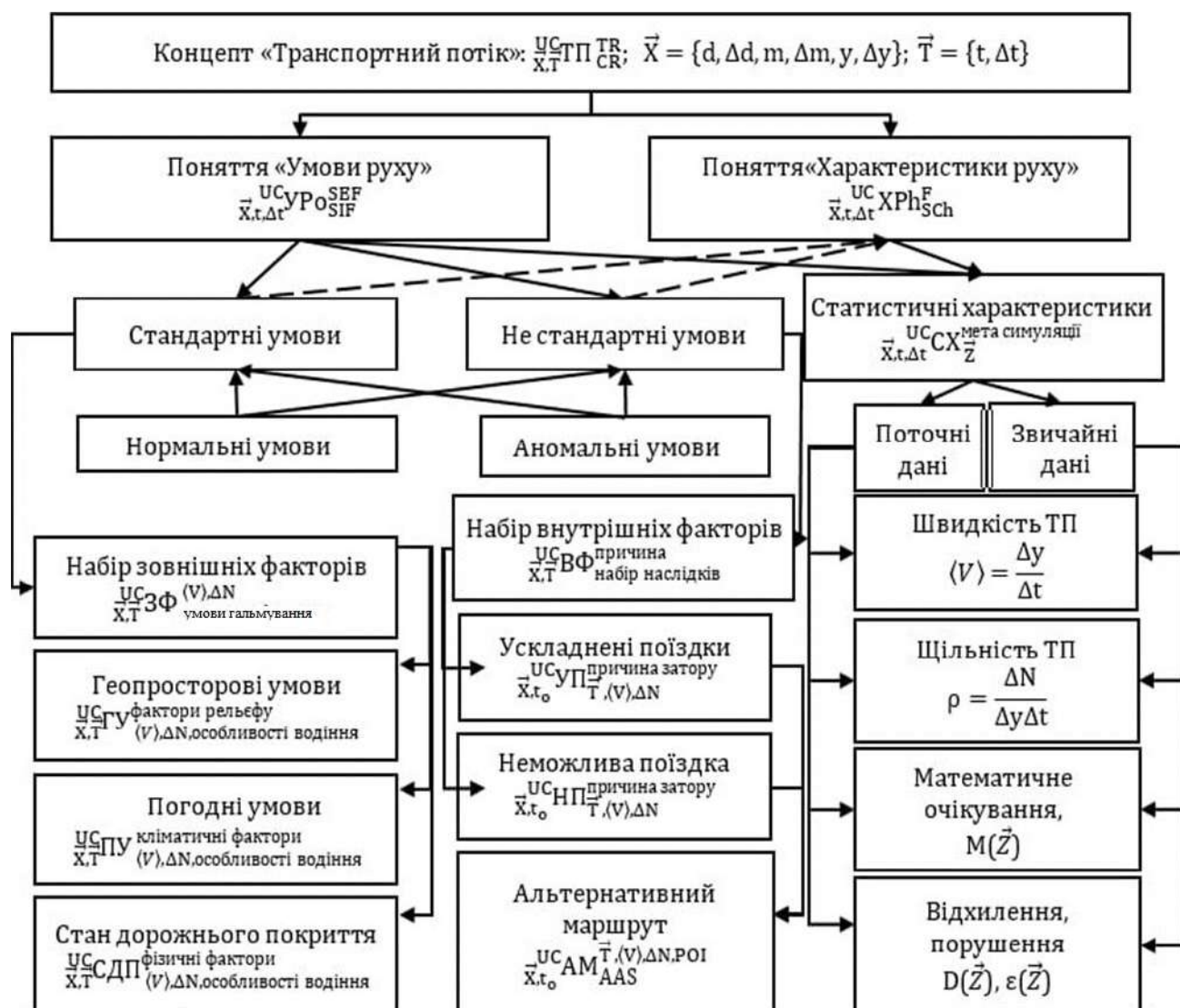


Рисунок 2.5. Структуру концепту «Транспортний потік»

На рис. 2.6 показано структуру іншого базового поняття концепту «дорожній рух», яким є «Інфраструктура доріг».

При формуванні цього концепту прийнято такі позначення і скорочення:

- ІД – інфраструктура доріг;
- Д – дорога;
- ПД – перетин доріг;
- $O(x_0; y_0)$ – координати центра перетину;

- ДС – дорожня смуга;
- ТП – тип перехрестя;
- ТЕ – тип естакади;
- СТ – стан (СД – стан дороги, СПД – стан перехрестя доріг);
- t і Δt – поточний час і проміжок часу;
- n ($n=1, \dots, N$) – номер дороги;
- i ($i=1, \dots, I$) – номер дорожньої смуги;
- ДП – дорожнє покриття;
- ЗЧ – зовнішні (географічні, фізико-хімічні, антропогенні) чинники.



Рисунок 2.6. Структура концепту «Інфраструктура доріг» [32]

Тип дороги визначається кількістю смуг (I^+ і I^-) в напрямках «на в'їзд в місто» і «на виїзд з міста», відповідно. Тип перехрестя визначається кількістю доріг (N^+ , N^-) і кількістю смуг (I_n^+ , I_n^-) в напрямках «на в'їзд» і «на виїзд», відповідно.

Ця множина ТП містить перехрестя:

- з поглинанням ($N > N^-$);
- з розгалуженням ($N^+ < N^-$);
- з однаковою кількістю доріг ($N^+ = N^-$) на в'їзд і виїзд.

При цьому передбачається можливість графічного зображення перетину доріг і декомпозиція кругових розв'язок і естакад на простіші типи перехресть.

Стан дороги і перехресть, дорожнє покриття, зовнішні чинники впливу описуються множиною відповідних характеристик.

Важлива при моделювання вхідна інформація включає [33]:

- тип перетину (надалі розглядається тип перехреста 4x4 як найбільш поширений);
- кількість смуг на кожній із суміжних доріг;
- кількість автомобілів на певній території;
- середню швидкість автомобіля.

Об'єкти онтології ІСКТВМ можуть бути описані технологією RDF.

Фрагмент опису об'єктів онтології ІСКТВМ показано на рис. 2.10.

```

1 <?xml version="1.0"?>
2 <rdf:RDF xmlns:rdf="http://www.w3.org/1999/02/22-rdf-syntax-ns#"
3     xmlns:rdfs="http://www.w3.org/2000/01/rdf-schema#"
4     xmlns:rtcs="http://www.example.com/rtcs#">
5
6 <!-- Define the classes -->
7 <rdf:Description rdf:about="#Vehicle">
8     <rdf:type rdf:resource="http://www.w3.org/2000/01/rdf-schema#Class"/>
9     <rdfs:label>Vehicle</rdfs:label>
10    <rdfs:comment>A motorized vehicle that can travel on roads</rdfs:comment>
11 </rdf:Description>
12
13 <!-- Define the properties -->
14 <rdf:Description rdf:about="#stops">
15     <rdf:type rdf:resource="http://www.w3.org/1999/02/22-rdf-syntax-ns#Property"/>
16     <rdfs:label>stops</rdfs:label>
17     <rdfs:comment>Indicates that a traffic light stops a vehicle or pedestrian</rdfs:comment>
18     <rdfs:domain rdf:resource="#TrafficLight"/>
19     <rdfs:range rdf:resource="#MobileObject"/>
20 </rdf:Description>
21
22 <!-- Define the individuals -->
23 <rdf:Description rdf:about="#TrafficLight1">
24     <rdf:type rdf:resource="#TrafficLight"/>
25     <rdfs:label>Traffic Light 1</rdfs:label>
26     <rdfs:comment>A traffic light located at Main St and Elm St</rdfs:comment>
27 </rdf:Description>

```

Рисунок 2.7. Фрагмент опису об'єктів онтології ІСКТВМ

2.3 Формалізація вхідних і вихідних змінних дорожнього руху

На рис. 2.8 показано уніфіковану схему складного 4-стороннього перехрестя, як найбільш поширеного, і порядок нумерації смуг прилеглих доріг.

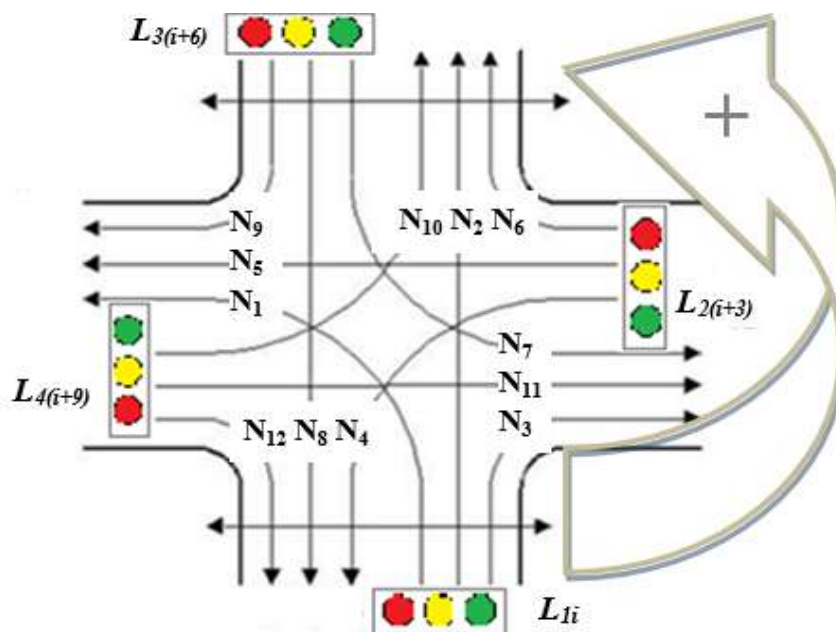


Рисунок 2.8. Уніфікована схема складного 4-стороннього перехрестя ($i=1,2,3$)

При формалізації вхідних і вихідних змінних, що використовуються для моделювання дорожній рух на складному перехресті ($N^+=N^-$, $N=4$) і в його околі вважаємо, що:

1. Смугами N_1, N_2, N_3 першого напрямку доріг керує комплекс світлофорів L_1 .
2. Смугами N_4, N_5, N_6 другого напрямку доріг керує комплекс світлофорів L_2 .
3. Смугами N_7, N_8, N_9 третього напрямку доріг керує комплекс світлофорів L_3 .
4. Смугами N_{10}, N_{11}, N_{12} четвертого напрямку доріг керує комплекс світлофорів L_4 .

Система керування світлофорами враховує такі умови:

1. Сигнали чергуються в такій послідовності: червоний (R) – червоний з жовтим (RY) – жовтий (Y) – зелений (G) – жовтий – червоний;
2. Рекомендована тривалість і порядок вмикання сигналів «жовтий» і «червоний з жовтим» детерміновані.

При таких умовах комбінації кольорів сигналів світлофорів, які можливі згідно з правилами дорожнього руху, будемо позначати CSI , де:

- C ($C=\{R, G\}$) – колір сигналу світлофора;
- S ($S=1,2,3,4$) – номер світлофора, що відповідає номеру напрямку дороги;
- $i=1,2,3$ – номер смуги в кожному напрямку;
- $I=i(1+3(S-1))$ – номер полоси, по якій авто прямують до S -го світлофора;
- вхідний стан автомата, що керує світлофорами визначається інтенсивністю трафіку на кожній зі смуг A ($A=\{m_j; \langle v_j \rangle\}, j=1, \dots, I$);

– інтенсивність трафіку ($m_j=M_{jj}/\Delta l \Delta t$) визначається як кількість одиниць транспорту (M_j), що фіксується камерами відеоспостереження в околі керованого перехрестя на ділянках (Δl) за визначений проміжок часу (Δt);

– середня швидкість автомобілів ($\langle v_j \rangle$) у режимі реального часу може надходити як від транспортних засобів, так і з камер відеоспостереження з GPS.

– множина значень на фізичних виходах автомата, що керує комплексом світлофорів ($B=\{1;0\}$) визначає колір сигналу світлофора, а саме: $B(G)=1$; $B(R)=0$.

Тривалість (ΔT_k^j) k -го сигналу світлофора, що забезпечує вільний перетин перехрестя i -й ($i=\overline{1, I}$) кількості автомобілів, які займають N_j смугу дороги та мають намір рухатись j -ю ($j=\overline{1, J}$) траєкторією визначається згідно з:

$$\Delta T_k^j = \sum_{i=1}^{I_g} \left(\frac{\Delta l}{v_i} + i(\Delta t) \right). \quad (2.1)$$

де: Δl ділянка дороги, яку на зелений ($k=1$) сигнал світлофора перетинають i ($i=\overline{1, I}$) автомобілів; $\langle v_i \rangle$ та Δt – середня швидкість та середній інтервал часу між автомобілями, що перетинають ділянку дороги Δl .

При цьому:

– для автомобілів, траєкторії яких перетинають N_j -ту ($j=\overline{1, J}$) траєкторію має бути червоний сигнал світлофору;

– для врегулювання можливих відхилень характеристик руху автомобілів від середніх використовується жовтий сигнал світлофору.

Якщо світлофори працюють в автоматичному режимі з наперед заданими проміжками часу для кожного сигналу (2.1), то при виникненні аномалій руху на перехресті, фіксований час перемикання сигналів світлофорів додатково ускладнює процес нормалізації стану в околі перехрестя і спричиняє скупчення автомобілів одразу в декількох напрямках.

Кількість автомобілів, які скупчуються на різних смугах доріг, і час очікування відновлення нормального руху являють собою корельовані випадкові величини, що в кожній конкретній ситуації залежать від багатьох факторів і не можуть бути детермінованими. Саме тому перспективним напрямком досліджень є адаптивне керування світлофорами з використанням моделей штучного інтелекту, які інтегруються з засобами моніторингу характеристик автомобільного трафіку і забезпечують керування відповідним комплексом світлофорів.

У роботі [33] розглядається задача утримання сигналу світлофора в залежності від поточного стану трафіку на прикладі одного з найпоширеніших типів 4-х напрямних перехресть (рис.2.8). Основним результатом цієї роботи мало стати правило, за яким визначається час утримання сигналу світлофора.

Правила для регулювання руху автомобілів на перехрестях будь-якого типу, можуть бути формалізовані у вигляді продукційних моделей [33]:

$$(i); Q: P; A \rightarrow B; R, \quad (2.2)$$

де: i – ім'я продукції; $A \rightarrow B$ – ядро продукції; $A: A_1, \dots, A_n, \dots, A_N$ – умова продукції; $B: B_1, \dots, B_k, \dots, B_K$ – висновок продукції; Q – характеристика сфери застосування i -ї продукції; ; P – умова застосовності ядра; R – постулати продукції.

Ядро продукції може бути формалізоване у вигляді нечіткої імплікації [2, 5] «якщо $z \in A$, тоді $y \in B$ », де: z та y – вхідна та вихідна змінні, що задані на області визначення правила Z та області визначення виведення Y ; A та B – правила дорожнього руху, згідно з якими здійснюється керування світлофором.

Характеристика $Q = \{IL; TCF\}$ містить формалізовану інформацію про: місце перетину (IL) у заданій системі координат; характерні ознаки місцевості (TCF), які

протягом тривалого часу істотно впливають на узагальнені характеристики транспортних потоків навколо певного перехрестя (мова йде про стандартні відхилення від нормальних умов руху). Передумови використання правила $P = \{IT; SU; t\}$ містить формалізовану інформацію про тип перехрестя (IT) та ситуаційні умови (SU) в будь-який момент часу (t).

Тип перехрестя визначається такими характеристиками:

- кількість доріг $d = \overline{1, D}, D=4$;
- кількість смуг на кожній з доріг $NL_d=M=3$;
- набір можливих траєкторій автомобіля $N = \{N_j, j=1,4\}$.

Детерміновані ситуаційні умови визначаються:

- кількість автомобілів на ДД $w_d (d = \overline{1, D})$ біля перехрестя ($NC_{wd} = I_{wd}$);
- середня швидкість автомобілів $\langle v_i \rangle$, які мають намір перетинати ділянку дороги Δl на зелене сигнал світлофора;
- $i = \overline{1, I}$ – ідентифікатор автомобіля, який знаходиться на даному перехресті в даний момент часу;
- тривалість середнього проміжку часу між автомобілями, що перетинають дорогу Δl позначається як $\langle \Delta t \rangle$.

Правило, згідно з яким визначається час утримання керуючого сигналу світлофора (τ), що забезпечує вільний перетин перехрестя I -ї кількості автомобілів, що займають j -у смугу дороги при детермінованому керуванні [33]:

$$\Delta_d^t V_{green}^{N_j} = \sum_{i=1}^{I_j} \left(\frac{\Delta l}{v_i} + i \langle \Delta t \rangle \right). \quad (2.3)$$

Проте, ситуаційне керування світлофорами в недетермінованих умовах застосування ядра вимагає врахування:

- випадкової кількості автомобілів на ділянках доріг перед світлофорами;
- суттєво відмінної від середньої (аномальної) швидкості, яка може бути непередбачуваною в різних незвичайних ситуаціях.

До ймовірних причин нестандартних ситуацій, що спричиняють затримки та

уповільнення руху автомобілів, належать: аварії; якість дорожнього покриття; погані погодні умови; коефіцієнт затримки руху людини.

Це означає, що серед основних вимог до адаптивної системи управління світлофором є можливість виконувати такі дії в режимі реального часу:

- обробляти стохастичну інформацію про кількість автомобілів на кожній із смуг певної ділянки дороги до перехрестя;
- для будь-якого часу t визначте смугу для розвантаження;
- налаштовувати тривалість інтервалу часу для сигналу зеленого світлофора з урахуванням кількості автомобілів на кожній смузі в околі перехрестя відповідно:

$$\Delta t_k^j = \sum_{i=1}^{I_g} \left(\frac{\Delta l}{v_i} + i \langle \Delta t \rangle \right) + \delta s. \quad (2.4)$$

– визначати $\delta \tau$ залежно від умов, що склалися в будь-який час на цьому перехресті, згідно з $P = {}_r P_D^j$;

– оцінювати вплив випадкових факторів на пропускну здатність ділянок доріг за правилом «якщо на перехресті нестандартна ситуація, то інтервал часу для k -го сигналу світлофора $\tau_k + \delta \tau$ ».

Обробка даних про кількість автомобілів на кожній із смуг певної ділянки дороги до перехрестя на основі статистичних спостережень виконується за моделлю на основі історичних даних.

Урахування впливу випадкових факторів на пропускну здатність ділянки дороги Δl пропонується реалізувати шляхом введення до множини умов застосовність основних U нечітких змінних $C \in C_s$ і $N \in N_s^m$, характеризуючи поточний стан:

- j -та траєкторія i -го автомобіля – $\{C_s | \overline{1, S_j}\}$;
- прилеглі до j -ої траєкторії i -го автомобіля смуги $\{N_s^m | m = \overline{1, M}; S = \overline{1, S}\}$.

До множини станів j -ї траєкторії i -го автомобіля та суміжних смуг дороги введені такі нечіткі характеристики факторів впливу: ДТП – s_1 ; погодні умови – s_2 ; СДП – s_3 ; людський фактор – s_4 .

Час для виконання дії «утримання сигналу» при ситуаційному керуванні світлофором з урахуванням випадкових факторів впливу має вигляд:

$$\Delta t_k^j = \sum_{i=1}^{I_g} \left(\frac{\Delta l}{v_i} + i \langle \Delta t \rangle \right) + \delta \tau(s_1, s_2, s_3, s_4). \quad (2.5)$$

Проте, згодом, при дослідженні роботи ЦОДР, з'ясувалось що цей шлях вирішення проблеми оптимізації дорожнього руху в околі складного перехрестя обмежений недостатністю засобів набуття первинної інформації і недостатньою ефективністю їх використання. На відміну від [33] тут вирішується задача визначення правил, згідно з якими виконується дія «зміна сигнале світлофора».

Математична модель дискретного автомата, який доцільно використовувати для контролю сигналів світлофорів, в загальному випадку має такий вигляд [92]:

$$A = \langle A, B, C, \delta, \lambda \rangle, \quad (2.6)$$

де: A – множина значень на фізичних входах автомата; B – множина значень на фізичних виходах автомата; C – множина значень внутрішніх станів (пам'ять) автомата; δ – множина функцій переходів, які однозначно визначають перехід автомата з одного стану в інший; λ – множина функцій виходу автомата, що визначають кольори сигналів світлофорів залежно від входів і внутрішнього стану автомата.

Математична модель автомата Мура має вигляд [92]:

$$c(t) = \delta(a(t), c(t-1)); b(t) = \lambda(a(t), c(t)), \quad (2.7)$$

де:

- t – поточний момент часу;
- $t-1$ – попередній момент часу;
- a – значення змінних на фізичних входах автомата;
- b – значення змінних на фізичних виходах автомата;
- c – внутрішній стан автомата.

Вибір цієї моделі обґрунтовано саме тим, що вихідний сигнал автомата Мура повністю визначається його внутрішнім станом в поточний момент часу і значеннями змінних на його фізичних виходах [92].

Можливі комбінації сигналів комплексу світлофорів на типовому перехресті $N^+=N^-$ ($N=4$) будуть внутрішніми станами автомата Мура, що згідно з правилами дорожнього руху, визначають вільні для проїзду смуги доріг (рис. 2.7, табл. 2.1).

Таблиця 2.1

Кодування внутрішніх станів автомата Мура

Стан	Можливі комбінації керуючих сигналів	Можливий проїзд смугами	Внутрішній стан
S ₁	G11 G12 G13 R24 R25 G26 R37 R38 G39 R410 R411 G412	N ₁ , N ₂ , N ₃ , N ₆ , N ₉ , N ₁₂	111001001001
S ₂	G11 R12 G13 R24 G25 G26 R37 R38 G39 R410 R411 G412	N ₁ , N ₃ , N ₅ , N ₆ , N ₉ , N ₁₂	101011001001
S ₃	G11 R12 G13 R24 R25 G26 G37 R38 G39 R410 R411 G412	N ₁ , N ₃ , N ₆ , N ₇ , N ₉ , N ₁₂	101001011001
S ₄	R11 G12 G13 R24 R25 G26 R37 G38 G39 R410 R411 G412	N ₂ , N ₃ , N ₆ , N ₈ , N ₉ , N ₁₂	011001011001
S ₅	R11 G12 G13 R24 R25 G26 R37 R38 G39 G410 R411 G412	N ₂ , N ₃ , N ₆ , N ₉ , N ₁₀ , N ₁₂	011001001101
S ₆	R11 R12 G13 G24 G25 G26 R37 R38 G39 R410 R411 G412	N ₃ , N ₄ , N ₅ , N ₆ , N ₉ , N ₁₂	001111001001
S ₇	R11 R12 G13 G24 R25 G26 R37 G38 G39 R410 R411 G412	N ₃ , N ₄ , N ₆ , N ₈ , N ₉ , N ₁₂	001101011001
S ₈	R11 R12 G13 G24 R25 G26 R37 R38 G39 G410 R411 G412	N ₃ , N ₄ , N ₆ , N ₉ , N ₁₀ , N ₁₂	001101001101
S ₉	R11 R12 G13 R24 G25 G26 R37 R38 G39 R410 G411 G412	N ₃ , N ₅ , N ₆ , N ₉ , N ₁₁ , N ₁₂	001011001011
S ₁₀	R11 R12 G13 R24 R25 G26 G37 G38 G39 R410 R411 G412	N ₃ , N ₆ , N ₇ , N ₈ , N ₉ , N ₁₂	001001111001
S ₁₁	R11 R12 G13 R24 R25 G26 G37 R38 G39 R410 G411 G412	N ₃ , N ₆ , N ₇ , N ₉ , N ₁₁ , N ₁₂	001001101011
S ₁₂	R11 R12 G13 R24 R25 G26 R37 R38 G39 G410 G411 G412	N ₃ , N ₆ , N ₉ , N ₁₀ , N ₁₁ , N ₁₂	001001001111

Траєкторії руху N₃, N₆, N₉ і N₁₂, зазвичай, мають статистичну зелену стрілку світлофора, тому в подальшому вони не розглядаються, тому в табл. 1 виділено смуги, на яких рух транспортних засобів потребує керування.

Перехід автомата з одного стану в інший відбувається:

– при умові перевищення кількості автомобілів в околі керованого перехрестя на тих смугах доріг, для яких увімкненою червоне світло:

– через деякий час, що визначається центром організації.

Фрагмент множини вихідних станів автомата Мура, що розробляється для ІСККС, яка призначена для функціонування на складному 4-сторонньому перехресті великого міста, наведено в табл. 2.2.

Таблиця 2.2

Фрагмент множини вихідних станів автомата Мура

Правило	Вихідний стан автомата	Керуючі сигнали світлофорів для транспорту на смузі N_i								Пам'ять автомата	Сигнал для смуг	
		N_1	N_2	N_4	N_5	N_7	N_8	N_{10}	N_{11}		S_i	G
1	S_6, S_7, S_8	0	0	1	?	0	?	?	0	S_1	N_1, N_2	N_4
2	S_2	1	0	0	1	0	0	0	0	S_1	N_1, N_2	N_5
3	S_3	1	0	0	0	1	0	0	0	S_1	N_1, N_2	N_7
...
4	S_5	0	1	0	0	0	0	1	0	S_1	N_2, N_1	N_{10}
5	S_2	1	0	0	1	0	0	0	0	S_6	N_4, N_5	N_1
6	S_4, S_5, S_6, S_7	0	?	0	?	0	?	?	?	S_6	N_4, N_5	N_2
7	S_{11}	0	0	1	1	0	0	0	0	S_6	N_4, N_5	N_7
8	S_7	0	0	1	1	0	0	0	0	S_6	N_4, N_5	N_8
...
9	S_4, S_{10}	0	?	0	0	?	1	0	0	S_{10}	N_7, N_8	N_2
10	S_7	0	0	0	0	1	1	0	0	S_{10}	N_7, N_8	N_4
11	S_{10}	0	0	0	0	1	1	0	0	S_{10}	N_7, N_8	N_5
12	S_{11}	0	0	0	0	1	1	0	0	S_{10}	N_8, N_7	N_{11}
13	S_4, S_7, S_5	0	?	?	0	0	?	?	0	S_6	N_2, N_8	N_{10}
...
14	S_3, S_{10}, S_{11}	?	0	0	0	?	?	0	?	S_5	N_{10}, N_2	N_7
15	S_5, S_1, S_8, S_{12}	?	?	?	0	0	0	?	?	S_5	N_2, N_{10}	N_1
16	$S_5, S_8, S_{10}, S_{11}, S_1$	0	?	?	0	?	?	?	?	S_5	N_{10}, N_2	N_7
17	S_5, S_{12}	0	?	0	0	0	0	1	?	S_5	N_{10}, N_2	N_{11}
...
18	$S_9, S_{10}, S_{11}, S_{12}$	0	0	0	?	?	?	?	?	S_{11}	N_{11}, N_7	N_8
...
19	S_{12}, S_6, S_7, S_8	0	0	0	0	0	0	1	1	S_{12}	N_{11}, N_{10}	N_4
20	S_{12}	0	0	0	0	0	0	1	1	S_6	N_{11}, N_{10}	N_{11}
21	S_{12}	0	0	0	0	0	0	1	1	S_{10}	N_{11}, N_{10}	N_{10}

Табл. 2.2 показує, що задача розумного керування потоками автотранспорту на складних перехрестях в деяких ситуаціях розподілу щільності транспортних засобів вирішується однозначно (правила N: 2, 3, 4, 5; 7; 8; 10 – 12; 20; 21). В багатьох інших випадках (правила N: 1; 6; 9; 13, 14 – 17, 19) постає проблема вибору єдиного рішення із множини альтернатив. Оцінка і передбачення наслідків цього рішення, своєю чергою, являє складну задачу прогнозування появи заторів на різних смугах доріг в околі перехрестя. Проте, таких ситуацій можна уникнути шляхом вчасного перерозподілу інтенсивності динамічного стохастичного трафіку через центр координації руху транспортних засобів мережею доріг міста.

Таким чином адаптивне керування сигналами світлофорів на перехресті в залежності від завантаженості дорожніх смуг в його околі, при умові чіткого розуміння системою керування яку з завантажених смуг необхідно першочергово розвантажувати, але для цього потрібно мати систему спостереження, яка буде визначати найбільшу довжину черги. Проте цей підхід в Україні суттєво обмежується не тільки недостатньою кількістю приладів спостереження за дорожнім рухом, але і їхнім не ефективним використанням.

Наразі існуючі СККС контролюють тривалість роботи світлофора на основі входу дорожніх пристроїв, що знаходиться безпосередньо перед перехрестям над кожною смугою і тільки фіксують проїжджі транспортні засоби. Це означає, що тривалість зеленого сигналу світлофора на певній смузі буде залежати від щільності потоку автомобілів.

При цьому:

– якщо деякий (наперед заданий час) система не фіксує проїзд автомобіля, то відбувається зміна сигналів світлофорів:

– якщо потік автомобілів не переривається на встановлений проміжок часу, то і сигнали світлофорів не змінюються не зважаючи на зростання черг на інших смугах доріг.

Такий підхід тривалого розвантаження певних напрямків не є розумним не тільки при умові перевищення критичного рівня довжини черги очікування. Навіть у випадку невеликої черги транспортних агентів на полосах, для яких увімкнено

червоний сигнал, ці авто потрібно пропустити через певний (наперед визначений час максимального очікування). Окрім того, при наявності нестандартних ситуацій на контрольованому системою перехресті або в його околі, система також має реагувати відповідним чином.

Наразі існують різні математичні і статистичні моделі і методи моделювання, візуалізації та аналізу дорожнього руху для планування, проектування та експлуатації транспортних систем.

2.4 Можливості штучного інтелекту у вирішенні задач покращення трафіку великого міста

На рис. 2.9 структуровано і формалізовано основні поняття концепту «Моделі рішень» онтології ІСКДР та зазначено моделі і методи ШІ, які здатні вирішувати різні задачі організації і оптимізації дорожнього руху великого міста.

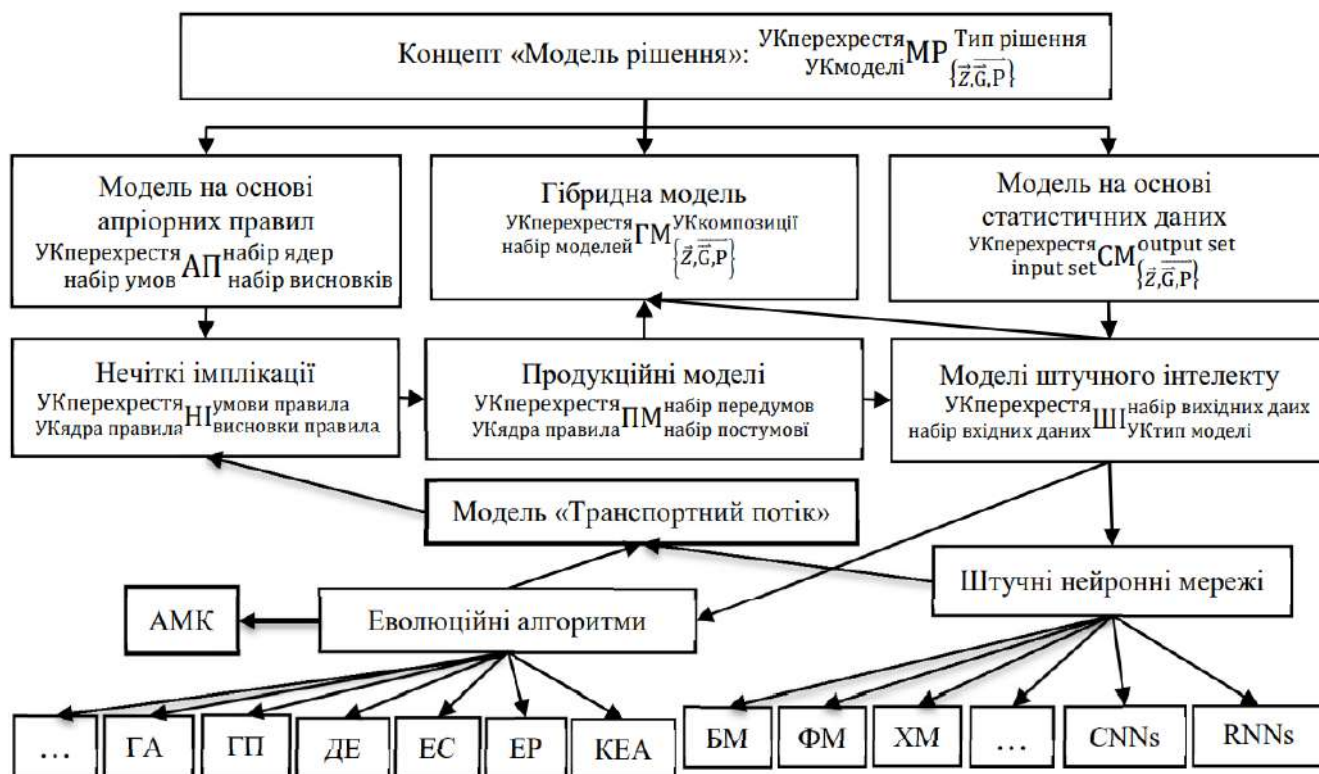


Рисунок 2.9 Структура концепту «Моделі рішень»

Для формалізації понять концепту «Модель рішень» використано такі скорочення і позначення:

- МР – модель рішень;
- АП – апріорні правила;
- ГМ – гібридна модель;
- СМ – статистична модель;
- НІ – нечіткі імплікації;
- ПМ – продукційні моделі;
- \bar{P} – набір параметрів моделі;
- \bar{G} – набір обмежень моделі;
- \bar{Z} – набір цільових функцій.
- АМК – алгоритм мурашиних колоній;
- БМ – біологічні моделі;
- ГА – генетичні алгоритми;
- ГП – генетичне програмування;
- ДЕ – диференціальна еволюція;
- ЕП – еволюційне програмування;
- ЕС – еволюційна стратегія;
- КЕА – коеволюційний алгоритм;
- ФМ – фізичні моделі;
- ХМ – хімічні моделі;
- CNN – Convolutional Neural Networks (згорткова нейронна мережа);
- RNN – Recurrent Neural Network (рекурентна нейронна мережа);

На рис. 2.10 також показано схему формування ГМ рішень різних задач, що спрямовані на розвантаження певної ділянки дороги в режимі реального часу.

Ці моделі:

- визначають керуючі дії системи адаптивного керування світлофором щодо надання «зеленого сигналу» транспортним агентам, які займають найбільш завантажену смугу певної ділянки дороги;

– формуються з набору умов, які склалися в околі певного перехрестя і висновків, які прописані в правилах дорожнього руху.

При цьому передбачається, що:

– визначення правил зміни набору сигналів відповідно до правил дорожнього руху залишається сферою нечіткої математики;

– оптимізація складних рішень може здійснюватися з використанням еволюційних алгоритмів, а саме: в [18] детально описано математичні аспекти алгоритму мурашиних колоній і показано його переваги при визначення максимальних потоків між заданими парами вершин при максимізації потоку між усіма парами вершин транспортної мережі, тобто прогнозування на основі цієї моделі може значно покращити ситуацію на дорогах при умові завчасного перерозподілу потоків на дорогах, що ведуть до надмірно завантажених перехресть міста;

– розпізнавання стану ділянки дорожньої мережі, виявлення транспортних агентів у відеопотоці, виявлення руху і відстеження їх траєкторії можна вирішити за допомогою таких моделей, як CNNs;

– задача навчання приймати рішення щодо утримання чи зміни сигналів світлофорів з урахуванням постумов цих рішень на даному етапі дослідження може бути вирішена моделями RNN.

Також передбачається, що статистичні моделі формуються і використовуються для обробки даних, що надходять з камер відеоспостережень з метою:

– декодування відеопотоку;

– екстракції потрібних даних і знань їх даних;

– очистки і фільтрації від помилок і шумів;

– агрегування даних;

– аналізу даних для визначення тенденцій і закономірностей в потоці трафіку для подальшого формування правил зміни сигналів світлофорів автоматом Мура в умовах невизначеності, що спричинення потребою вибору кращого рішення з набору прийнятних альтернатив (табл. 2.2).

Розумне управління дорожнім рухом у великих містах більшою мірою залежить від швидкості отримання та обробки вхідних даних, тому за даними статистичних спостережень при математичному обґрунтуванні оптимізації шляху оцінюється затримка, що характеризує кожен вузол дорожньої мережі (перехрестя) і входить до набору суттєвих параметрів моделі керування.

Статистичні дані також використовуються для навчання інтелектуальних моделей керування комплексами світлофорів.

Для прийняття ефективних рішень щодо розумного розподілу транспортних потоків (з урахуванням передумов і постумов прийнятих рішень), необхідне забезпечення повною, достовірною та якісною інформацією про стан транспортних потоків і всіх його учасників в цілому, а також прогнозування їх характеристик, що є основним завданням розумного керування трафіком. Однак існуючі математичні моделі, не завжди дозволяють адекватно прогнозувати виникнення нестандартних ситуацій на дорогах великого міста. Що робить особливо актуальною задачу прогнозування аномальних особливостей дорожнього руху на різних ділянках доріг.

Для виявлення аномальних послідовностей, що визначають нестандартні умови руху (рис. 2.5) можна використовувати гібридну модель, засновану на об'єднанні марковських і продукційних моделей, що використовують темпоральні правила для уточнення перехідних ймовірностей між станами процесу.

За рахунок включення в модель уточнюючих продукційних моделей підвищується вірогідність опису випадкових процесів, які не є марковськими, а також з'являється можливість інтеграції в модель апіорних правил, що формуються на основі експертних знань. І це дуже важливо для прогнозування аномальних випадків на дорогах міста і вибору ІСККС керуючої дії, що адекватне ситуації.

Вихідну інформацію про динамічні стохастичні потоки транспортних засобів можна представити у вигляді часових рядів даних, що отримуються з джерел первинної інформації. При такому підході аномальні стани і їх передвісники можна

представити відрізками часових рядів – аномальних темпоральних патернів [37], які потрібно виявляти в потоці даних.

Прогнозування появи аномальних темпоральних патернів в даних, що відображають складну поведінку транспортних потоків, додатково ускладнюється:

- непередбачуваністю дій усіх учасників руху;
- неповнотою даних;
- слабкою структурованістю первинної інформації, що отримується з різних джерел, при наявності шумів і завад;
- нестационарністю.

В таких умовах основними проблемами виявлення темпоральних патернів особливого типу є [93]:

1. складність визначення типового профілю, що описує повний простір варіантів нормального процесу (руху мережею міста в певні часові проміжки);
2. відсутність маркованих даних для побудови сету навчальних прикладів;
3. наявність невизначеностей, що спричинені шумами і спотвореннями, які часто виявляються схожими на аномалії і тому часто складно виявляються.

Існуючі підходи до виявлення аномалій поділяються на групи [93]:

- "з учителем", або на основі класифікації;
- "без вчителя";
- м'які обчислення;
- "частково з учителем";
- гібридний підхід.

При виявленні аномалій "з учителем" здійснюється класифікація тестових зразків на маркованих прикладах, що належать до класів нормальних або аномальних темпоральних патернів [94 – 97].

При виявленні аномалій "без вчителя" будується темпоральний профіль у вигляді моделі, яка описує нормальний процес руху транспортних агентів, потім перевіряють ймовірність того, що вхідний тестовий зразок був породжений саме цією моделлю, на основі заданої множини прикладів.

Оскільки методи "без вчителя" не потребують наявності маркованих даних, то на практиці вони характеризуються більшим попитом, ніж методи навчання "з учителем" [98]. Проте ці методи розроблені при допущенні, що більшість зразків в даних належать до нормального класу, і в іншому випадку призводять до великої кількості хибно позитивних спрацьовувань [99 – 100].

Виявлення аномалій з використанням технологій м'яких обчислень базується на методах нечіткої логіки [101], нейромережових моделях [102] і штучних імунних системах [103 – 104].

Нейромережові моделі, як правило, використовують при розробці алгоритмів виявлення аномалій "з учителем", нечіткі системи та імунологічні методи використовуються в обох підходах.

Методи навчання "частково з учителем", на відміну від методів "з учителем" і "без учителя", можуть використовувати частково марковані дані для підвищення ефективності роботи методів "без вчителя".

Особливу групу методів в області виявлення аномалій представляють стохастичні моделі, які використовуються в гібридному підході до виявлення аномалій в темпоральних даних. Серед стохастичних моделей виділяються стохастичні автомати [98] і марковські моделі [105].

Гібридна стохастична модель (ГСМ), що заснована на об'єднанні стохастичної марковської і продукційної моделей, представляється у вигляді системи продукційних темпоральних правил, що уточнюють значення перехідних ймовірностей, які залежать від передісторії процесу [93].

ГСМ представляється четвіркою $ГСМ = \langle A, ||P||, Q, \Pi \rangle$, де: A – множина станів; $||P||$ – матриця перехідних ймовірностей; $Q = [q_1, q_2, \dots, q_s]$ – вектор початкового розподілу ймовірностей; Π – система продукційних темпоральних правил [14].

Функціонування ГСМ в процесі надходження на її вхід потоку даних, представленого у вигляді часового ряду X , здійснюється на основі алгоритму:

1. Для поточного стану процесу $b = x(i)$ в потоці даних X формується множина темпоральних патернів P , що включає δ попередніх даному стану темпоральному патерну довжиною $1, 2, \dots, \delta$.

2. З множини уточнюючих продукційних правил Π , що входять в GSM, формується підмножина правил Π^* , відповідних темпоральним патернам з P .

3. Якщо Π^* виявляється порожнім, то перехідні ймовірності для поточного стану b визначаються на основі матриці перехідних ймовірностей марковської моделі, інакше перехід до п. 4.

4. Якщо Π^* не порожнє, то з усіх продукційних темпоральних правил, що входять в Π^* вибирається правило, домінуюче над усіма продукційним темпоральними правилами множини Π^* , і на основі цього правила встановлюються перехідні ймовірності для стану b .

У загальному випадку часовий інтервал (TS) – це впорядкована послідовність значень єдиного параметра $TS = \langle ts_1, ts_2, \dots, ts_i, ts_q \rangle$, що описує перебіг будь-якого тривалого процесу, де індекс i відповідає позначці часу, кінцевої довжини N , $p = (a, b, \dots, c)$ – темпоральний патерн тривалості k .

Підтримкою темпорального патерну p в X називається величина $Sup(p)$, що дорівнює числу входжень темпорального патерну p в X .

Умова марковості для кінцевого часового ряду X має у вигляді:

$$\frac{Sup(b, c)}{Sup(b)} = \frac{Sup(a, \dots, b, c)}{Sup(a, \dots, b)} \quad (2.8)$$

$$(\forall p = (a, \dots, b, c) \in X \mid Sup(p) > \omega)$$

де ω – значення порога підтримки.

Для всіх темпоральних правил, що не задовольняють умові (2.7), формуються уточнюючі продукційні темпоральні правила, що встановлюють для прикінцевих станів b темпоральні правила (a, \dots, b, c) нові значення перехідних ймовірностей $P(x|b) = P(x|a, \dots, b)$, обчислені на основі формули:

$$P(x|a, \dots, b) = \frac{Sup(a, \dots, b, c)}{Sup(a, \dots, b)} \quad (2.9)$$

Нехай $p=(a,\dots,b,c)$ – темпоральний патерн в X довжиною k і $p^*=(\dots,b,c)$ – його частина (підпатерн) довжиною l . Тоді продукційне темпоральне правило $R(p)$, відповідне темпоральному патерну p , називається домінуючим над продукційним темпоральним правилом $R(p^*)$, відповідним підпатерну p^* .

Продукційні темпоральні правила, відповідні темпоральному патерну у числовому ряді X , що мають достатній рівень підтримки, і не задовольняють умові (2.7), утворюють систему уточнюючих продукційних правил для гібридної моделі.

Продукційні правила корегують значення перехідних ймовірностей вихідної марковської моделі, що обчислені на основі формули:

$$P(a,b)=\frac{Sup(a,b)}{Sup(a)} \quad (2.10)$$

В цій роботі для ситуативного розподілу транспортних потоків мережею доріг міста пропонується використовувати аналіз даних в поєднанні з методами штучного інтелекту, що здатні покращити процес навчання агентів.

Аналіз даних можна проводити в мікроскопічному масштабі, коли моделюються окремі транспортні засоби, або в макроскопічному масштабі, коли моделюється транспортний потік як сукупна поведінка транспортних засобів. Загальним для всіх методів є потреба в вимірних даних трафіку.

Основна причина складності аналізу даних в мікроскопічному масштабі полягає в тому, що дорожній рух залежить від колективної людської поведінки, взаємодії та звичок (характеристик учасників дорожнього руху, на які впливає вік, досвід водіння, самопочуття) водіїв різних типів транспортних засобів, які значно відрізняються в різних регіонах через різні причини.

Також на поведінку водіїв впливають такі аспекти навколишнього середовища, як погода, форма і тип дороги, найближчі об'єкти інтересу та поведінка водіїв найближчих авто. Усе це робить мікроскопічний аналіз трафіку і стохастичним і більш складним, динамічним.

Дані про дорожній рух складаються з великої кількості просторово-часових параметрів. У своїй основній формі його можна сформулювати з даних лічильників

руху, які фіксують кількість транспортних засобів, що проїжджають у певних точках (поток) на дорозі.

Дані про дорожній рух зазвичай включають і інші параметри, такі як швидкість, склад транспортних засобів (співвідношення легкових і вантажних автомобілів), заповненість доріг, вихідний пункт призначення, траєкторія транспортного засобу. Також дані про дорожній рух можуть доповнюватися такими допоміжними даними, таких як інформація про аварії, дорожні роботи, події та свята, погоду та властивості доріг (смути, тип, обмеження швидкості).

Дані про плаваючу машину (FCD) отримані в основному від пасажирів-учасників із мобільними телефонами в транспортному засобі. FCD може надати хорошу оцінку швидкості трафіку, але може не надати точної оцінки потоку та щільності трафіку. Основні переваги FCD – широке покриття і невелика вартість.

Інфраструктурні датчики дорожчі в установці та обслуговуванні, і вони вимірюють дані у фіксованому місці, що обмежує їх покриття. Однак дані з датчиків інфраструктури є більш точними та повними, оскільки вони вимірюють і підраховують усі транспортні засоби, що проїжджають повз них, у режимі реального часу. Через підвищену точність, яка потребує витрати більших коштів, датчики інфраструктури зазвичай розгортають лише на критичних ділянках доріг, таких як шосе.

Макроскопічні дані трафіку надходять на різних рівнях агрегації.

Основними параметрами агрегації є:

- 1) частота агрегації;
- 2) агрегація по смугах (тобто дані по смузі або по всіх смугах);
- 3) відстань між датчиками.

Теорія транспортного потоку – дослідження поведінки транспорту на дорогах, що залежить від реакції водія на різні умови руху [106 – 107].

Поширеною практикою є показ поведінки руху за допомогою трьох змінних руху, а саме:

- потоку q (кількості транспортних засобів на одиницю часу),
- щільності k (кількості транспортних засобів на одиницю відстані)

– швидкості v (відстань, на яку просувається автомобіль за одиницю часу).

Зв'язок між цими змінними можна представити рівнянням $q = k * v$.

На рис. 2.10 показано фундаментальна діаграма транспортного потоку, що відображає співвідношення між q і k .

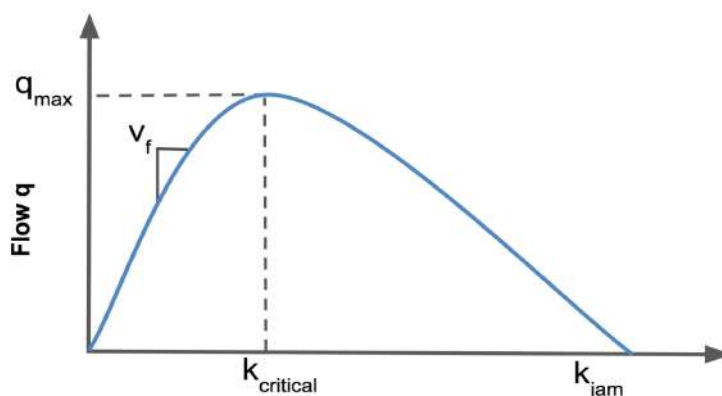


Рисунок 2.10. Фундаментальна діаграма транспортного потоку [108]

При низькій щільності потоку транспортних засобів швидкість потоку не залежить від щільності і транспортні засоби рухаються зі швидкістю вільного потоку v_f . Проте, щільність є суттєвим параметром для визначення заторів коли щільність збільшується і потік може досягати максимального значення q_{max} .

Щільність у точці максимуму називається критичною щільністю $k_{critical}$ і визначається пропускнуою здатністю дороги. При збільшенні щільності швидкість транспортних засобів знижується через обмеження маневреності і ускладнення обгону і об'їзду нерухомих чи обмежених в швидкості окремих учасників руху. Щільність досягає k_{jam} , де максимальна кількість транспортних засобів, які можуть уміститися на дорозі, призводить до утворення транспортних заторів.

RNN нещодавно стали популярними для вивчення та фіксації прихованих шаблонів і поведінки в послідовних даних. На відміну від класичної нейронної мережі, вихід RNN залежить не тільки від поточного входу, але й від попереднього стану мережі, який діє як пам'ять. Така конфігурація робить RNN природно придатними для завдань моделювання, що включають послідовні дані та часові ряди. Однак RNN мають серйозні обмеження, оскільки на практиці RNN не можуть

запам'ятати довші залежності, а також їх важко навчити через проблему зникаючого градієнта [109].

Мережі довготривалої короткочасної пам'яті (LSTM) [110], які є різновидом RNN, здатні запам'ятовувати довгострокову інформацію шляхом іншого обчислення прихованого стану мережі.

Базова архітектура LSTM складається з трьох рівнів: вхідного, LSTM і вихідного. Прихований стан LSTM містить ланцюжок блоків пам'яті, що мають спеціальні «ворота» для керування інформацією, що зберігається в кожній комірці блоку пам'яті, фактично дозволяючи LSTM вибірково вирішувати чи зберегти чи стерти інформацію з пам'яті.

Дані з вхідного рівня надходять на рівень LSTM, де вони періодично передаються, а комірки пам'яті оновлюються значеннями на основі вхідних, вихідних і забутих воріт. Далі дані з вихідного блоку надсилаються на вихідний рівень. Таким чином виходи LSTM обчислюються шляхом об'єднання пам'яті разом із попереднім станом мережі, а також поточним входом.

Обчислювальна складність мережі LSTM на часовий крок і вагу LSTM становить $O(I)$ [110].

Складність навчання дорівнює $O(W)$, [110]:

$$W = n_c^2 \times 4 + n_i \times n_c \times 4 + n_c \times n_o + n_c \times 3, \quad (2.10)$$

де n_c – кількість комірок пам'яті; n_i – кількість входів, що подаються на рівень LSTM; n_o це кількість виходів із рівня LSTM; W – кількість вагових коефіцієнтів.

Вхідні дані складаються з різних параметрів руху, виміряних датчиками, розміщеними на смугах автомагістралей. Ці датчики реєструють потік q і швидкість v транспортних засобів за хвилину, що проїжджають повз датчики. Щільність k обчислюється з цих параметрів і може бути представити у вигляді часових рядів, аналіз виявляє аномальні особливості трафіку.

Цей підхід в сучасних реаліях України теж суттєво обмежується значними витратами, що потрібні на велику кількість систем відеоспостереження.

Висновки до розділу 2

1. Запропоновано концептуальну модель інтелектуальної системи керування трафіком великого міста, яка використовує можливості нечіткої логіки і штучного інтелекту при формуванні гібридних моделей, що поєднують апріорні правила з інтелектуальними агентами. Детально описано понятійний апарат онтології, який покладено в основу функціонування системи. При цьому концепт онтології «Транспортний потік» розширено в напрямку наближення моделі трафіка міста до реального аналога для надання агентам світлофора семантичного розуміння моделі середовища;

2. Формалізовано уніфіковану модель складного чотиристороннього перехрестя та множину вхідних і вихідних змінних, що використовуються при моделюванні роботи комплексу світлофорів на цьому перехресті. При формалізації задачі керування комплексом світлофорів розглянуто питання впровадження моделей і методів штучного інтелекту в комплекси керування дорожнім рухом великого міста, однією з суттєвих характеристик якого є наявність аномалій.

3. Обґрунтовано застосування дискретного автомата Мура для керування комплексом світлофорів в умовах невизначеності, що спричинена потребою багатоваріантного вибору з множини прийнятних альтернативних рішень при недетермінованих постумовах цих рішень. Виконано кодування внутрішніх станів і функцій виходів автомата.

РОЗДІЛ 3. АРХІТЕКТУРА РОЗПОДІЛЕНОЇ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНОЇ СИСТЕМИ КЕРУВАННЯ ТРАФІКОМ ВЕЛИКОГО МІСТА

У розділі розглянуто архітектуру інтелектуальної системи керування трафіком великого міста; на основі аналізу ключових компонентів і функцій системи підбрано взаємопов'язані одиниці, які здатні спільно керувати транспортними потоками міста; обґрунтовано доцільність застосування в системі нереляційної бази даних архітектури Касандра; описано ядро інтелектуальної системи керування трафіком великого міста – модель прийняття рішень; проаналізовано потенціал алгоритмів, які доцільно використовувати при вирішенні задач інтелектуального керування комплексом світлофорів; обґрунтовано вибір навчання з підкріпленням; надано математичну основу навчання з підкріпленням, що необхідна для розуміння внутрішньої роботи системи керування трафіком міста; показано можливість спілкування агентів шляхом обміну простих і зрозумілих повідомлень на основі даних щодо стану руху на певному перехресті і прохідність сусідніх перехресть: детально описано процес формування повідомлень, синхронізації роботи світлофорів і здатність моделі прийняття рішень до адаптації за рахунок застосування навчання з підкріпленням.

3.1. Архітектура ІСКТВМ

На рис. 3.1 показано загальну архітектуру високонавантаженої розподіленої системи, якою по суті є система, що розробляється для обробки даних і керування дорожнім рухом транспортних засобів на рівні міста.

Основним призначенням ІСКТВМ є обробка даних, на основі якої інтелектуальні системи керування комплексами світлофорів (ІСККС) будуть приймати рішення щодо активації та тривалості утримання сигналів світлофора.

При практичній реалізації ІСКТВМ для керування трафіком великого міста виникають серйозні труднощі не тільки з проектуванням, а навіть з описом

об'єднання різнорідних одиниць системи, які приймають різну інформацію з зовнішнього і внутрішнього середовищ, обмінюються цими даними, обробляють дані відповідно до закладених в них алгоритмів і, в результаті, виробляють рішення щодо управління дорожнім рухом чи рекомендації його учасникам [111].

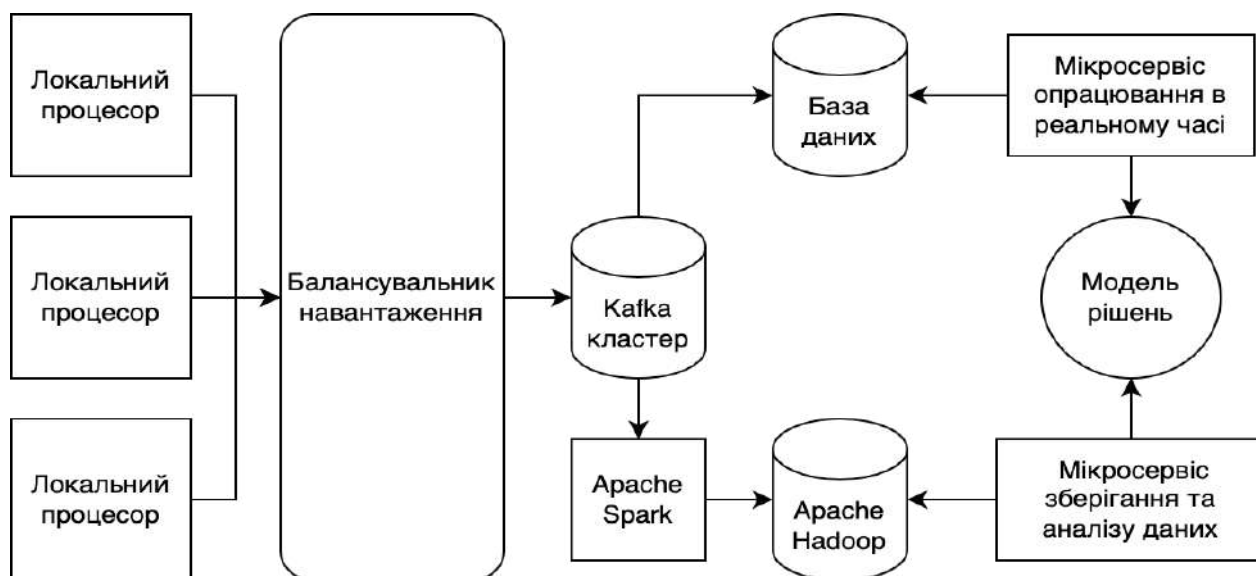


Рис. 3.1. Загальна архітектура високонавантаженої розподіленої системи

Ефективним інструментом розподілу навантаження є стійке хешування при застосуванні віртуальних вершин, оскільки при видаленні чи додаванні нових серверів достатньо перекинути з робочих серверів системи деяку множину віртуальних вершин і навантаження знову буде збалансоване [112].

Реплікація даних здійснюється таким чином:

- сервери одного центру даних нумеруються по колу;
- визначається фактор реплікації для запису даних на робочі сервери центру;
- кожен сервер підтримує певну множину інших працюючих серверів, застосовуючи алгоритм пліток.

При виборі баз даних для ІСКТВМ розглядалися архітектури, що вже добре зарекомендували себе серед користувачів і належать до нереляційних БД різних типів, а саме Монго, Редіс і Касандра. Нижче детальніше описано призначення і характеристики цих БД, на основі яких вибиралась БД для ІСКТВМ.

БД Монго – це нереляційна БД за типом ключ-значення з відкритим кодом, яка написана на мові програмування C++, і є мультиплатформовою документорієнтованою БД, в якій документи згруповані в колекції згідно з їх структурою [113].

Найважливішими перевагами Монго вважаються її багатопотоковість і стійкість [113].

Для забезпечення високої швидкості, Монго використовує індекси подібно до реляційних баз даних. Кожен документ має ідентифікатор, за допомогою якого зроблено унікальний індекс. Крім цього індексу додаткові індексування може робити адміністратор БД.

Індекс може складатися з декількох полів із однієї колекції. Індекси будуються за допомогою структури Б-дерева, оскільки Б-дерево працює швидше на запит зчитування інформації, ніж на запит запису інформації. Такий вибір структури обґрунтовано тим, що господар може записувати і зчитувати файли, а слуги призначаються для резервного копіювання, а отже, із сервера слуги дозволена тільки операція зчитування.

Ідентифікація документа виконується за допомогою унікального ключа документа, яким може бути комбінація ідентифікатора документа та часу його створення [114].

Стійкість досягається шляхом асинхронного використання реплікації «господар-слуга», тобто оновлення інформації не відбуваються негайно. За стандартних налаштувань дані надсилаються на диск кожні 60 секунд, але цей час може бути персоналізовано. Після створення нового файлу пам'ять звільняється. Для цього все переписується на диск. Таким чином специфіка використання пам'яті в Монго обмежує ресурс для збереження інформації про одну вершину двома гігабайтами.

БД Редіс – це нереляційна БД за типом ключ-значення.

Архітектура Редіс є клієнт-серверною і складається з таких компонентів, як Редіс сервер, Редіс репліка сервера і клієнт для Редіс. Окрім того, база даних Редіс

використовує оперативну пам'ять і не використовує методи керування операційної системи над віртуальною пам'яттю.

Для ефективної роботи Редіс розроблено систему перенесення тих даних з оперативної пам'яті на диск, які мало використовуються. Ця система віртуальної пам'яті дає змогу Редіс підтримувати множини, розмір яких є більшим, ніж її оперативна пам'ять, без суттєвого зниження робочих характеристик [115].

Щодо теореми Брюера, то бази даних [113]:

- Редіс і Монго задовольняють умови стійкості та узгодженості;
- Касандра задовольняє умови доступності та стійкості.

Щодо узгодженості Редіс, то ця база даних задовольняє цій умові, оскільки є однопоточною.

БД Касандра розроблена для реалізації комбінації технологій розподіленого зберігання та реплікацій даних, які використовувалися в базі даних Динамо та моделі Бігтейбл від компанії Google [116].

Цей тип БД подібний до баз БД з типом ключ-значення за винятком того, що:

- значення у даному випадку це велика кількість колонок;
- структура колонок наперед не задана і може задаватися під час виконання програми.

Ця БД оптимізована для великої кількості операцій запису і обробки великого потоку даних. Касандра має децентралізовану архітектуру, що забезпечує її масштабованість, доступність і надійність.

Масштабованість Касандри забезпечується лінійним зростанням кількості операцій читання та запису при додаванні нових серверів у кластер без затримок у процесі додавання. При цьому дані в Касандрі тиражуються одночасно на кілька серверів. Цей підхід гарантує, що дані не будуть втрачені, якщо будь-який сервер вийде з ладу, оскільки інший сервер може замінити його без збоїв або перебоїв у роботі системи. Також в Касандрі можна налаштувати стабільність за рахунок кількості серверів, які будуть позитивно реагувати на запис нових даних. Це, в свою чергу, впливає на доступність системи та дає можливість забезпечувати Касандру високою доступністю за рахунок відповідної конфігурації.

До особливостей архітектури БД Касандра потрібно віднести те, що в ній використовується алгоритм стійкого хешування і віртуальні вершини для сегментування даних. Для хешування ключа ця БД використовує алгоритм Murmur3, після чого присвоює ключі з однаковими хешами до однієї і тієї ж віртуальної вершини. При цьому одній віртуальній вершині може належати низка різних хешів. Кожному серверу з кластера присвоюється множина з віртуальних вершин таким чином, щоб навантаження на сервери кластера було більш-менш рівномірним. Таким чином БД Касандра варто використовувати тоді, коли існує багато операцій запису, потрібна дуже велика масштабованість.

Проведений аналіз нереляційних БД, що використовуються у високонавантажених розподілених системах різного призначення, надає підстави для висновку щодо доцільності застосування в ІСКТВМ бази даних архітектури Касандра (рис 3.2).

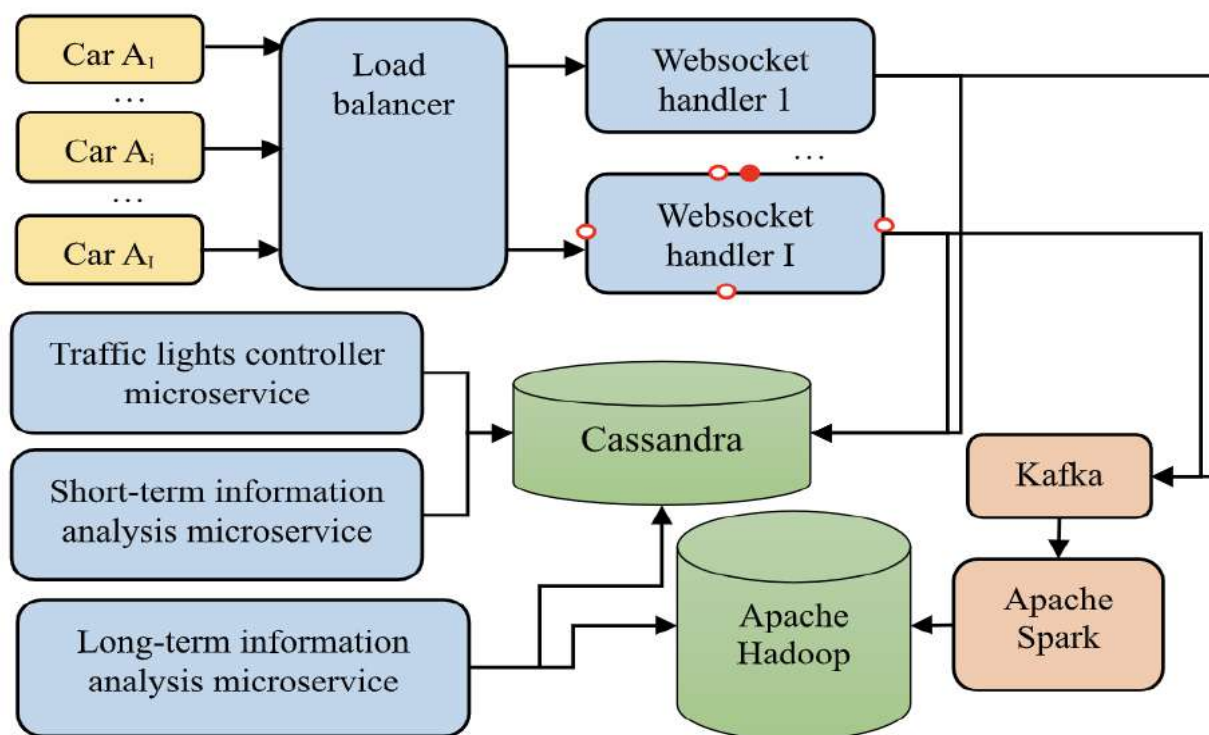


Рисунок 3.2. Архітектура ІСКТВМ [29]

Одним із основних критеріїв вибору саме БД Касандра (Cassandra) є її децентралізована архітектура [116].

ІСКТВМ використовує дані з навігаційних систем водіїв автомобілів, що підключені до мікросервісу «Світлофорний контролер» (Traffic lights controller microservice). Таке підключення забезпечує стабільну та безперервну передачу координат $R(t)$ автомобіля (Car) до системи через Websocket. Крім того, дорожні пристрої можна використовувати для визначення середньої швидкості транспортних засобів.

Кожен локальний процесор надсилає повідомлення до розподіленого брокера повідомлень Kafka та бази даних Cassandra для подальшого агрегування та аналізу. У той же час балансувальник навантаження дозволить автоматично масштабувати ІСКТВМ, коли кількість активних машин збільшується, наприклад, у часи пік. БД Cassandra призначена для зберігання короточасних даних, а сервіс короткострокового аналізу інформації (Short-term information analysis microservice) призначений для аналізу даних, що містяться в базі даних Cassandra.

Сервіс довгострокового аналізу інформації (Long-term information analysis microservice) призначений для аналізу даних з БД Hadoop.

Агреговані дані з обох серверів записуються в БД Cassandra для подальшого визначення математичного сподівання та дисперсії кількості автомобілів на світлофорах, навколо яких може опинитися певний автомобіль через заданий проміжок часу.

Кластер Hadoop призначений для зберігання довгострокових даних про кількість автомобілів на світлофорах, кількість автомобілів на різних ділянках дороги та середню швидкість автомобілів [117].

З огляду на те, що кластер Hadoop надто повільно обробляє велику кількість невеликих повідомлень [118] в ІСКТВМ, що розробляється, пропонується використовувати послідовності Kafka, Apache Spark і Apache Hadoop для передачі необхідних даних у Hadoop.

Використання технології MapReduce [119] надає можливість аналізувати дані Hadoop та використовувати їх для визначення математичного очікування та дисперсії кількості автомобілів на певному перехресті в заданий час.

На рис. 3.3 представлена схема інтеграції моделі прийняття рішень щодо утримання чи зміни сигналів світлофорів в процес управління транспортними потоками великих міст.

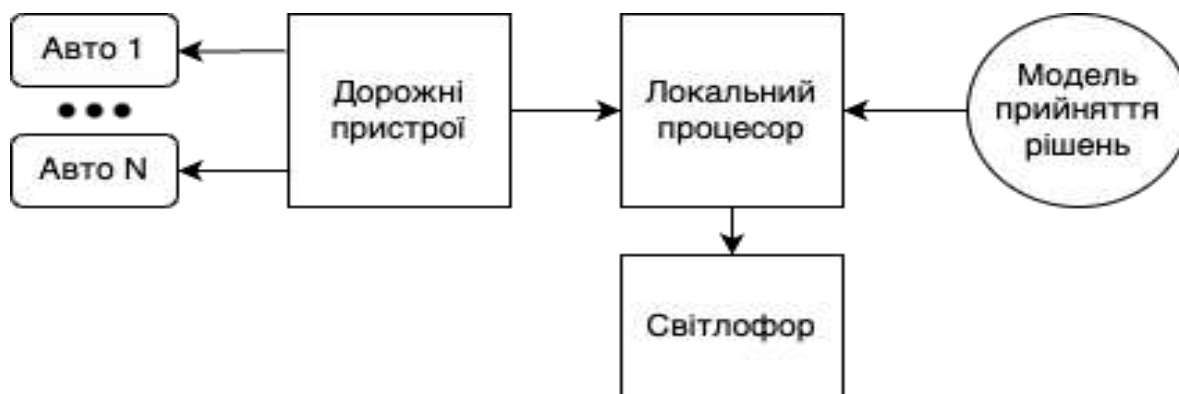


Рисунок 3.3. Схема роботи ІСККС

При інтелектуальному керуванні ІСККС має в режимі реального часу розуміти дорожню ситуацію (положення і характер руху усіх учасників руху, що опинилися на перехресті і в його околі) та не тільки автоматично регулювати тривалість сигналів, а й адекватно реагувати на нестандартні ситуації та передавати інформацію як сусіднім ІСККС, так і «виконавцям» ІСКТВМ, що вирішують задачу керування трафіком міста в цілому.

Таким чином саме через зростаючу потребу в ефективних системах управління дорожнім рухом розробка моделей прийняття рішень, що здатні контролювати сигнали світлофорів за допомогою моделей ШІ стали важливою сферою досліджень.

3.2. Штучний інтелект в моделі прийняття рішень СККС

Моделі ШІ можуть аналізувати складні дані про дорожній рух і приймати рішення щодо оптимізації транспортного потоку, зменшення заторів і підвищення безпеки на дорогах в реальному часі.

Розглянемо переваги та недоліки моделей ШІ, які можна використовувати для керування світлофорами, використовуючи дані про дорожній рух:

1. DRL можуть: адаптуватися до мінливих схем руху з часом, вивчаючи навколишнє середовище для оптимізації фаз світлофора, і приймати рішення за доли секунди на основі даних у режимі реального часу, що має вирішальне значення для динамічного керування трафіком; їх можна масштабувати для керування складними перехрестями та кількома світлофорами в межах міської мережі. Проте DRL потребує значних обчислювальних ресурсів для навчання та висновків, що може бути обмеженням для розгортання в реальних сценаріях; процес навчання моделі може бути складним і трудомістким, оскільки вимагає великої кількості даних і тонкого налаштування [120].

2. CNN дуже ефективні у виявленні та класифікації транспортних засобів і пішоходів за допомогою відеопотоків, що є важливим для аналізу дорожнього руху; їх можна інтегрувати з іншими системами для комплексного управління дорожнім рухом, включаючи безпеку пішоходів і визначення пріоритетів транспортних засобів. Проте CNN в основному покладається на візуальні дані, що не виключає вплив погодних умов, освітлення та оклюзії; архітектура CNN може бути недостатньо гнучкою, щоб адаптуватися до дуже динамічних умов руху без перенавчання [118].

3. Мультиагентне навчання з підкріпленням (MARL) дозволяє децентралізоване керування світлофорами, де кожним перехрестям керує незалежний агент, що у міській зоні може призвести до більш ефективного управління дорожнім рухом; агенти можуть навчитися співпрацювати один з одним, щоб оптимізувати загальний транспортний потік, зменшити затори та скоротити час у дорозі. Проте забезпечення ефективної комунікації та координації між агентами може бути складним завданням, особливо в складних міських умовах; процес навчання не завжди може привести до оптимального рішення, що своєю чергою призводить до неоптимального управління трафіком [119].

4. Адаптивне управління світлофорами (ATSC) з машинним навчанням: системи ATSC можуть регулювати час сигналу відповідно до умов руху в реальному часі, покращуючи потік і зменшуючи затримки; ATSC може бути інтегроване з існуючими системами керування дорожнім рухом, забезпечуючи

економічно ефективне рішення для покращення керування світлофорами. Проте ефективність систем ATSC значною мірою залежить від точності та своєчасності даних про трафік. Також розробка та впровадження системи ATSC, що ефективно використовує алгоритми машинного навчання, може бути ресурсомісткою і складною [121].

На основі порівняння переваг і недоліки моделей ШІ, що здатні до управління світлофорами (табл.3.1) з'ясовано, що MARL є найбільш підходящим варіантом для моделі прийняття рішень ІСККС.

Таблиця 3.1

Переваги і недоліки моделей ШІ, що здатні до керувати світлофорами

Модель ШІ	Переваги	Недоліки
DRL	адаптивність, прийняття рішень у режимі реального часу, масштабованість	високі обчислювальні вимоги, складний процес навчання
CNN	висока точність виявлення об'єктів, універсальність	обмеженість візуальними даними, статична архітектура
MARL	розподілене керування, кооперативне навчання	складність координації, ризик неконвергенції
ATSC	гнучкість, інтеграція з наявною інфраструктурою	залежність від точних даних, складність у реалізації

Здатність MARL управляти світлофорами розподіленим і кооперативним способом пропонує масштабоване та гнучке рішення, яке може адаптуватися до динамічного характеру міського руху, незважаючи на труднощі в координації та ризик неконвергенції.

Оскільки алгоритми RL добре працюють в автоматичному управлінні, то останнім часом пропонується багато алгоритмів на їх основі.

При виборі алгоритму RL для моделі прийняття рішень СККС доцільно розглядати багатоагентні алгоритми (MARL), які можуть забезпечити вирішення задачі покращення трафіку великого міста.

У багатоагентних (централізованих і децентралізованих) алгоритмах усі агенти контролерів світлофорів дорожньої мережі повинні координувати свою роботу, щоб впоратися із транспортними заторами.

При цьому:

– у централізованих алгоритмах RL всі агенти контролюються центральним виконавцем і виконавець використовується для вивчення спільної дії всіх агентів, проте масштабованість централізованого алгоритму не така хороша, яка потрібна для вирішення задачі керування трафіком великого міста.

– у децентралізованих алгоритмах кожен контролер сигналів світлофора розглядається як незалежний агент і сам вибирає дію і наразі є кращим варіантом вирішення цієї проблеми.

В даний час є такі децентралізовані алгоритми RL:

– CGB-MATSC [122] – кластерний алгоритм керування сигналами трафіку, в якому всі агенти кластеризовані і кожен кластер контролюється виконавцем;

– NAQL [123] – алгоритм Q-навчання, який використовує нечітку логіку для оптимізації моделі:

– MA2C [124] – алгоритм керування світлофорами, який базується на методі актор-критика;

– Co-DQL [125] – алгоритм на основі методу подвійного Q-навчання, що використовує подвійні оцінки;

– MPLight [126] – алгоритм, заснований на алгоритмі навчання з підкріпленням і теорії транспортування, і здатен керувати тисячею світлофорів;

– EMVLight [127] – алгоритм, що може виконувати динамічну маршрутизацію та керування світлофором одночасно;

– MARDDPG [128] – алгоритм, що розроблений на основі алгоритму глибокого детермінованого градієнта політики;

– ATSC [129] – адаптивний алгоритм керування сигналом на мережевому рівні, в якому використовується глибоке навчання з підкріпленням.

Для вирішення проблеми часткового виявлення транспортних засобів в ІСККС можуть використовуватися такі алгоритми RL, як: Q-learning, Deep Q-

Network (DQN); Proximal Policy Optimization (PPO); Advantage Actor-Critic (A2C); Actor-Critic з Kronecker-Factored Trust-Region (ACKTR); True Online Temporal-Difference Learning (TOTDL); Connectionist RL.

Проте дослідження цих алгоритмів показало, що всі вони в основному зосереджені на покращенні ефективності моделі керування та методу координації, але деталі спілкування при цьому лишаються без уваги.

3.3. Основа навчання з підкріпленням

3.3.1. Базова концепція навчання

Навчання з підкріпленням – це метод проб і помилок, у якому контролери сигналів світлофорів моделюються як агенти RL, що отримують винагороду і спостереження за станом із середовища та вживають відповідних дій. При цьому модель має обчислити Q-значення для кожної дії. Потім у зовнішньому середовищі буде вибрано та виконано дію з найвищим значенням Q (рис. 3.4).

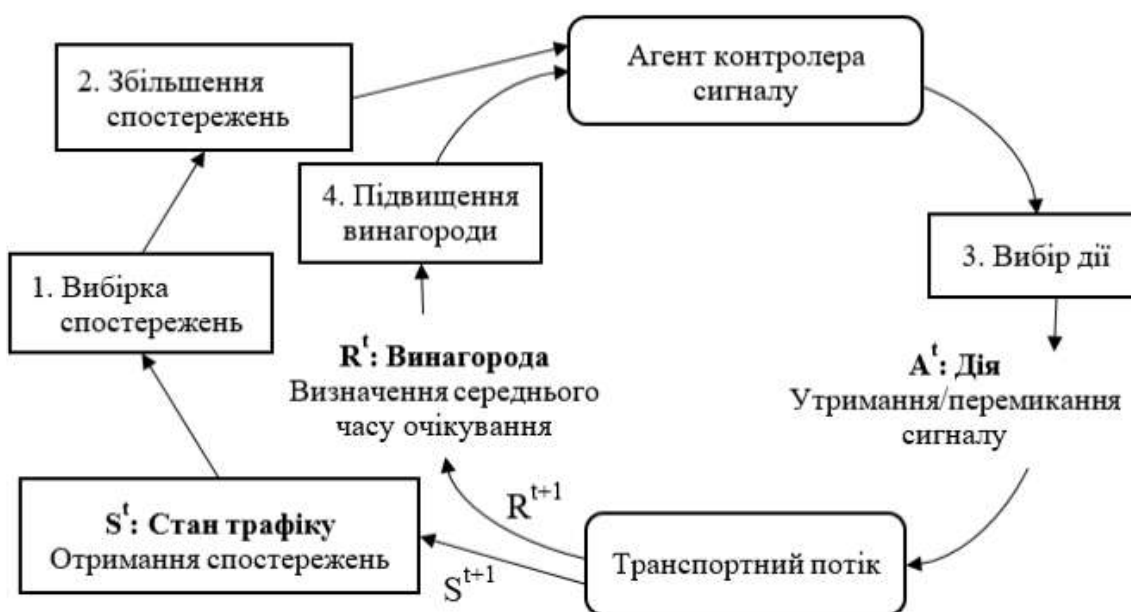


Рисунок 3.4. Базова концепція навчання

Простір дій алгоритму RL містить усі дії та їхні перехідні зв'язки.

При цьому в неможливо передбачити всі події, що можуть трапитись в якийсь момент часу в будь-якій частині дорожньої мережі, тому агенти повинні вміти обробляти нові вимоги та адаптуватися до середовища, яке постійно змінюється, у режимі реального часу [130].

Таким чином, агенти навчаються через взаємодію з середовищем, що має стохастичний характер, шляхом послідовного прийняття рішень:

– агент вибирає дію відповідно до своєї політики, яка згодом надсилається в середовище;

– середовище переходить у інший стан і агенту негайно надсилається винагорода, яка має негативне значення, оскільки затримка збільшується з часом.

Математичну основу для моделювання середовища (потоків транспортних засобів) в RL забезпечує Марковський процес прийняття рішень (МППР).

МППР [131] – це процес стохастичного керування з дискретним часом, який формально визначається кортежем $\langle S; A; T; R; \gamma \rangle$, де: S – простір станів ДР в околі певного перехрестя; A – простір дій автомата, що керує комплексом світлофорів на цьому перехресті; $T = T(S; A; S_0) = P(S(t+1) = S_0 | S_t = S, A_t = A) \in [0; 1]$ – ймовірнісна функція переходу трафіку в стан S_0 на кроці $t+1$ при виконанні автоматом дії A на кроці t ; $R(S; A; S_0) \in R$ – значення винагороди, яку агент отримує від середовища після виконання дії A в стані S , що переводить середовище в стан S_0 ; $\gamma \in [0; 1)$ – коефіцієнтом дисконтування, що показує внесок майбутніх винагород у загальну винагороду [121].

При цьому інформація про кожен стан $s_{g_i}^t$ для контролера сигналу g_i на кроці часу t стан відображається згідно з (4.1).

$$s_{g_i}^t = \{ \Phi_{g_i}^t; e_{g_i}^t; q_{l_i}^t; d_{l_i}^t; k_{v_i}^t; z_{v_i}^t; w_{v_i}^t \}. \quad (4.1)$$

Представлення формалізованої інформації щодо станів трафіку наведено в табл. 4.2.

Простір дій агента та винагорода, максимізація якої є метою агента, такі:

1) Простір дій $A = \{1, 2, 3\}$ – це набір усіх фаз світлофорів, що позначають зелений, жовтий і червоний сигнали, відповідно. Здійснення дії означає вибір (в межах правил дорожнього руху) відповідної фази сигналу світлофора для наступного кроку часу, який буде «Утримати» або «Змінити на _».

Таблиця 3.2.

Представлення інформації щодо станів трафіку в околі перехрестя

Параметр	Інформація
$\Phi_{g_i}^t$	Жовтий, червоний і зелений фази світлофора для перехрестя, яке контролює контролер на g_i на кроці часу t .
$e_{g_i}^t$	поточна фаза сигналу світлофора що минула, яка вимірюється тривалістю часу від початку поточної фази сигналу світлофора до теперішнього часу для перехрестя, яке контролює контролер g_i на кроці t
$q_{l_i}^t$	поточна черга на смузі, яка вимірюється кількістю транспортних засобів, які очікують на кожній смузі, поділена на пропускну спроможність для смуги на перехресті, яке контролює контролер g_i на кроці часу t
$d_{l_i}^t$	поточна щільність смуги l на перехресті яке контролюється контролером g_i на кроці часу t
$k_{v_i}^t$	тип транспортного засобу для автомобіля $v_{ш}$ на перехресті, що контролюється контролером g_i на кроці часу t
$z_{v_i}^t$	положення транспортного засобу на смузі, що визначається відстанню від його переднього бампера до початку смуги руху засобу v біля перехрестя, яке контролює контролер g_i на кроці часу t
$w_{v_i}^t$	час очікування транспортного засобу в секундах, протягом яких транспортний засіб v на перехресті, яке контролює контролер g_i на кроці часу t має швидкість менше ніж 0.1 м/с
$r_{g_i}^t$	винагорода за дію агента g_i контролера світлофора на кроці часу t

2) Негайна винагорода (мінімальний середній час очікування), яку агент контролера g_i отримує від середовища на кроці часу t після виконання дії A , обчислюється згідно з формулою (4.2):

$$r_{g_i}^t = \sum_{i=0}^I w_{v_i}^{t-1} - \sum_{i=0}^I w_{v_i}^t, \quad (4.2)$$

де інформації щодо винагороди за дію агента контролера і часу очікування транспортних засобів наведена в таблиці 4.2.

Таким чином, агент RL пробує різні схеми керування сигналом і в решті-решт наближається до оптимальної схеми, яка дає максимальну винагороду.

Винагороду можна використовувати для вимірювання результату дії, що розраховується на основі зміни зовнішнього середовища. При цьому значення винагороди має відображати зміну умов заторів. Два фактори важливі для оцінки заторів, а саме довжина черги транспортних засобів, що перебувають у заторах, і загальний час очікування всіх цих транспортних засобів. Проте, проблеми реального трафіку великого міста, що характеризується значним рівнем часткової спостережливості не повністю охоплюються МППР.

Навчання з підкріпленням на основі МППР в умовах часткової спостережуваності суттєво ускладнюється тим, що кожен раз агент контролера g_i в стані S_i не містить достатньо інформації про, наявність, розташування і положення усіх транспортних засобів на перехресті, тобто отримує спостереження $O \in \Omega$, яке залежить від нового стану середовища (S_0), щойно виконаної дії (A) з ймовірністю $P(O; A; S_0)$. При цьому одне й те саме спостереження може бути отримано з двох різних станів, кожен з яких потребує різної оптимальної дії [131].

При моделюванні транспортних потоків, які характеризуються частковою спостережуваністю, доцільно використовувати частково спостережуваний МППР, який формально визначається кортежем з двома додатковими компонентами [131]: $\langle \Omega; S; A; R; T; O; \gamma \rangle$, де; Ω – можливо нескінченний набір спостережень;

$O: S \rightarrow \Omega$ – функція, що на основі неспостережуваного стану (S) створює набір умовних ймовірностей спостереження.

Але математичне моделювання випадкових процесів з такою кількістю випадкових факторів уже поступається моделям ШІ, які здатні виявляти приховані залежності в даних.

3.3.2. Q-навчання

Q-навчання – це безмодельний алгоритм навчання з підкріпленням, який для інформування процесів прийняття рішень не потребує моделі середовища [132].

"Q" у Q-навчанні означає якість конкретної дії, виконаної в даному стані.

У Q-навчанні агент взаємодіє з середовищем у дискретних в часі кроках.

На кожному кроці агент вибирає дію з набору можливих, отримує винагороду на основі виконаної дії і переходить до нового стану на основі дії та поточного стану і алгоритм оновлює Q-значення на основі рівняння [132]:

$$Q(S_t; A_t) = Q(S_t; A_t) + \alpha [R_t + \gamma \max_{A_{t+1}} Q(S_{t+1}; A_{t+1}) - Q(S_t; A_t)], \quad (4.3)$$

де (рис. 4.3): S_t – поточний стан; A_t – поточна дія; R_t – винагорода, отримана після виконання дії a в стані S_t ; S_{t+1} – стан після виконання дії A_t ; α – швидкість навчання; γ – коефіцієнт дисконтування; $\max_{A_{t+1}} Q(S_{t+1}; A_{t+1})$ – максимальна передбачена винагорода за стан S_{t+1} .

Мета агента полягає в максимізації загальної винагороду, яку він очікує отримати з часом.

Q-значення, що оцінює дисконтовану сукупну винагороду за дії, обчислюється згідно з:

$$Q(s, a) = Q(s, a) + \rho [P(s, a, s') + \gamma \max_{a'} Q'(s', a') - Q(s, a)], \quad (4.4)$$

де: $Q(s, a)$ – поточне збережене значення Q для застосування дії A в стані s ; a і a' – поточна і найкраща дії, відповідно; $Q'(s'; a')$ – максимальна очікувана майбутня

винагорода; γ – коефіцієнт дисконтування; ρ – швидкість навчання, яка визначає якою мірою нова інформація перекриває стару [132].

Q-навчання надає можливість агенту контролера СККС навчитися оптимально діяти в середовищі методом “проб і помилок”.

Для зберігання значень, що пов’язані з парою «дія-стан» використовується Q-таблиця.

3.3.3. DQN

DQN – це метод відтворення досвіду [133].

Досвід агента на кожному кроці часу $e_t = (s_t, a_t, r_t, s_{t+1})$ зберігається у наборі даних $D = e_1, \dots, e_N$, об’єднавши велику кількість епізодів у пам’ять для повтору. Під час внутрішнього циклу алгоритму застосовується оновлення Q-навчання або міні-пакетні оновлення до зразків досвіду, $e \sim D$, що вибираються випадковим чином із пулу збережених зразків.

Після повторного відтворення досвіду агент вибирає і виконує дію, відповідно до політики epsilon-greedy. Q-функція працює на представленні історій фіксованої довжини, створених функцією ϕ , оскільки використання історій довільної довжини як вхідних даних для нейронної мережі може бути складним.

Кожен етап досвіду потенційно використовується для багатьох оновлень ваги, що забезпечує більшу ефективність даних.

Алгоритм 1 глибокого Q-навчання with Experience Replay:

```

Initialize replay memory D to capacity N
Initialize action-value function Q with random weights
for episode 1, M do
  Initialise sequence  $s_1 = \{x_1\}$  and preprocessed sequenced  $\phi_1 = \phi(s_1)$ 
  for  $t = 1, T$  do
    With probability  $\epsilon$  select a random action  $a_t$ 
    otherwise select  $a_t = \max_a Q^*(\phi(s_t), a; \theta)$ 
    Execute action  $a_t$  in emulator and observe reward  $r_t$  and image  $x_{t+1}$ 
  
```

```

Set  $S_{t+1} = S_t, a_t, x_{t+1}$  and preprocess  $\varphi_{t+1} = \varphi(S_{t+1})$ 
Store transition  $(\varphi_t, a_t, r_t, \varphi_{t+1})$  in D
Sample random minibatch of transitions  $(\varphi_j, a_j, r_j, \varphi_{j+1})$  from D
Set  $y_j = \begin{cases} r_j & \text{for terminal } \varphi_{j+1} \\ \{ r_j + \gamma \max_{a'} Q(j+1, a'; \theta) & \text{for non-terminal } \varphi_{j+1} \end{cases}$ 
Perform a gradient descent step on  $(y_j - Q(\varphi_j, a_j; \theta))^2$  according to equation 3
end for
end for

```

Загалом алгоритми RL характеризуються тим, що мають високе відхилення при частковому виявленні транспортних засобів, особливо в алгоритмах навчання поза політикою, таких як Q- навчання та DQN, у яких швидкі оновлення значень Q у середовищі з високим рівнем шумів може призвести до «поганого оновлення». Такі алгоритми градієнта політики, як AСKTR і A2C, намагаються покращити свою політику на основі їхньої апроксимації градієнта політики та мають кращу продуктивність при кожному оновленні [111].

3.3.4. PPO

Методи градієнта політики працюють шляхом обчислення оцінки градієнта політики та підключення його до алгоритму сходження стохастичного градієнта.

Оцінювач градієнта, який використовується найчастіше, має вигляд:

$$\hat{g} = \hat{\mathbb{E}}_t[\nabla_{\theta} \log \pi_{\theta}(a_t | s_t) \hat{A}_t], \quad (4.5)$$

де: π_{θ} – стохастична політика; $\hat{\mathbb{E}}_t[\dots]$ – математичне сподівання оцінює емпіричне середнє значення для кінцевої партії зразків в алгоритмі, який чергує вибірку і оптимізацію; \hat{A}_t – оцінка функції переваги на кроці часу t ;

Реалізації, які використовують програмне забезпечення для автоматичного диференціювання, створюють цільову функцію, градієнт якої є оцінювачем градієнта політики, отримується диференціюванням мети:

$$L^{HG} = \widehat{\mathbb{E}}_t[\nabla_{\theta} \log \pi_{\theta}(a_t | s_t) \hat{A}_t], \quad (4.6)$$

Алгоритм PPO, який використовує сегменти траєкторії фіксованої довжини.

Алгоритм 1 Проксимальної оптимізації політики, Actor-Critic Style:

for iteration=1, 2,... do

for actor 1, 2, ..., N do

Run policy $\pi_{\theta_{old}}$ in environment for T timesteps

Compute advantage estimates $\hat{A}_1, \dots, \hat{A}_T$

end for

Optimize surrogate L wrt θ , with K epochs and minibatch size $M \leq NT$

$\theta_{old} \leftarrow \theta$

end for

Кожна ітерація, кожен з N (паралельних) акторів збирає T часових кроків даних і на цих NT часових кроках даних для K епох створюються і оптимізуються сурогатні втрати за допомогою міні-пакетного стохастичного градієнтного спуску.

3.3.5. TOTDL

Навчання часових різниць (TD) є одним з методів RL, який зосереджено на прогнозуванні майбутніх винагород і оновленні цих прогнозів на основі досліджених відмінностей [134].

$TD(\lambda)$ включає трасування відповідностей, що функціонують як система пам'яті для того, щоб визначити пріоритет нещодавніх станів і прискорити навчання. Звичайний $TD(\lambda)$ ефективний, але при використанні правила оновлення, яке є наближенням, метод набуває більшої швидкості навчання, але стає менш надійним.

Для вирішення цієї проблеми наближення введено True Online $TD(\lambda)$, що завжди ідеально узгоджується з ідеалізованим підходом «погляду вперед». Це

теоретично забезпечує найточнішу можливу інформацію, для того щоб були відомі всі майбутні винагороди.

Справжній онлайн TD(λ) вдало імітує ідеальний погляд вперед, використовуючи вид трасування відповідності, який називається голландською трасою. Через це True Online TD(λ) може навчатися швидше, ніж звичайний TD(λ), особливо при використанні більшої швидкості навчання. Це має перевагу в тому, що не потрібно налаштовувати звичайні гіперпараметри, які пов'язані з трасуваннями відповідності.

Алгоритм 2 true online TD(X):

INPUT: $\alpha, \lambda, \gamma, \theta_{init}$

$\theta \leftarrow \theta_{init}$

Loop (over episodes):

obtain initial ϕ

$e \leftarrow 0; V_{old} \leftarrow 0$

While terminal state has not been reached, do:

obtain next feature vector ϕ and reward R

$V \leftarrow \theta^T \phi$

$V' \leftarrow \theta^T \phi'$

$\delta \leftarrow R + \gamma V' - V$

$e \leftarrow \gamma \lambda e + \alpha \gamma \lambda (e^T \phi) \phi$

$\theta \leftarrow \theta + \alpha (\delta + V - V_{old}) e - \alpha (V - V_{old}) \phi$

$V_{old} \leftarrow V'$

$\phi \leftarrow \phi'$

TOTDL намагається наблизити ідеальний алгоритм онлайн-повернення, прагнучи інвертувати ідеальний алгоритм прямого перегляду для створення ефективного алгоритму зворотного перегляду з використанням трасування відповідності., замість накопичення залишків використовує голландські залишки.

Таким чином TOTDL є теоретично обґрунтованим і потенційно більш ефективним вдосконаленням класичного алгоритму TD(λ).

3.3.6. Цільова функція

Цільова функція в задачі оптимізації управління світлофорами спрямована на кількісну оцінку загальної продуктивності СККС. Її значення мінімізуються чи максимізується для пошуку рішень, що відображають кращий трафік.

Вибір цільової функції для оптимізації сигналів комплексу світлофорів на складних перехрестях в транспортних мережах великих міст не є простим і однозначним завданням, що залежить від стратегії попиту, але цей вибір визначає набір обмежень, вхідних і вихідних змінних моделювання, отриманих результатів, необхідних і достатніх комп'ютерних і людських ресурсів.

Ось декілька цільових функцій, які найчастіше використовуються для оптимізації роботи світлофорів:

- мінімізація загальної затримки, що враховує не лише час у дорозі, а й час, який транспортні засоби проводять перед червоним сигналом світлофору;
- мінімізація середньої довжини черги (середньої кількості транспортних засобів, які чекають перед червоним сигналом світлофора в кожному напрямку);
- мінімізація середнього часу в дорозі, що відображає середній час, який транспортні засоби витрачають на перетин перехрестя;
- мінімізація кількості зупинок, що відображає загальну кількість інцидентів, коли транспортні засоби повинні були повністю зупинитися на червоний сигнал світлофору;
- максимізація пропускної здатності мережі, що врівноважує кількість транспортних засобів, які проїжджають перехрестям, з кількістю транспортних засобів, що очікують в черзі.

При виборі моделі прийняття рішень СККС можливий вибір з групи з п'яти кандидатів:

- мінімізація затримки;
- мінімізація часу в дорозі;
- максимізація пропускної спроможності мінус черга;

– максимізація кількості завершених поїздок (максимізація поїздок – це пріоритетне збільшення кількості транспортних засобів, які успішно переміщуються мережею);

– максимізація зваженої кількості завершених поїздок (зважена максимізація поїздки).

Це дослідження спрямоване на мінімізацію затримки в дорозі.

В якості критерія ефективності (показника продуктивності) для вимірювання ефективності методів вибрано середній час очікування транспортних засобів: $Objective = w_1 * Average_Travel_Time + w_2 * Average_Queue_Length + w_3 * Number_Stops$, де: w_i представляє вагу, призначену кожному показнику, що відображає його відносну важливість у кожному конкретному сценарії, як то пріоритетність часу в дорозі (w_1) у години пік або довжини черги (w_2), коли йдеться про безпеку пішоходів поблизу закладів, де перебувають діти і. т.і.

Як уже зазначалося, всі ці алгоритми навчання з підкріпленням в основному зосереджені на покращенні ефективності моделі керування та методу координації, але деталі спілкування при цьому лишаються без уваги. Проте, між агентами відбувається комунікація коли вони намагаються координувати свої дії, і для забезпечення ефективної координації потрібен відповідний метод комунікації.

Це означає, що:

– потрібно звернути увагу на ефективність методів опису умов руху, за допомогою якого стан руху на перехресті можна просто і зрозуміло описати повідомленням, яке буде надіслано агентом певного перехрестя агентам інших перехресть;

– синхронізація децентралізованих алгоритмів потребує удосконалення, оскільки кожен агент контролер світлофора надсилає повідомлення іншому в кінці кожного циклу, а тривалість циклу різних світлофорів різна і агенту непросто вирішити, яке повідомлення є останнім і найціннішим.

3.3.7. Формування і синхронізація повідомлень

Стан руху на перехресті може суттєво впливати на стан руху на сусідніх перехрестях, оскільки транспортні засоби, що з'являються на перехресті в момент часу t , наступного моменту $(t+1)$ приїжджають на сусідні перехрестя. Тому, затори на перехресті часто поширяться на його сусідів у найближчому майбутньому.

У цій ситуації інформація, яка надходить від учасників дорожнього руху, що знаходяться в околі певного перехрестя, про швидкість, місцезнаходження, положення і стан транспортних засобів, стан дорожньої мережі, нестандартні ситуації та інші дані, що можуть вплинути на трафік, може не задовольняти вимогу «вчасності». Більш надійним буде пряме спілкування агентів зі своїми сусідами у режимі реального часу шляхом обміну повідомленнями.

Повідомлення містять інформацію про стан ДР на відповідному перехресті. І, оскільки кожен агент має вибрати дію на основі свого локального стану трафіку, то цю дію можна використовувати для представлення стану трафіку. У цій ситуації агент може спостерігати за станом трафіку на сусідніх перехрестях на основі дії, що вибирають агенти-сусіди. При цьому повідомлення, надіслане сусідам, має містити інформацію щодо місця знаходження агента і тип дії. Отже, повідомлення має бути у формі $\langle \text{напрямок, тип_дії} \rangle$.

Тут (рис. 3.5):

– напрямок $(n; s; e; w)$ визначає куди саме надсилається повідомлення, де значення напрямку може бути n (північ), s (південь), e (схід) і w (захід) і повідомлення щодо поточної тривалості сигналу в цих напрямках $(t_1; t_2; t_3; t_4)$;

– значення action_type може бути 0 (тривалість поточної фази відправника повідомлення залишається незмінною, тобто $t_i=t_i$), 1 або -1 (поточну тривалість фази сигналу збільшено або зменшено на 5 с, тобто t_i+5 або t_i-5 , відповідно).

Такі повідомлення, типу $(0; 1; 0; 0)$, $(1; 0; 0; 0)$, $(-1; 0; 0; 0)$, $(0; 0; 0; 1)$, $(0; 0; 0; -1)$, $(-1; 0; 0; 0)$, $(0; 0; -1; 0)$, $(0; 0; 1; 0)$, $(0; -1; 0; 0)$ розсилаються кожним агентом.

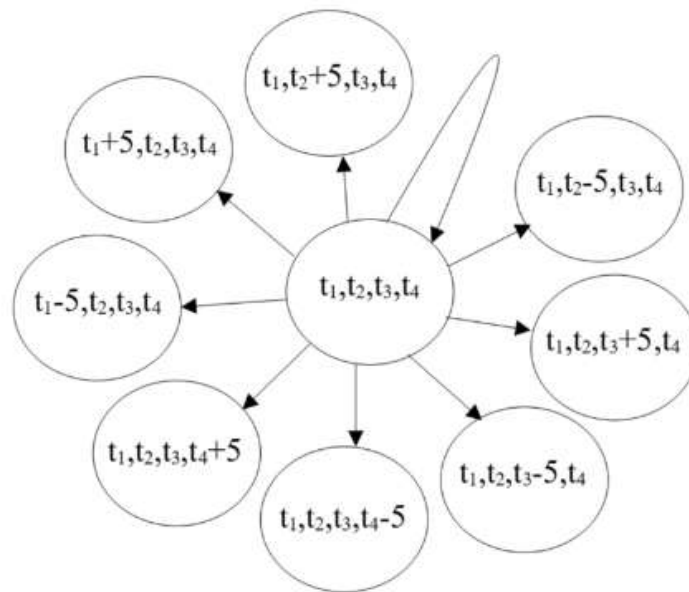


Рисунок 3.5. Приклад формування і розсилки повідомлення кожним агентом

При цьому алгоритмі навчання з підкріпленням агент має ще зібрати дані про стан трафіку із зовнішнього середовища. І для описання цього стану агент має спостерігати квадратну область з центром, що знаходиться в центрі світлофора для побудови двох матриць: матриці позиції і матриці швидкості.

Як правило, довжина транспортного засобу становить приблизно 5 метрів, а відстань між двома автомобілями становить приблизно один метр, тому довжина Таким чином, довжина від центру області до найближчої границі кожного маленького квадрата доцільно встановити 6 метрів.

Відстань між центром і дальньою границею спостережуваної ділянки може бути встановлена згідно з можливостями спостереження і розділена на менші квадрати для побудувати матриці позиції та матриці швидкості.

Тоді якщо маленький квадрат:

1) зайнятий транспортним засобом, то відповідний елемент матриці позиції буде 1; в іншому випадку відповідний елемент має бути 0;

2) зайнятий транспортним засобом і швидкість цього транспортного засобу не дорівнює 0, відповідним елементом матриці швидкості буде значення швидкості цього автомобіля (v_i); в іншому випадку (немає автомобіля або його швидкість наближена до 0) відповідний елемент матриці швидкості має дорівнювати 0.

При цьому для передбачення кількості транспортні засоби, які з'являться на перехрестях, в момент часу t необхідно враховувати попередні стани руху на сусідніх перехрестях в момент часу $t-n$, $n=\overline{1, N}$.

Отже, комунікація агентів може виконуються в два кроки:

По-перше, агент збирає дані про стан дорожнього руху відповідного перехрестя як стан, а потім вибирає дію за допомогою алгоритму RL.

По-друге, збирається інформація про стан руху сусідніх перехресть і довжина циклу, призначена дією, буде додатково оновлена на основі нещодавно зібраних умов трафіку.

Результат –довжина циклу, яка витримується у наступному циклі.

Описана Процедура буде повторюватися згідно з алгоритмом 1 MADRLTLC:

Input: Action Space A, B

Output: Final Action a'_f

1: round = 0

2: while True do

3: Collect state s' from the corresponding intersection

4: Calculate reward value r

5: if round > 0 then

6: Obtain the store tuple $\langle s, a \rangle$

7: if the quadruple number stored in the memory is greater than B then

8: Drop the oldest quadruple

9: Store the new quadruple $\langle s, a, r, s' \rangle$

10: else

11: Store the new quadruple $\langle s, a, r, s' \rangle$ directly

12: end if

13: end if

14: Construct matrices based on state s'

15: Input matrices into convolutional neural network model; this model will calculate Q-value for all the actions contained in A

```

16: Select the action  $a'$  from  $A$  which has the largest Q-value
17: Store tuple  $\langle s', a' \rangle$  for future usage and drop the old tuple  $\langle s, a \rangle$ 
18: if  $\text{round} > 0$  then
19: Update convolutional neural network model based on the stored quadruples
 $\langle s, a, r, s' \rangle$ 
20: end if
21: Send message to the agents that control neighbor intersections
22: Check the messages received from neighbor intersections and update action  $d'$ 
to get final cycle length  $c'$ , based on the
received messages
23:  $\text{round} = \text{round} + 1$ 
24: end while

```

Процес, описаний в алгоритмі 1, виконується кожним агентом.

Оскільки завдання синхронізації сигналів світлофора виконується періодично, для умови циклу встановлюється значення True.

Змінна round використовується для представлення номера циклу світлофора.

Псевдокод з рядка 3 по рядок 13 описує нову процедуру побудови четвірки. Під час цієї процедури збирається новий стан і обчислюється значення винагороди (r). У новій четвірці s – стан, описаний наприкінці останнього циклу. a також дія, вибрана в кінці останнього циклу.

Контент, який представляє дії, представлений у розділі «Простір дій». Псевдокод з рядка 14 по рядок 16 описує нову процедуру вибору дії.

Під час процедури нова дія може вибиратися за допомогою моделі CNN.

У рядку 17 псевдокоду кортеж $\langle s', a' \rangle$ зберігається для майбутньої побудови четвірки.

Псевдокод з рядка 18 по рядок 20 описує процедуру навчання параметрів. Під час процедури перевіряється змінний раунд. Якщо його значення більше 0, це означає, що хоча б одна четвірка побудована. Отже, процес навчання параметрів може бути виконаний.

У рядку 21 псевдокоду агент надсилає своїм сусідам повідомлення, які описують стан руху відповідного перехрестя. У рядку 22 псевдокоду цей агент перевіряє повідомлення, надіслані його сусідами. На основі цих повідомлень можна отримати остаточну тривалість циклу.

Винагорода за дію, що спрямована на зменшення сумарної максимальної довжини черг, розраховується таким чином:

$$r_t = V_t - V_{t+1} \quad (1)$$

$$V_t = I_{NS,SN} * W_{NS,SN} + I_{NE,SW} * W_{NE,SW} + I_{EW,WE} * W_{EW,WE} + I_{ES,WN} * W_{ES,WN} \quad (2)$$

$$I_{NS,SN} = \max\{I_{NS}, I_{SN}\}$$

$$I_{NE,SW} = \max\{I_{NE}, I_{SW}\} \quad (3)$$

$$I_{EW,SW} = \max\{I_{EW}, I_{WE}\}$$

$$I_{ES,WN} = \max\{I_{ES}, I_{WN}\}$$

$$W = \text{SUM}\{n=1, N_t\} w_n \quad (4)$$

де: r_t представляє вартість винагороди V_t і V_{t+1} – значення, що обчислене в кінці t -го і $(t+1)$ -го циклу сигналу світлофора відповідно; N_t – кількість транспортних засобів, що прямують в певному напрямку; w_n – час очікування n -го транспортного засобу певного напрямку.

Така синхронізація роботи світлофорів забезпечує моделі прийняття рішень СККС здатність до швидкої адаптації за рахунок застосування навчання з підкріпленням.

Для більш чіткого розуміння логіки моделі навчання з підкріпленням нижче показано приклад «розуміння» агентами RL повідомлення, що сформоване агентами світлофорів, які контролюють дорожній рух на сусідніх перехрестях:

1) Припустимо, світлофор має 2 можливі зелені фази, і контролює 2 смуги. Одне з можливих спостережень, яке відправляється іншим агентам RL має такий вигляд: $[[1, 0], 1, [0,8, 0,3], [5, 2]]$.

2) Осць як це інтерпретується агентами, що його отримали:

- Фаза 1 активна – північ-південь зелений сигнал;
- Минув мінімальний час утримання цього сигналу;

- Щільність першої смуги 0,8 (нечітка оцінка щільності потоку – «досить завантажена»).
- Щільність у другій смузі 0,3 (нечітка оцінка щільності потоку – «друга смуга менше завантажена»).
- У першій смузі стоять 5 автомобілів.
- У другій смузі стоять 2 машини.

3) Це спостереження щодо стану сусіднього перехрестя надає агенту RL, який отримав повідомлення, таку інформацію для прийняття рішень:

- поточна фаза та час з моменту останньої зміни для визначення часу змінити фази;
- щільність трафіку для визначення пріоритетності напрямків або смуг із заторами.

4) Одноразове кодування фази дозволяє моделі визначити які дії дозволені на кожній фазі.

Для того, щоб додати або видалити елементи спостереження відповідно до конкретних потреб і сценарію руху, можна змінити функцію `ObservationFunction`.

Функція винагороди має відповідати цілям, які керують діями агентів, а саме:

- мінімізація загального часу очікування;
- надання пріоритетності певним смугам;
- запобігання транспортного затору.

Нормалізація сприяє зростанню швидкості конвергенції алгоритму RL.

Таким чином, впровадження у транспортну систему міста описаних процедур формування і обміну повідомленнями надає змогу покращити ефективність функціонування ІСКТВМ шляхом вдосконалення прямого спілкування агентів зі своїми сусідами, а використання навчання з підкріпленням у режимі реального часу забезпечує моделі прийняття рішень здатність до адаптації в процесі функціонування.

Висновки до розділу 3

1. Запропоновано архітектуру високонавантаженої інтелектуальної системи керування трафіком великого міста і ядро цієї системи – модель прийняття рішень. На основі аналізу ключових компонентів і функцій системи підбрано взаємопов'язані одиниці, які здатні спільно керувати транспортними потоками міста. Розглянуто алгоритми, які можуть бути використані для навчання інтелектуальних моделей керування комплексами світлофорів на основі даних про дорожній рух розумно розподіляти потоки автомобільного транспорту в режимі реального часу.

2. Обґрунтовано доцільність застосування в системі нереляційної бази даних архітектури Касандра, розглянуто децентралізовані багатоагентні алгоритми навчання з підкріпленням, які доцільно використовувати в інтелектуальних системах керування комплексами світлофорів, та формалізовано комунікацію і синхронізацію роботи агентів контролерів світлофорів, що функціонують на 4-х сторонніх перехрестях.

3. Показано необхідність і можливість покращення комунікації та координації агентів контролерів світлофорів шляхом вдосконалення прямого спілкування агентів зі своїми сусідами у режимі реального часу. використання. Детально описано процес формування повідомлень, синхронізації роботи світлофорів і здатність моделі до адаптації за рахунок застосування навчання з підкріпленням.

РОЗДІЛ 4. НАВЧАННЯ ТА ТЕСТУВАННЯ МОДЕЛЕЙ КЕРУВАННЯ ТРАНСПОРТНИМИ ПОТОКАМИ

У розділі розглянуто програмні пакети, що розроблені для моделювання міського і регіонального трафіку; обґрунтовано вибір програмного пакета Simulation of Urban Mobility для моделювання дорожнього руху; покроково описано процес створення моделі дорожньої мережі, запуску симуляції і формування набору даних для навчання з підкріпленням, яке покладено в основу керування комплексом світлофорів; процес моделювання транспортних потоків з урахуванням точок інтересу описано на прикладі м. Києва; на основі експериментальних досліджень сформовано навчальне середовище для моделі керування світлофорами за алгоритмами Q-learning, Deep Q-Network, Proximal Policy Optimization і True Online Temporal-Difference Learning; виконано тренування і порівняльний аналіз результатів навчання; для подальшого практичного впровадження в програмно-технічний комплекс спостереження за станом руху і адаптивного керування світлофорами на складних перехрестях за результатами досліджень рекомендовано інтелектуальну модель керування комплексом світлофорів, навчену за алгоритмом True Online Temporal-Difference Learning; надано інструкцію щодо впровадження системи в дорожню інфраструктуру міста.

4.1. Симуляційна система

Існує низка програмних пакетів, які використовуються для моделювання дорожнього руху. Для моделювання міського і регіонального трафіку підходять SUMO [130], MATSim [135] і VISSIM [136], проте кожен з цих програмних пакетів має різні переваги і особливості.

4.1.1. SUMO

SUMO – це пакет із відкритим вихідним кодом, мікроскопічний, портативний і безперервний пакет моделювання трафіку з великим набором інструментів для створення сценарію, призначений для роботи з великими мережами.

Основними перевагами SUMO вважаються:

- Підтримка різних типів транспортних засобів і режимів дорожнього руху;
- Детальне моделювання поведінки водіїв;
- Можливість генерувати дані про трафік у реальному часі;
- Відкритий код та широкий функціонал;
- Велика та активна спільнота користувачів;
- Наявність документації та навчальних посібників;
- Безкоштовне використання.

SUMO призначений для дослідників, розробників, професійних транспортних інженерів і тих, хто потребує гнучкого та потужного інструменту. Цей програмний пакет передбачає знання мови програмування Python, тому може бути складним для початківців.

4.1.2. MATSim

MATSim – це фреймворк з відкритим вихідним кодом для реалізації великомасштабного транспортного моделювання на основі агентів.

MATSim також призначений для транспортних планувальників, дослідників і тих, хто потребує простого у використанні інструменту, тому його основними перевагами вважається те, що цей програмний засіб не потребує знання мови програмування і при цьому:

- Надає можливість моделювання поведінки людей на основі агентів;
- Забезпечує можливість генерувати різні сценарії дорожнього руху;
- Безкоштовний;
- Має активну спільноту користувачів;

- Містить потрібну документацію та навчальні посібники;
- Має простий у використанні інтерфейс.

Однією з переваг MATSim можна вважається те, що цей програмний засіб не потребує знання мови програмування.

4.1.3. VISSIM

VISSIM – інструмент для відображення реальної та проєктної ситуації руху транспорту та пішоходів на ділянці дорожньої мережі в імітаційній моделі.

Основними перевагами VISSIM вважається те, що цей програмний засіб забезпечує:

- Детальне моделювання дорожньої інфраструктури;
- Візуалізацію трафіку в реальному часі;
- Можливість оптимізувати сигнали та маршрути;
- Графічний інтерфейс користувача;
- Легке навчання основам;
- Навчання та отримання документації.

Одним з недоліків VISSIM є те, що він платний і підтримка користувача надається на комерційній основі. Окрім того світлофорна оптимізація VISSIM спрямована на оцінку впливу нових забудов на транспортну інфраструктуру міста. Це допомагає транспортним інженерам і планувальникам оцінити наслідки нових забудов та знайти рішення, які дозволять забезпечити безперешкодний рух транспорту в нових умовах.

VISSIM призначений для професіоналів, які потребують візуалізації для детального моделювання транспортних потоків, тому цей програмний пакет більше підходить для навчання і тренування навичок персоналу, що в ручному режимі здійснює координацію і оптимізацію трафіку на рівні районів і міста.

В цій роботі для симуляцій дорожнього руху використовується SUMO, який порівняно з MATSim має:

1. Гнучкий інструмент, що дозволяє більш детально моделювати транспортні системи, в тому числі:

1.1. визначати власні типи транспортних засобів і режими руху;

1.2. створювати сценарії різної складності з різними типами дорожньої інфраструктури;

1.3. моделювати поведінку водіїв з різним рівнем деталізації;

1.4. додавати власні модулі та розширення.

2. Більш швидкий і продуктивний інструмент, що робить SUMO кращим вибором для моделювання великих і складних транспортних систем.

3. Більшу і активнішу спільноту користувачів, що полегшує пошук допомоги і підтримки у випадку виникнення проблеми.

4. Відкритий код, що робить його кращим вибором для дослідників і розробників, які хочуть розширити можливості програмного забезпечення що шляхом модифікації.

Отже, SUMO – це кращий вибір для вирішення задачі формування навчальної вибірки моделі, яка призначається для керування комплексом світлофорів.

4.2. Застосування SUMO для симуляційних досліджень

SUMO використовує для симуляцій модель Krauss [137], яка гарантує безпечне водіння. Також є можливість формування моделей транспортних мереж в напрямку їх наближення до реальних.

Детальне моделювання поведінки транспортних засобів і інших учасників руху при створенні баз знань інтелектуальних систем керування комплексами світлофорів (рис. 3.1) надає можливість враховувати:

- дослідження та аналіз впливу POI на трафік міста;
- інші складні та нестандартні ситуації.

При цьому здійснення симуляції дорожнього руху передбачає як одноагентний так і мультиагентний підхід.

4.2.1. Базові налаштування

Згідно з реальними даними визначаються дані щодо:

- площі всієї транспортної мережі, що моделюється;
- ділянки, що окреслює кожне перехрестя;
- довжини дороги між перехрестями.

У цьому симуляційному дослідженні:

- на кожному перехресті по дві три смугові дороги на в'їзд і виїзд;
- транспортним засобам на під'їзних дорогах, що рухаються в крайній правій смузі дозволяється повертати праворуч, пропускаючи рух;
 - мінімальна відстань між двома транспортними засобами, що рухаються, становить 2 м;
 - задіяні чотири типи транспортних засобів: легкові автомобілі; бензовози; вантажівки з причепом; автомобілі, що мають пріоритет руху (пожежні, швидка допомога, поліцейські), при чому машини швидкої допомоги, бензовозів і вантажівок з причепами можуть випадковим чином з'являтися на випадкових дорогах як несподівані/непередбачені ситуації;
 - довжина легкового автомобіля – 5 м;
 - для всіх типів транспортних засобів згідно з правилами дорожнього руху максимальна швидкість, максимальне прискорення і прискорення гальмування становлять відповідно: 70 км/год, 2,6 м/с² і 4,5 м/с²;
 - довільний порядок прибуття транспортних засобів у середовище, що моделюється;
 - швидкість накопичення транспортних засобів на кожній смузі становить 1 авто за 1 с;
 - транспортні засоби відкидаються, якщо їх не вдалося встановити;
 - моделювання виконується через 10 прогонів для кожного сценарію;
 - кількість авто (n) і середня швидкість ($v_{сер}$) їх руху може змінюватись при моделюванні за різними сценаріями.

4.2.2. Додаткові можливості

1. Змінення параметрів сигналів.
2. Моделювання різних сценаріїв дорожнього руху.
 - 2.1. Сценарій, що базується на базовому налаштуванні;
 - 2.2. Сценарій з аварією на одному з напрямків, де система адаптується під умови, відповідно яким рух за однією зі смуг припиняється, а на сусідній додається додатковий напрям.
 - 2.3. Сценарій, згідно з яким час очікування певної частини транспортних засобів змінений;
 - 2.4. Сценарій, згідно з яким контролери не спостерігають за часом очікування наперед заданої частки транспортних засобів;
 - 2.5. Сценарій, згідно з яким контролери не спостерігають винагороду за певний відсоток дій транспортних засобів.
 - 2.6. Додавання до симуляції пішоходів та велосипедистів.

4.2.3. Налаштування симуляції

Симуляційне моделювання дорожнього руху з використанням SUMO потребує створення дорожньої та сценарію, запуск симуляції та аналіз результатів.

Нижче надано покрокове описання кожного з цих етапів для 4-стороннього перехрестя з 3 смугами в кожному напрямку.

1. Створення ділянки дорожньої мережі з перехрестям (рис. 4.1):
 - 1.1. Відкрити SUMO NetEdit;
 - 1.2. Створити нову ділянку мережі через “File - New Network”;
 - 1.3. Додати 4 вузли (перехрестя) та 4 три смугові дороги, що їх з'єднують.
 - 1.4. Створення дорожньої мережі (рис. 4.2).
 - 1.4.1. Створити певну кількість (16) ділянок з перехрестям;
 - 1.4.2. Об'єднати типові ділянки в одну мережу.

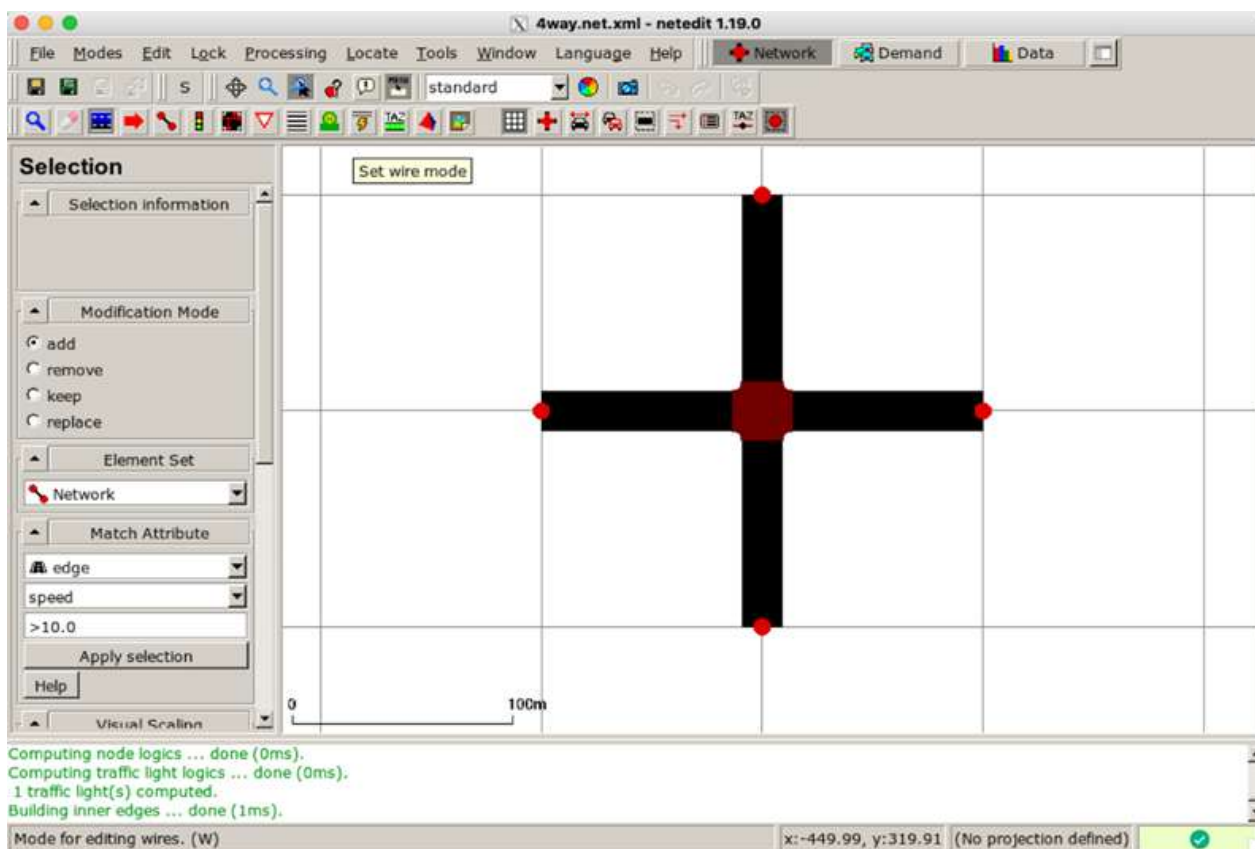


Рисунок 4.1. Ділянка дорожньої мережі з перехрестям і прилеглими ділянками доріг в програму пакеті SUMO NetEdit

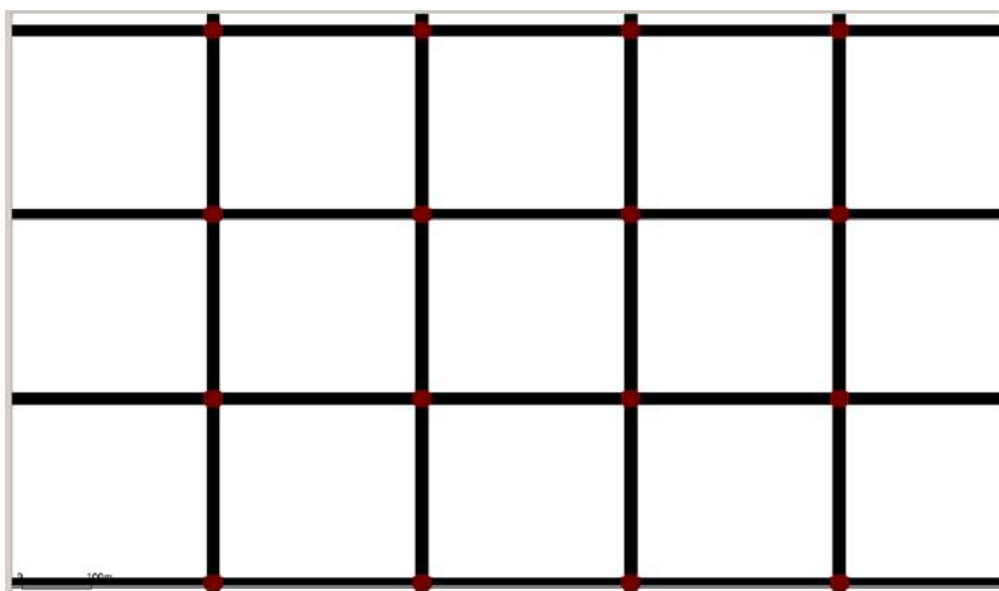


Рисунок 4.2. Створення дорожньої мережі

- 1.5. Для кожної дороги в околі перехрестя налаштувати кількість смуг та напрямків руху (Рис. 4.3):

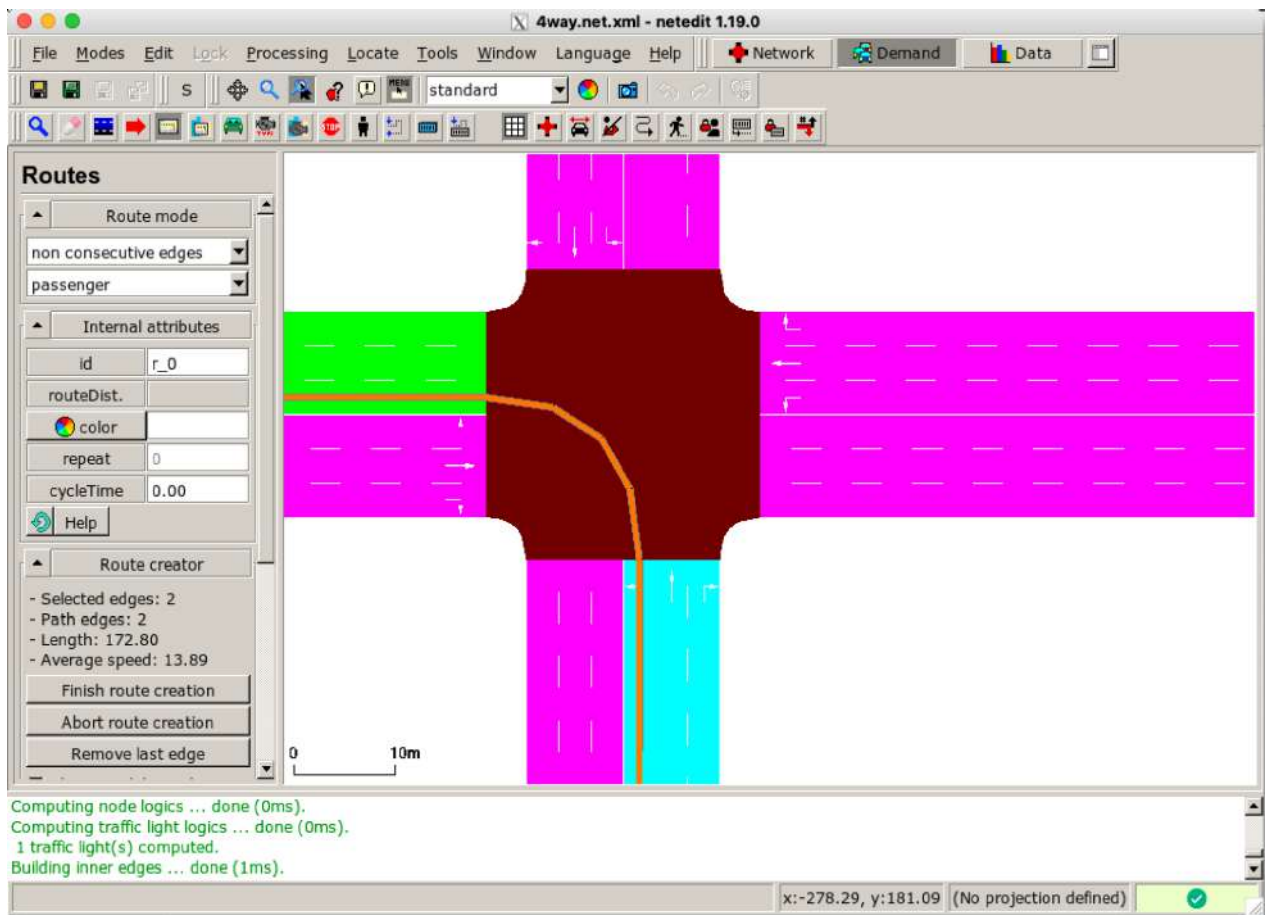


Рисунок 4.3. Налаштування кількості смуг та напрямків руху

- 1.5.1. Встановити тип дороги: "major" (головна);
- 1.5.2. Встановити максимальну швидкість: $v_{\max}=70$ км/год;
- 1.5.3. Додати 4 світлофори на перехресті в кожному напрямку руху.
- 1.5.4. Задати дозволені напрямки руху для кожної смуги за принципом “кожна ліва смуга повертає лише наліво, середня смуга йде лише прямо, права смуга повертає лише направо”.
- 1.6. Для кожного світлофора налаштувати правила руху (рис. 4.4, 4.5) і тривалості сигналів світлофорів:
 - 1.6.1. Сигнали: червоний, жовтий, зелений;
 - 1.6.2. Встановити тривалість сигналів: для зеленого – 30с, для жовтого – 3с, для червоного – 27с.

- 2.1. У верхній панелі меню перейти з режиму “Network” в режим “Demand”.
- 2.2. Додати транспортні засоби (рис. 4.6):

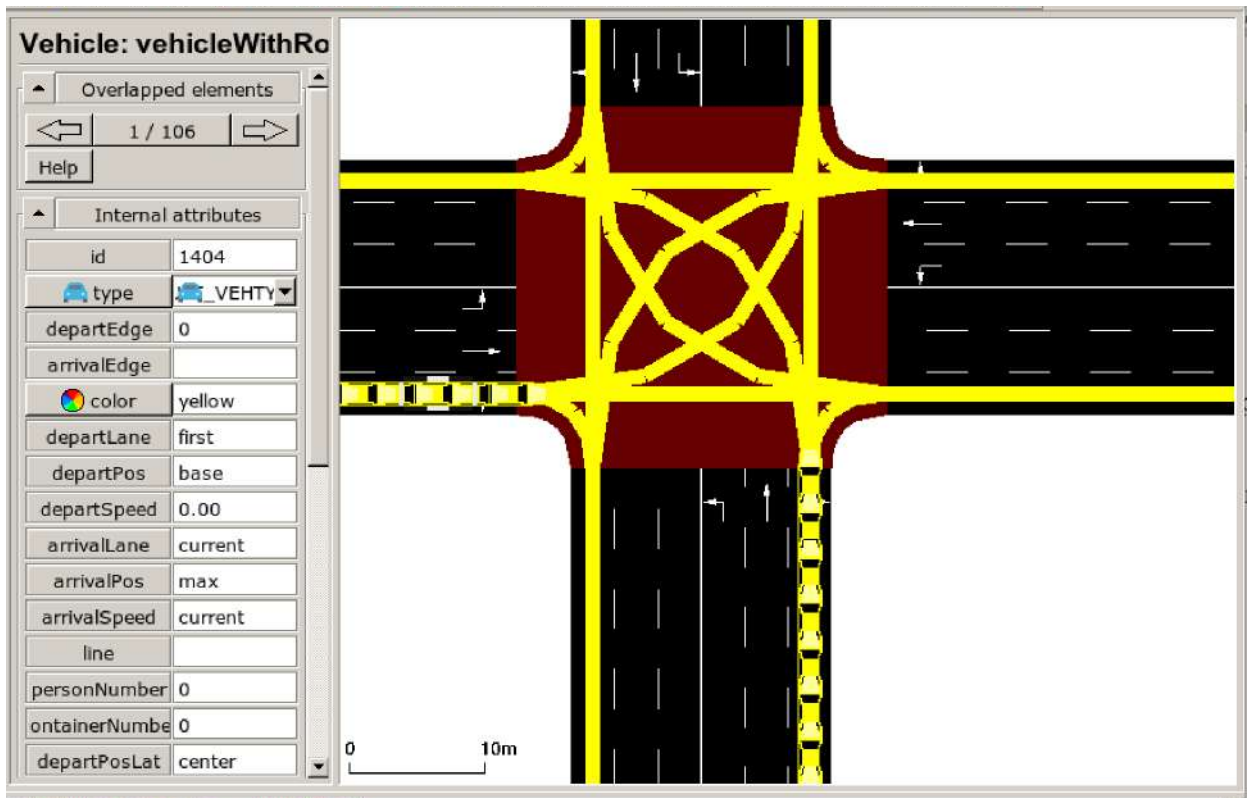


Рисунок 4.6. Додавання транспортних засобів

- 2.3. Додати POI (рис. 4.7.):
 - 2.3.1. Перейти в режим Polygon;
 - 2.3.2. Обрати тип елементу “POI”;
 - 2.3.3 Розставити точки по мережі;
- 2.4. Налаштувати потік транспортних засобів (flow):

У файлі маршрутів gou.xml додати визначення потоків до POI: `<flow id="8640" begin="0.00" departLane="best" departPos="base" departSpeed="max" from="left3A3" to="E0" end="5620.00" probability="0.3"/>` та від POI, симулюючи ранковий наплив трафіку до точок інтересу і вечірній відтік трафіку від них.

- 2.5. Додати детектори;

- 2.6. Встановити тип детектора
 - 2.6.1. "induction loop" (індукційна петля);
 - 2.6.2. "lanearea detector" (камера фіксації)
 - 2.6.3. "route probe" (зонди / радари)
- 2.7. Встановити розташування: на кожній смузі перед перехрестям.

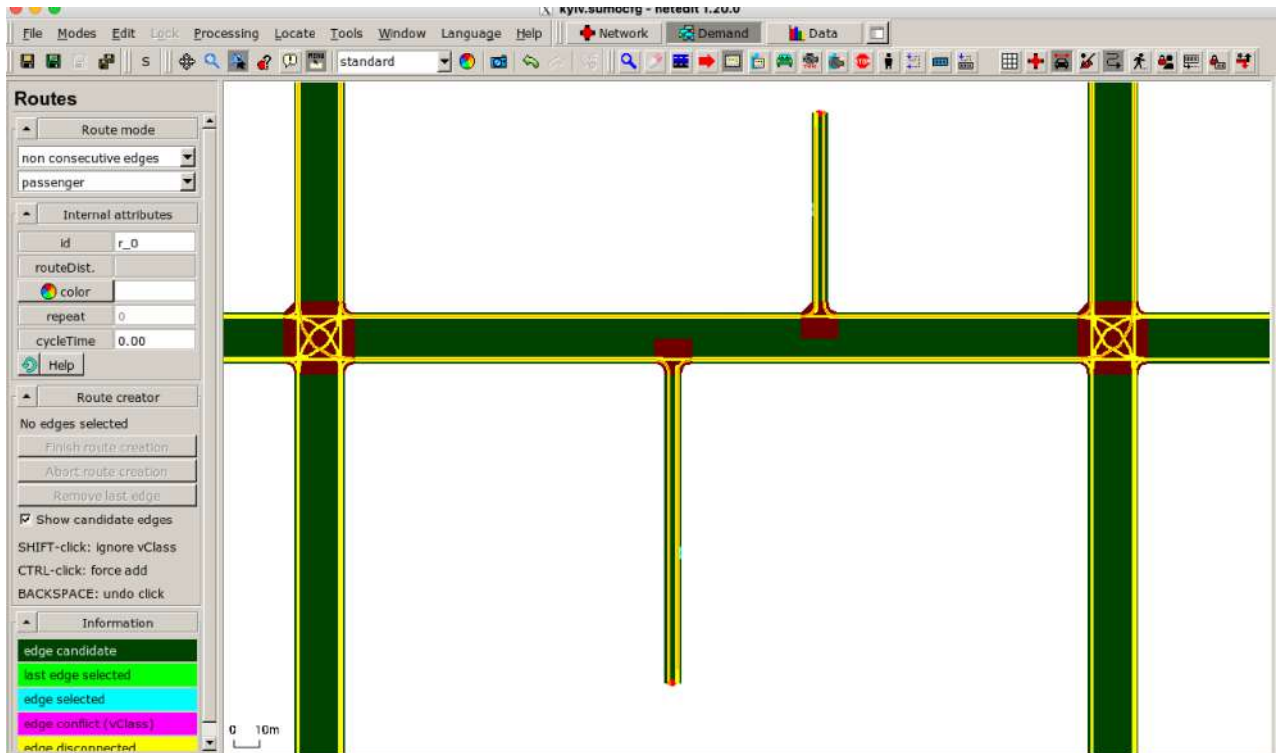


Рис. 4.7. Додавання РОІ та налаштування транспортних потоків

3. Запуск симуляції:
 - 3.1. Відкрити термінал та перейти до папки з SUMO.
 - 3.2. Запустити симуляцію `sumo -c <назва_конфігурації>.sumocfg`
 - 3.2.1. Встановити тип транспортного засобу: "passenger car" (пасажирський автомобіль);
 - 3.2.2. Встановити маршрут: "from: <початковий вузол> to: <кінцевий вузол>";
 - 3.2.3 Встановити час початку: 0с;
 - 3.2.4. Встановити інтервал: 1с;
 - 3.3. Запустити симуляцію `sumo -c <назва_конфігурації>.sumocfg`.

4. Аналіз результатів:

4.1. Переглянути динамічну візуалізацію трафіку в SUMO View (Рис. 4.8).

4.2. Зібрати з детекторів дані про:

4.3.1. Загальну кількість транспортних засобів (ЗКТЗ);

4.3.2. Загальний час очікування (ЗЧО);

4.3.3. Максимальну довжину черги (МДЧ).

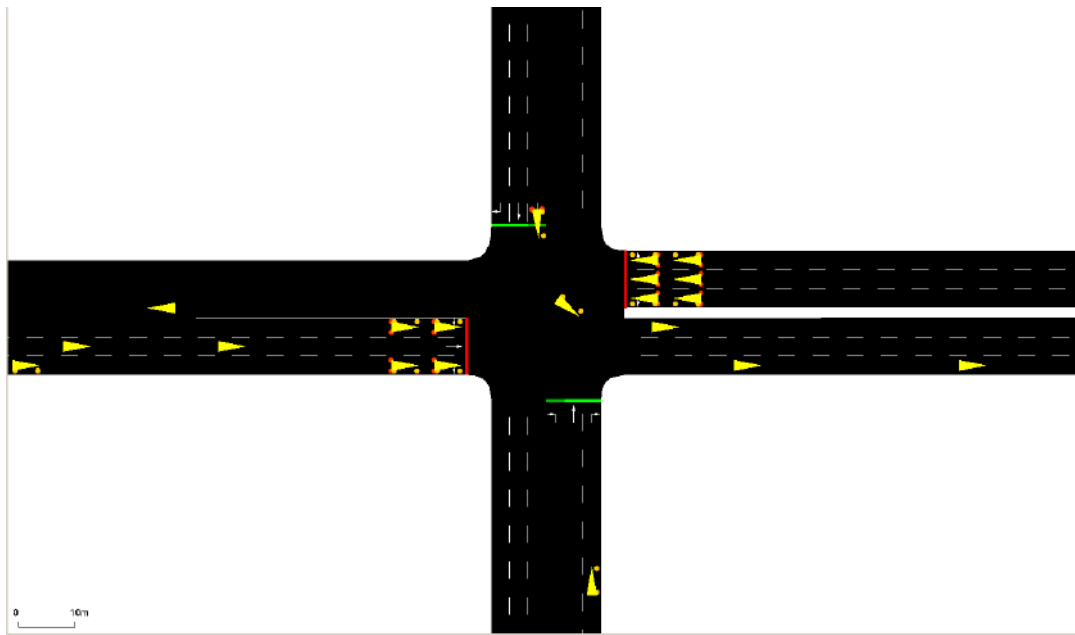


Рисунок 4.8. Візуалізація трафіку заданої системи

Основним показником продуктивності моделі управління трафіком, що використовується як цільова функція в дослідженні, вважається Загальний час очікування/затримки транспортних засобів (4.1):

$$W_{g_i}^t = \frac{1}{v_i} \sum_{n=1}^N v_i^t, \quad (4.1)$$

де: W – час очікування транспортного засобу в секундах, протягом яких транспортний засіб має швидкість менше, ніж 0.1 м/с; i – перехрестя, яке контролює контролер g_i , на кроці часу t ; n ($n = \overline{1, N}$) – кількість транспортних засобів, що перебуває на i -му перехресті на кроці часу t .

Основними обмеженнями задачі є;

- максимальна тривалість червоного сигналу світлофора;
- максимальна довжина черги.

Надалі потрібно враховувати, що результати експерименту в SUMO за сценарієм, що базується на базовому налаштуванні, відповідають умові довільного порядку прибуття транспортних засобів у середовище, що спостерігається. Таким середовищем є перехрестя і дороги в околі перехрестя. Це означає, що транспортні засоби не спостерігаються на інших ділянках дорожньої мережі і експерименти проведені за таким сценарієм з поглинанням чи появою транспортних засобів на дорогах між перехрестями надають можливість перевірити продуктивність моделі у стохастичному, частково спостережуваному середовищі. При цьому ділянками дорожньої мережі, на яких спостерігається поглинання чи поява транспортних засобів, можуть бути POI.

Експерименти проведені за такими сценаріями надають можливість перевірити продуктивність моделі у стохастичному, частково спостережуваному і частково доступному середовищі.

4.3. Застосування SUMO для моделювання маршрутів руху з POI мережею доріг м. Києві

Для моделювання маршрутів руху з POI мережею доріг м. Києві першою чергою моделюється мережа доріг з ділянками, на яких певна частка транспортних засобів буде затримуватися певний час.

На рис. 4.9 показано фрагмент дорожньої мережі м. Києва – одну з надмірно навантажених ділянок міста – вулиці Володимирська, Хрещатик, Прорізна, Богдана Хмельницького та бульвар Тараса Шевченка. Надалі в цій роботі налаштування показані на прикладі цієї ділянки.

Налаштування транспортних потоків складається з кроків:

- створити певну кількість ділянок доріг з POI (рис. 4.10);

- визначити загальну кількість транспортних засобів для симуляції за сценаріями для різних часових інтервалів доби, що узгоджується з даними статистичних спостережень.
- визначити маршрути;
- визначити час затримки в РОІ.



Рисунок 4.9. Фрагмент дорожньої мережі м. Києва [138]

Для оцінки ефективності моделі було визначено чотири сценарії:

Сценарій 1: Цей сценарій базується на базовому налаштуванні, яке ми пояснили вище. Це дозволить перевірити ефективність моделі для адаптації до таких несподіваних подій.

Сценарій 2: Час очікування 50% транспортних засобів буде змінено. Це перевірить продуктивність моделі прийняття рішення при наявності шумових даних спостереження.

Сценарій 3: Агенти не можуть спостерігати за часом очікування 20% транспортних засобів. Це дозволить перевірити ефективність моделі ІСККС у вирішенні проблеми часткового виявлення транспортних засобів.

Сценарій 4: Агенти не можуть спостерігати винагороду за 20% транспортних засобів. Це дозволить перевірити продуктивність моделі у частково доступному середовищі.



Рисунок 4.10. Відтворення ділянки дорожньої мережі м. Києва в програмі SUMO

Кожен із сценаріїв характеризується розподілом трафіку згідно зі статистичними спостереженнями та поділяється на ранковий, денний та вечірній.

Загальний тренд в завантаженості дорожніх мереж міста Києва можна описати наступним чином:

- критична або велика кількість транспортних засобів на дорогах в напрямку від околиць до центру міста зранку;
- помірна або велика кількість транспортних засобів на більшості доріг міста вдень;
- критична або велика кількість транспортних засобів на дорогах в напрямку від центру міста ввечері.

При цьому розглядаються різні режими руху, що характеризуються більшою ЗКТЗ порівняно з іншими, а саме:

- режим Р з чергами машин переважно при в'їзді до РОІ;
- режим Д з чергами машин, що утворюються випадковим чином;
- режим В з чергами машин переважно на виїзді з РОІ.

Для відповідності симуляційних експериментів заданим сценаріям та розподілам, в налаштуваннях маршрутів використовується тип руху “flow” (потік). Для кожного потоку визначається час початку, маршрут та ймовірність появи нового ТЗ в кожену секунду симуляції. Такі потоки складають основну частину симуляції дорожнього руху. Також, до цих потоків додається трафік, згенерований випадковим чином, щоб уникнути перенаванчання моделі.

Процедура запуску симуляцій:

```
sumo -c ./4x4.sumocfg -v
```

```
Loading net-file from './4x4.net.xml' ... done (6ms).
```

```
Simulation version v1_20_0+0108-bc174c3c663 started with time: 0.00.
```

```
Step #0.00 (0ms ?*RT. ?UPS, vehicles TOT 1 ACT 1 BUF 0)
```

```
Step #100.00 (0ms ?*RT. ?UPS, vehicles TOT 21 ACT 21 BUF 0)
```

```
Step #200.00 (0ms ?*RT. ?UPS, vehicles TOT 45 ACT 39 BUF 0)
```

```
Step #300.00 (0ms ?*RT. ?UPS, vehicles TOT 67 ACT 44 BUF 0)
```

```
Step #400.00 (1ms ~= 1000.00* RT, ~38000.00UPS, vehicles TOT 84 ACT 38 BUF 0)
```

Step #500.00 (0ms ?*RT. ?UPS, vehicles TOT 115 ACT 48 BUF 0)
Step #600.00 (0ms ?*RT. ?UPS, vehicles TOT 141 ACT 48 BUF 0)
Step #700.00 (0ms ?*RT. ?UPS, vehicles TOT 164 ACT 51 BUF 0)
Step #800.00 (0ms ?*RT. ?UPS, vehicles TOT 190 ACT 49 BUF 0)
Step #900.00 (1ms \approx 1000.00*RT, \sim 61000.00UPS, vehicles TOT 224 ACT 61 BUF 0)
Step #1000.00 (1ms \approx 1000.00*RT, \sim 69000.00UPS, vehicles TOT 258 ACT 69 BUF 0)
Step #1100.00 (0ms ?*RT. ?UPS, vehicles TOT 299 ACT 71 BUF 0)
Step #1200.00 (0ms ?*RT. ?UPS, vehicles TOT 339 ACT 76 BUF 0)
Step #1300.00 (0ms ?*RT. ?UPS, vehicles TOT 386 ACT 86 BUF 0)
Step #1400.00 (0ms ?*RT. ?UPS, vehicles TOT 432 ACT 98 BUF 0)
Step #1500.00 (0ms ?*RT. ?UPS, vehicles TOT 483 ACT 100 BUF 1)
Step #1600.00 (1ms \approx 1000.00*RT, \sim 123000.00UPS, vehicles TOT 551 ACT 123 BUF 0)
Step #1700.00 (1ms \approx 1000.00* RT, \sim 152000.00UPS, vehicles TOT 623 ACT 152 BUF 1)
Step #1800.00 (1ms \approx 1000.00* RT, \sim 170000.00UPS, vehicles TOT 708 ACT 170 BUF 0)
Step #1900.00 (1ms \approx 1000.00*RT, \sim 208000.00UPS, vehicles TOT 824 ACT 208 BUF 0)
Step #2000.00 (0ms ?*RT. ?UPS, vehicles TOT 907 ACT 195 BUF 0)
Step #2100.00 (0ms ?*RT. ?UPS, vehicles TOT 983 ACT 177 BUF 1)
Step #2200.00 (1ms \approx 1000.00*RT, \sim 140000.00UPS, vehicles TOT 1042 ACT 140 BUF 0)
Step #2300.00 (1ms \approx 1000.00*RT, \sim 113000.00 UPS, vehicles TOT 1086 ACT 113 BUF 0)
Step #2400.00 (0ms ?*RT. ?UPS, vehicles TOT 1136 ACT 103 BUF 0)
Step #2500.00 (1ms \approx 1000.00* RT, \sim 89000.00UPS, vehicles TOT 1175 ACT 89 BUF 0)
Step #2600.00 (0ms ?*RT. ?UPS, vehicles TOT 1220 ACT 97 BUF 0)

- Step #2700.00 (1ms \approx 1000.00*RT, \sim 90000.00UPS, vehicles TOT 1264 ACT 90 BUF 0)
- Step #2800.00 (1ms \approx 1000.00*RT, \sim 77000.00UPS, vehicles TOT 1297 ACT 77 BUF 0)
- Step #2900.00 (0ms ?*RT. ?UPS, vehicles TOT 1327 ACT 63 BUF 0)
- Step #3000.00 (1ms \approx 1000.00* RT, \sim 57000.00UPS, vehicles TOT 1357 ACT 57 BUF 0)
- Step #3100.00 (0ms ?*RT. ?UPS, vehicles TOT 1375 ACT 49 BUF 0)
- Step #3200.00 (0ms ?*RT. ?UPS, vehicles TOT 1401 ACT 47 BUF 0)
- Step #3300.00 (0ms ?*RT. ?UPS, vehicles TOT 1419 ACT 40 BUF 0)
- Step #3400.00 (0ms ?*RT. ?UPS, vehicles TOT 1441 ACT 43 BUF 0)
- Step #3500.00 (0ms ?*RT. ?UPS, vehicles TOT 1473 ACT 54 BUF 0)
- Step #3600.00 (1ms \approx 1000.00*RT, \sim 33000.00UPS, vehicles TOT 1473 ACT 33 BUF 0)

На рис. 4.11 показано фрагменти візуалізації навчання.

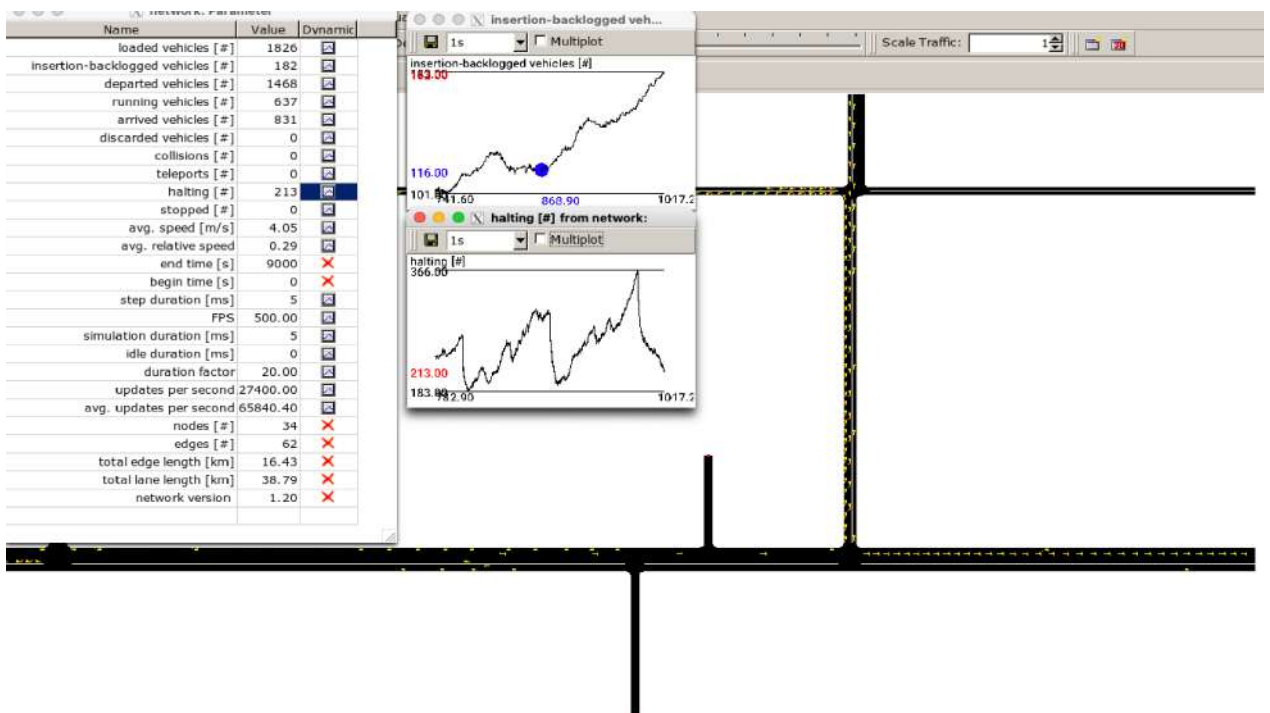


Рисунок 4.11. Статистичні дані в процесі симуляції

Вміст файлу з маршрутами транспортних засобів симуляції:

```
<routes xmlns:xsi="http://www.w3.org/2001/XMLSchema-instance"
xsi:noNamespaceSchemaLocation="http://sumo.dlr.de/xsd/routes_file.xsd">
  <!-- Vehicles, persons and containers (sorted by depart) -->
  <vehicle id="0" depart="0.00">
    <route edges="D3D2 D2D1 D1D0 D0C0 E9 B0B1 B0B1.46 E7 D1D2 D2D3 -
E3"/>
  </vehicle>
  <flow id="8640" begin="0.00" departLane="best" departPos="base"
    departSpeed="max" from="right3D3" to="E4" end="2400.00"
probability="0.15"/>
  <flow id="8642" begin="0.00" departLane="best" departPos="base"
    departSpeed="max" from="left3A3" to="E2" end="2400.00"
probability="0.15"/>
  <flow id="8644" begin="0.00" departLane="best" departPos="base"
    departSpeed="max" from="right0D0" to="E5" end="2400.00"
probability="0.15"/>
  <flow id="8646" begin="2400.00" departLane="best" departPos="base"
    departSpeed="max" from="right3D3" to="E4" end="4800.00"
probability="0.10"/>
  <flow id="8648" begin="2400.00" departLane="best" departPos="base"
    departSpeed="max" from="left3A3" to="E2" end="4800.00"
probability="0.10"/>
  <flow id="8650" begin="2400.00" departLane="best" departPos="base"
    departSpeed="max" from="right0D0" to="E5" end="4800.00"
probability="0.10"/>

  <vehicle id="1" depart="1.00">
    <route edges="A3A2 A2A1 A1B1 B1B2 B2A2 A2A3"/>
  </vehicle>
```

```

<vehicle id="2" depart="2.00">
  <route edges="E7 D1right1"/>
</vehicle>
...
<vehicle id="8639" depart="8639.00">
  <route edges="B0B1.46 E7 D1D2 D2D3 -E3 E5"/>
</vehicle>
</routes>

```

4.4. Навчання моделей і оцінка їх роботи

Вхідними даними (X) для моделі навчання з підкріпленням є поточний стан світлофора і характеристики середовища, що спостерігається.

Модель навчання з підкріпленням отримує спостереження від середовища SUMO. Спостереження є представленням поточного стану симуляції руху. Вихідними даними моделі є прийняте рішення щодо наступної дії.

4.4.1. Вхідні дані

$X = \{x_1, x_2, x_3, x_4\}$, де x_1 – представлення поточної фази світлофора; x_2 – індикатор дотримання мінімальної тривалості зеленого сигналу; x_3 – щільність; x_4 – черга.

Вектор спостереження будується шляхом об'єднання кількох фрагментів інформації про поточний світлофор і дорожню ситуацію навколо нього:

- `phase_id`: однократне кодоване представлення (one-hot encoding) поточної фази світлофора. Якщо світлофор має, скажімо, 4 можливі зелені фази (наприклад, північ-південь, схід-захід, повороти ліворуч), це буде список як $[0, 1, 0, 0]$, якщо 2-га фаза активна. Це повідомляє моделі, у яких напрямках є зелене світло.

- `min_green`: один елемент (0 або 1), який вказує, чи минув мінімальний час зеленого. Якщо 0, індикатор нещодавно змінився на зелений і його ще не можна

змінити через мінімальну вимогу до зеленого часу (плюс жовтий час). Якщо 1, зелений сигнал світлофора вже увімкнений достатньо довго, і потенційно його можна вимкнути.

– Щільність: список, який представляє щільність руху на кожній смузі, контрольованій світлофором. Щільність розраховується як кількість транспортних засобів на смузі, поділена на довжину смуги. Вищі значення означають більші навантаження на мережу.

– Черга: список, який відображає довжину черги (кількість транспортних засобів, що очікують) на кожній смузі. Це дає моделі зрозуміти, скільки транспортних засобів затримується.

Код об'єднує ці списки в єдиний масив спостереження. Тип даних `np.float32` використовується для ефективності та сумісності з багатьма бібліотеками машинного навчання.

4.4.2. Середовище навчання

Середовищем спостереження за замовчуванням для кожного агента світлофора є вектор:

```
obs = [phase_one_hot, min_green, lane_1_density,...,lane_n_density,  
lane_1_queue,...,lane_n_queue]
```

`phase_one_hot` – це вектор, закодований унітарним кодом, що вказує на поточну активну зелену фазу

`min_green` – двійкова змінна, що вказує, чи минули вже секунди `min_green` у поточній фазі

`lane_i_density` – це кількість транспортних засобів на смузі `i`, поділена на загальну пропускну здатність смуги

`lane_i_queue` – кількість транспортних засобів у черзі (швидкість яких нижче 0,1 м/с) на смузі `i`, поділена на загальну пропускну здатність смуги

Action space (простір дій) дискретний.

Кожен агент дорожніх сигналів може вибрати наступну конфігурацію зеленої фази кожні «delta_time» секунд.

При цьому щоразу, коли відбувається зміна фази, наступній фазі передуює жовта фаза тривалістю yellow_time секунд.

На рис. 4.12. показано простір можливих дій на чотиристоронньому перехресті є $|A|=4$ дискретні дії, що відповідають конфігураціям зеленої фази світлофорів.

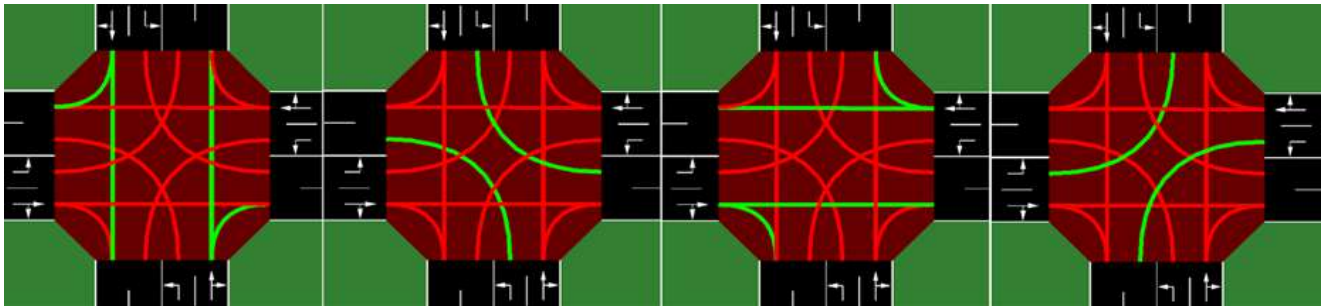


Рисунок 4.12. Простір можливий дій

Функцією винагороди за замовчуванням є зміна загальної затримки автомобілів, що визначається різницею між загальним часом очікування всіх транспортних засобів, які наближаються до перехрестя, відносно попереднього часового кроку.

$$r_t = D\alpha_t - D\alpha_{t+1}, \quad (4.?)$$

де: r_t – функція винагороди; D – загальний час очікування автомобілів на кроках t і $t+1$.

В якості можливих функцій винагороди було вибрано такі метрики:

- загальний час очікування (за замовчуванням);
- середня швидкість транспортних засобів;
- зростання тиску, що визначається різницею між кількістю транспортних засобів, які проїжджають перехрестя, і кількістю транспортних засобів, які прибувають в околі перехрестя.

4.4.3. Архітектура і налаштування гіперпараметрів алгоритмів

Традиційне Q-навчання не використовує нейронні мережі. Основним механізмом цього алгоритму є підтримка Q-таблиці.

Q-таблиця таблиця містить рядки, що представляють різні стани середовища, стовпці, що представляють можливі дії агентів, і значення (очікувані майбутні винагороди) для кожної пари стан-дія.

DQN, поєднує використання функції апроксимації та нейронних мереж. Це дозволяє йому знаходити неочевидні стани і рішення. Однак, цей алгоритм довго навчається і краще підходить для більш невизначених середовищ.

PPO – алгоритм, що безпосередньо оптимізує очікувану винагороду, оцінюючи градієнт від траєкторій, визначених агентом. Це онлайн-метод, де для оновлення політики використовуються лише останні переходи, зроблені агентом.

TOTD, на відміну від інших трьох алгоритмів, використовує простий апроксиматор лінійної функції для представлення функції значення стану $[V(s)]$ або функції значення дії $[Q(s,a)]$. Це означає, що ядро моделі має один шар ваг без прихованих шарів.

В табл. 4.1 надано значення початкових гіперпараметрів навчання

Таблиця 4.1

Початкові гіперпараметри навчання

Гіперпараметр	Q-навчання	DQN	PPO	TOTD
Gamma	0.99	0.99	0.95	0.95
Lambda	-	-	0.9	0.95
Learning rate	0.1	0.0001	0.00002	0.0001
Batch size	-	32	512	-

4.4.4. Деталі імплементації

Під час навчання моделі прийняття рішень, якою будуть керуватися агенти контролерів світлофорів в роботі використовувались бібліотеки `sumolib` та `Traffic Control Interface (traci)`, які надають змогу взаємодіяти з симуляційним середовищем.

`Sumolib` – це набір модулів `python` для роботи з мережами SUMO, виведенням симуляції та іншими артефактами симуляції [130].

`Traci` – API, який надає доступ до симуляції трафіку SUMO, дозволяючи контролювати поведінку кількох об'єктів моделювання під час живої симуляції [130]. Це дозволяє зовнішнім сценаріям взаємодіяти з симуляцією та її транспортними засобами, пішоходами та інфраструктурою.

Ініціалізація середовища SUMO має вигляд:

```
env = SumoEnvironment(
    net_file="nets/kyiv.net.xml",
    route_file="nets/kyiv.rou.xml",
    use_gui=False,
    num_seconds=80000,
    min_green=5,
    delta_time=5,
)
```

Виклик `env.step(action=actions)` є ключовим у реалізації і відображає один крок тривалістю `delta_time` секунд, під час якого продовжується симуляція після виконання дій, заданих в `actions`.

В цілому навчання здійснюється таким чином:

1. Створити `SumoEnvironment` на основі попередньо сформованої в системі SUMO дорожньої мережі та трафіку.

2. Ініціалізувати вибрану модель машинного навчання:

- a. задати початкові гіперпараметри;

- b. визначити спостережуваний простір та початковий стан;
- c. задати простір можливих дій.

3. Запустити навчання:

- a. задати кількість епізодів;
- b. визначити винагороду.

4. Відобразити результати на графіку:

- a. вісь X - крок часу;
- b. вісь Y - винагорода (тут це загальний час очікування).

4.4.5. Результати навчання

Кожен з вибраних алгоритмів навчання з підкріпленням було використано для тренування інтелектуальної моделі керувати транспортними потоками в змодельованій дорожній мережі м. Києва.

Для всіх алгоритмів представлені графіки навчання (рис.4.13 – 4.16), на основі яких здійснювався аналіз отриманих результатів і робився висновок щодо доцільності використання алгоритму для навчання моделі прийняття рішень СККС.

Ці графіки відображають залежність загального часу очікування автомобілів, що знаходяться в межах дорожньої мережі симуляції (вісь Y) від кроків часу симуляції (вісь X).

З рис. 4.13, 4.14 видно, що завдяки вищій швидкості навчання та чітко заданому простору станів, на даному сценарії Q-навчання має перевагу над DQN, та досягає кращих показників. Але в цілому результати (загальне очікування автомобілів неперервно зростає) свідчать про те, що ці алгоритми не впоралися з вирішенням задачі.

Суттєво краще впорався із задачею алгоритми PPO і TOTD (рис. 4.15, 4.16.), які змогли витримати пікове навантаження та зменшити загальний час очікування до закінчення симуляції.

Зростання графіків відповідають періоду найбільшого тиску на дорожню мережу, що створюється вхідним трафіком.

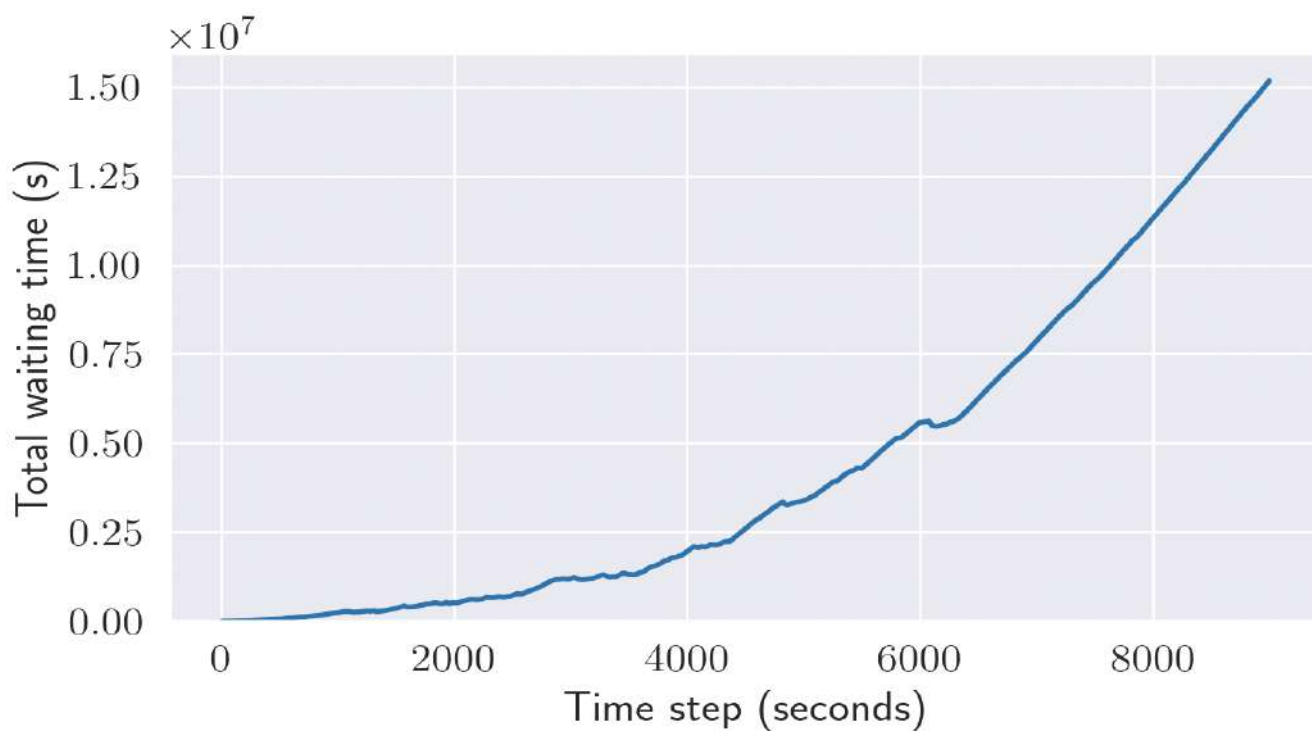


Рисунок 4.13. Загальний час очікування (Q-learning)

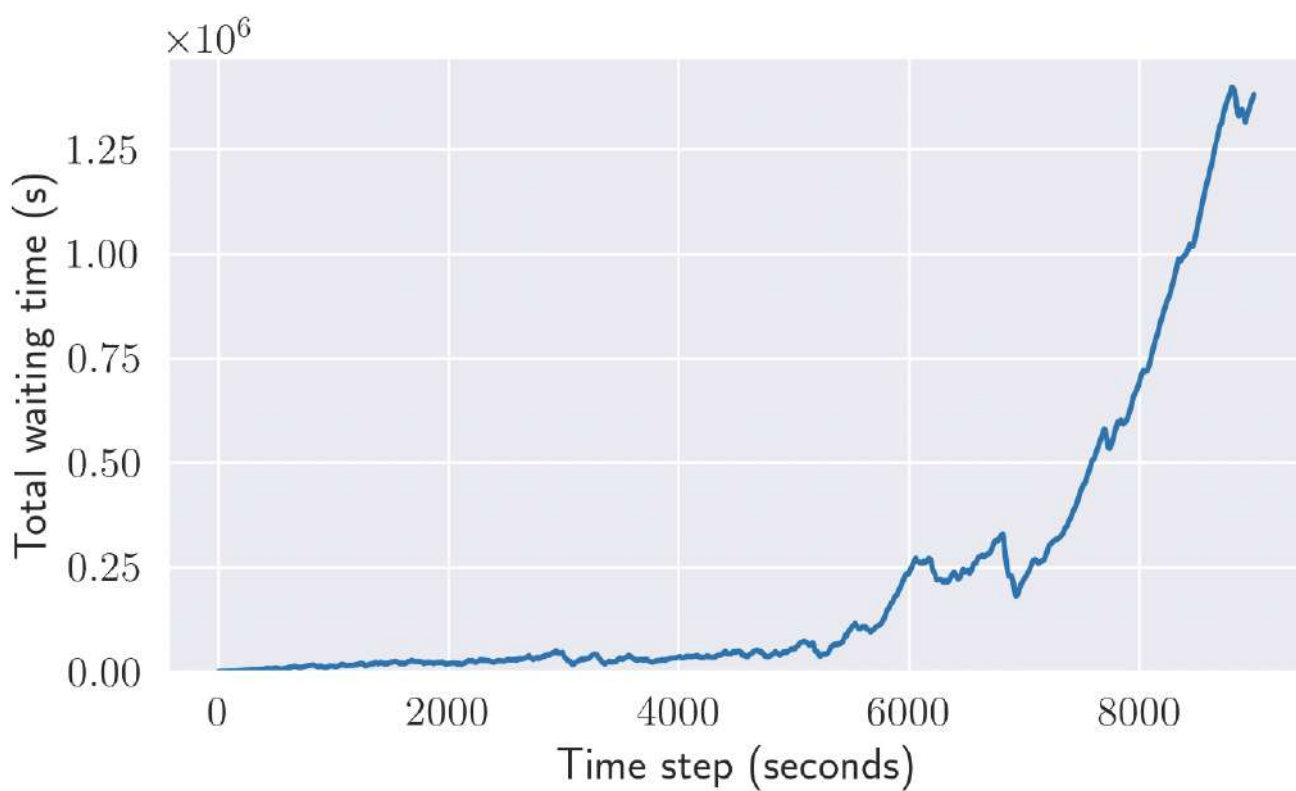


Рисунок 4.14. Загальний час очікування (DQN)

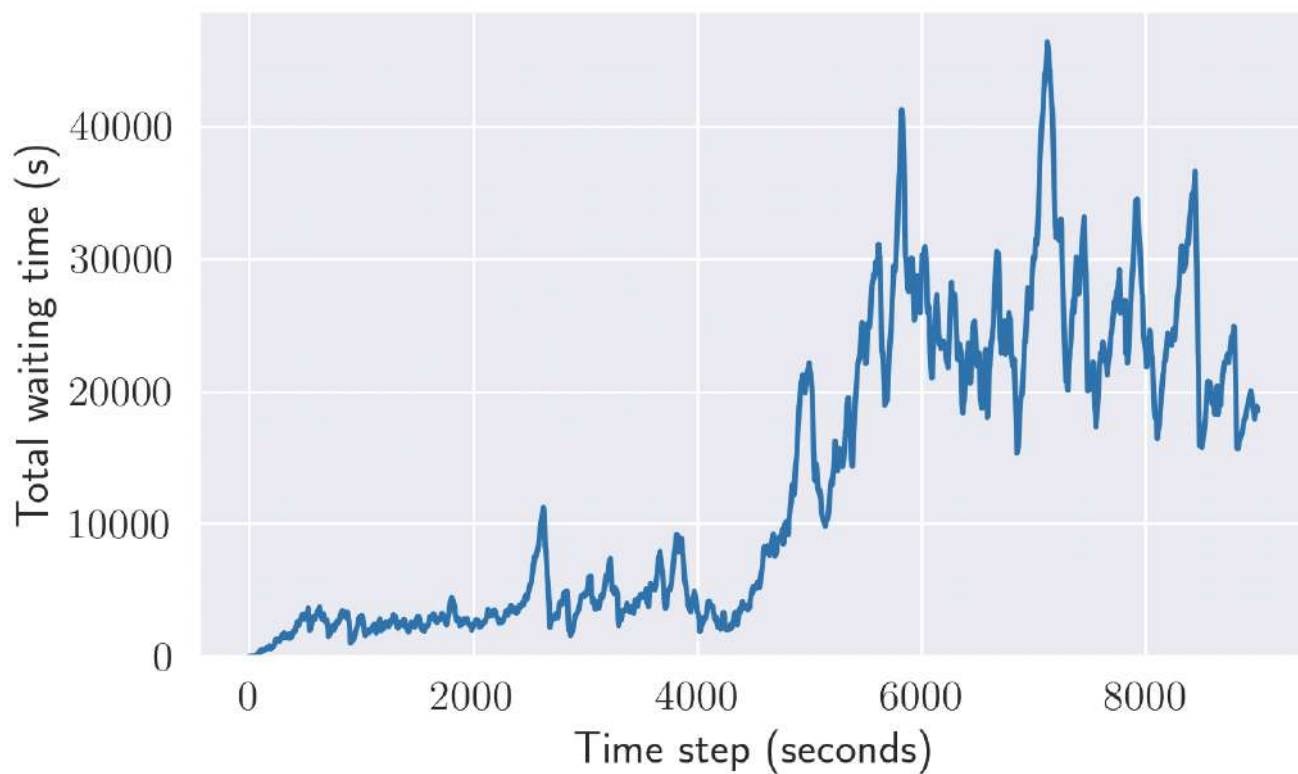


Рисунок 4.15. Загальний час очікування (PPO)

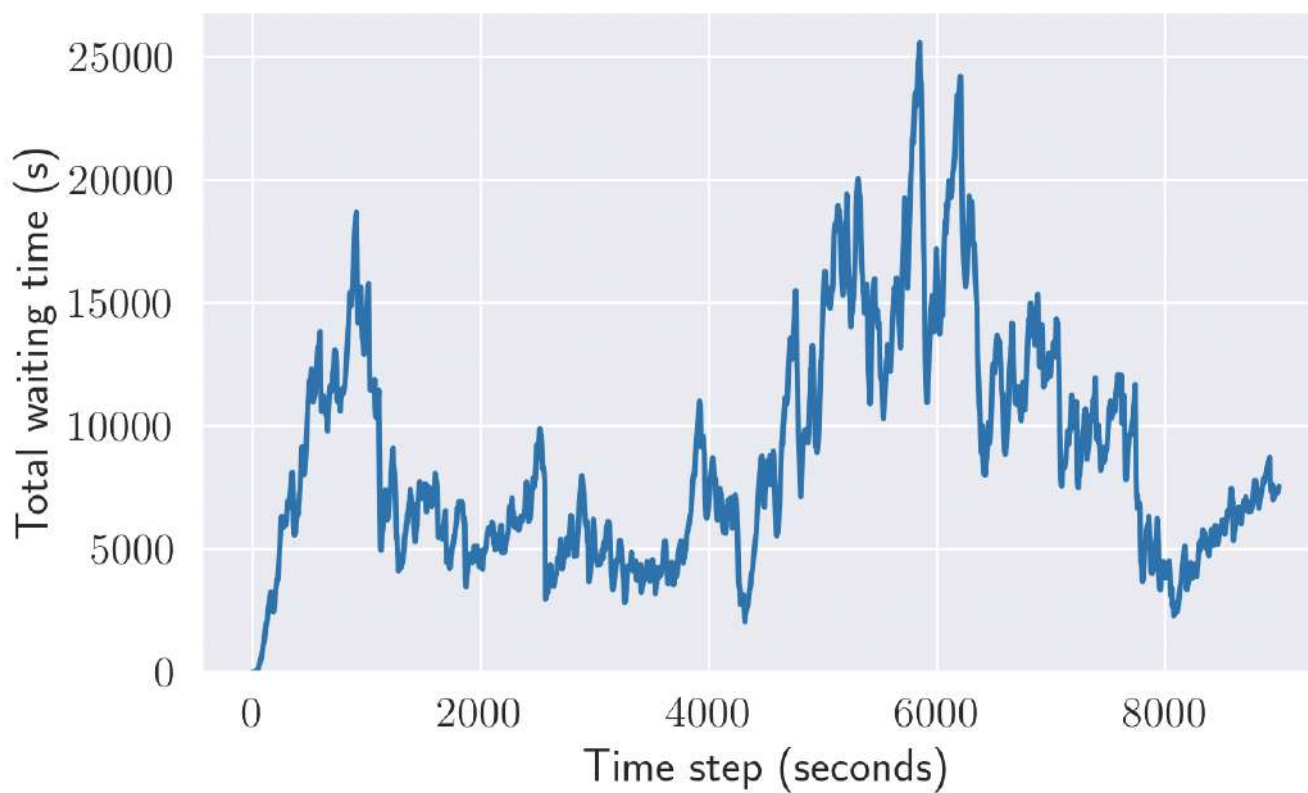


Рисунок 4.16. Загальний час очікування (TOTDL)

Порівнюючи результати Q-навчання і DQN з PPO і TOTD, можна підтвердити теорію про критичну точку порушення руху внаслідок утворення транспортного затору. Якщо дорожня мережа не може впоратися з наростаючою кількістю транспортних засобів, то утворення затору збільшує час очікування в темпах, наближених до експоненційних.

Найкращий результат показала модель, навчена алгоритмом TOTD, який втримав час очікування на найнижчому рівні та повернув час очікування на нормальний рівень ще до закінчення симуляції.

Табл. 4.2 показує порівняння результатів, що отримані від RL агента TOTD.

Таблиця 4.2.

Дані симуляційних спостережень за трафіком м. Києва від RL агента TOTD

№	Режими руху	Дані симуляційних спостережень			
		ЗКТЗ	Середня швидкість руху	МДЧ	ЗЧО
1	Р (ранок)	2550	26	142	$0.2 * 10^7$
2	Д (день)	4500	34	271	$1.7 * 10^7$
3	В (вечір)	5250	18	302	$3 * 10^7$

На рис. 4.17 показано результати навчання досліджуваних алгоритмів з урахуванням POI. І ці результати свідчать про середнє скорочення часу очікування на 5-10%, залежно від алгоритму, тобто підтверджують здатність навчання з підкріпленням виявляти приховані залежності і покращувати трафік міста в напрямку зменшення загальної черги очікування в заторах.

Підбиваючи підсумки, можна з упевненістю заявити про значущість ефективного керування комплексами світлофорів міста. Показано, що вдалий вибір алгоритму системи керування може запобігти утворенню сильних заторів, тим самим в десятки разів скорочуючи загальний час очікування транспортних засобів мережі. Наближеність проведених експериментів до реальних умов, а саме

відповідність дорожньої мережі ділянці міста Києва та врахування статистичного розподілу трафіку при симуляції руху, доводить доцільність використання інтелектуальної системи керування трафіком великого міста.



Рисунок 4.17. Порівняння результатів навчання інтелектуальних моделей керування комплексами світлофорів

Результати відображають середній час очікування для всіх типів транспортних засобів у 10 заїздах у кожному сценарії. Результати показують, що модель значно зменшує середній час очікування транспортних засобів порівняно з усіма базовими алгоритмами (рис. 4.17, табл. 4.2).

Показано, що модель OITSC скорочує середній час очікування в алгоритмах навчання за політикою, таких як SARSA, більше, ніж алгоритми Q-навчання та DQN, оскільки алгоритми навчання поза політикою, такі як Q-навчання та DQN, мають більше випадкових дій, і це може полегшити певною мірою негативні ефекти часткового виявлення транспортних засобів і стохастичного транспортного потоку.

4.4.6. Інструкція щодо впровадження інтелектуальної СККС

Для впровадження запропонованої інтелектуальної СККС в реальну дорожню інфраструктуру в загальному випадку потрібно виконати таку послідовність дій.

1. Для наперед заданого перехрестя чи комплексу перехресть визначити:

- а. відстані;
- б. геометрію;
- с. смуги та напрямки руху.

2. Для визначення фізичної частини вибрати найбільш ефективний спосіб отримання даних про трафік:

- а. камера;
- б. радар;
- с. індукційні петлі.

В табл. 4.3 надано порівняльний аналіз основних переваг і недоліків вибору можливих рішень щодо встановлення засобів набуття первинних даних для СККС перехресть не облаштованих системами спостереження.

Таблиця 4.3

Назва інструменту	Переваги	Недоліки	Вартість, грн
Індукційні петлі	Вартість	Встановлення (потрібно різати дорогу)	5600
Відеокамери з процесором	Точність, гнучкість	Вартість	13000
Радари	Легко	Інтерференція хвиль	2400

Вибір пристроїв суттєво впливає на правильність роботи, то необхідно вибирати і встановлювати згідно відповідних рекомендацій. В цій роботі для впровадження розглядаються СККС, що розраховані на вітчизняні дорожні мережі, складні перехрестя яких вже обладнані відповідними камерами спостереження, то в загальному випадку найдорожчий елемент системи вже встановлено.

3. Програмна частина:

1. (Опціонально) Відтворити вибрану ділянку дорожньої мережі міста в програмному пакеті SUMO для донавчання моделі.
 - 1.1. Згідно інструкцій в 4.2 створити відповідну мережу з необхідними налаштуванням
 - 1.2. Клонувати вихідний код навчання програми з GitHub репозиторію <https://github.com/rvmz/itcms-rl>
 - 1.3. Запустити навчання `python command --net-file "file name" --route-file "file name" --model ./model/totd`
 - 1.4. Експортувати донавчену модель використовуючи бібліотеку Pickle, `python export.py`
2. Перенести скрипт `pickle_predict.py` на процесинговий пристрій та налаштувати передачу даних.
3. Перевірити правильність роботи системи.

Таким чином запропонований підхід формування моделі дорожньої мережі і навчання агентів на основі статистичних даних про трафік міста суттєво підвищує адекватність моделі і спрощує її донавчання в реальних умовах. При цьому основним мотивом вибору теми і проведення дослідження є бажання автора з мінімальними фінансовими затратами уможливити розробку і впровадження таких систем керування трафіком великого міста, які можуть сприяти розвитку транспортної інфраструктури і забезпечить комфортне пересування рідним містом.

Робота також може використовуватися як інструкція для створення подібних систем в інших містах.

Висновки до розділу 4

1. Аналіз переваг і недоліків існуючих програмних пакетів для симуляцій дорожнього руху показав, що для вирішення задач моделювання дорожнього руху і формування середовища для навчання з підкріпленням, поставлених в роботі, найкраще підходить програмний пакет Simulation of Urban Mobility, основними перевагами якого є високий рівень гнучкості та можливість перетворити симуляційний процес у середовище для навчання моделі.
2. На прикладі м. Києва детально описано процес моделювання дорожнього руху з урахуванням точок інтересу і проведено експериментальні дослідження, на основі яких сформовано навчальне середовище для моделі керування світлофорами за алгоритмами Q-learning, Deep Q-Network, Proximal Policy Optimization і True Online Temporal-Difference Learning; виконано тренування і порівняльний аналіз результатів навчання. У проведених випробуваннях найкраще показав себе алгоритм True Online Temporal-Difference Learning.
3. Практичні результати роботи зображені у вигляді порівняльної таблиці результатів навчання обраних моделей.
4. Запропоновано програмно-технічний комплекс спостереження за дорожньою ситуацією на перехресті і адаптивного керування світлофорами і практичне впровадження інтелектуальної системи управління трафіком. Надано інструкцію щодо впровадженню інтелектуальної системи керування комплексом світлофорів в транспортну систему міста.

ВИСНОВКИ

1. На основі комплексного дослідження проблеми транспортних заторів у великих містах та методів їх вирішення:

– з'ясовано, що перспективним напрямком розв'язання задачі розумного керування трафіком міста стало створення гібридних моделей і методів;

– показано доцільність і своєчасність розробки інтелектуальних моделей керування трафіком, в основу яких покладено розподілене керування і кооперативне навчання, що надають можливість агентам контролерів світлофорів в режимі реального часу аналізувати і обмінюватись даними про стан перехресть і приймати рішення щодо узгодженого керування транспортними потоками;

– зібрано необхідну інформацію про сучасні сенсорні технології і датчики, які надають можливість в режимі реального часу збирати дані з фізичного середовища і передавати їх агенту для аналізу і прийняття рішень.

2. Запропоновано концептуальну модель інтелектуальної системи керування трафіком великого міста, яка використовує можливості нечіткої логіки і штучного інтелекту при формуванні гібридних моделей, що поєднують апріорні правила дорожнього руху з інтелектуальними агентами.

При цьому:

– концепт онтології «Транспортний потік» розширено в напрямку наближення моделі трафіку міста до реального аналога для надання агентам світлофора семантичного розуміння моделі середовища;

– розглянуто різні моделі і методи штучного інтелекту, що можуть розуміти наявність аномалій руху і керувати трафіком в частково-спостережуваному стохастичному середовищі.

Формалізовано уніфіковану модель складного чотиристороннього перехрестя та виконано кодування внутрішніх станів і функцій виходів автомата, що здатен керування комплексом світлофорів в умовах необхідності вибору кращого рішення із множини прийнятних альтернатив.

3. Розроблено архітектуру високонавантаженої інтелектуальної системи, здатної керувати транспортними потоками великого міста в режимі реального часу. Цю здатність системі забезпечує модель прийняття рішень щодо керуючих дій світлофорів. На основі аналізу алгоритмів, які можуть бути використані для навчання моделей обґрунтовано доцільність використання децентралізованих багатоагентних алгоритмів навчання з підкріпленням.

Описано процес формування повідомлень, синхронізації роботи світлофорів і здатність моделі до адаптації за рахунок застосування мультиагентного підходу і навчання з підкріпленням.

4. На основі аналізу існуючих програмних пакети для симуляцій дорожнього руху, обґрунтовано вибір програмного пакета Simulation of Urban Mobility для моделювання дорожнього руху наперед заданого міста і формування набору даних для навчання з підкріпленням.

Детально описано процеси створення дорожньої мережі міста і формування вхідних даних для навчання моделі на основі даних симуляційних експериментів, Запропонований підхід формування моделі дорожньої мережі і агентів на основі статистичних даних про трафік міста суттєво підвищує адекватність моделі і спрощує її донавчання в реальних умовах. Робота також може використовуватися як інструкція для створення подібних систем в інших містах.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Kyiv is Already Third in The World for Traffic Jams. Further It Will Be Even Worse. URL: <https://www.epravda.com.ua/publications/2022/02/10/682256/>
2. China Experiences one of the World's Worst Traffic Jams. URL: <https://www.jbtools.com/blog/china-experiences-one-of-the-worlds-worst-traffic-jams/>
3. Neelakandan, S., Berlin, M. A., Tripathi, S., Devi, V. B., Bhardwaj, I., & Arulkumar, N. IoT-based traffic prediction and traffic signal control system for smart city. *Soft Computing*. 2021. Vol. 25(18), P. 12241–12248. DOI: <https://doi.org/10.1007/s00500-021-05896-x>
4. Вірченко П.А. & Мазурова А. В. “Деякі Проблеми Функціонування Транспорту Великого Міста (Суспільно-Географічний Аспект)”, *Регіон. проблеми України: Геогр. аналіз та пошук шляхів вирішення*. Херсон, Україна. 2013. Р. 27–31.
5. TomTom. (2023). Traffic index ranking. TomTom Traffic Index. URL: <https://www.tomtom.com/traffic-index/ranking/>
6. Затори в Києві. URL: https://www.google.com/maps/d/viewer?mid=10tKw-w_o3MnL9lZ1i_zdBoZ2xM&hl=en_US&ll=50.46078255509405%2C30.4830265045166&z=11
7. Aydiner O. and Kavak A. An IoT Based Intelligent Traffic Management System and Its Implementation on Cupcarbon for Smart Cities. *International Journal of Emerging Trends in Engineering Research*. 2021. Vol. 9(11). P. 1387–1394. DOI: <https://doi.org/10.30534/ijeter/2021/049112021>
8. Jiang, J. Intelligent City Traffic Scheduling Optimization Based on Internet of Things Communication. *Wireless Communications and Mobile Computing*. 2021. P. 1–10. DOI: <https://doi.org/10.1155/2021/7823982>
9. Volokh B., Bosenko I., Pasko R., Molodid O., Zapryvoda V., and Terenchuk S., “Modeling the Process of Assessing the Technical Condition of Damaged Real Estate Objects”. *2023 IEEE Int. Conf. Smart Inf. Syst. Technol. (SIST)*, Astana, Kazakhstan, May 4–6, 2023. P. 1–6. DOI: <https://doi.org/10.1109/sist58284.2023.10223547>

10. Moreno Alonso C., Baucells Aleta N. and Arce Ruiz R. M., "Smart mobility in smart cities", *CIT 2016. XII Congreso de Ingeniería del Transporte*, P. 1209-1219. DOI: <http://dx.doi.org/10.4995/CIT2016.2016.3485>
11. Afrin T. and Yodo Nita, "A Survey of Road Traffic Congestion Measures towards a Sustainable and Resilient Transportation System", *Sustainability*, 2020. Vol. 12, P. 4660, DOI: <https://doi.org/10.3390/su12114660>
12. Панченко О. “У Києві створили лічильник трафіку. Що це таке і навіщо потрібно.” *The Village*. Червень 2022. URL: <https://www.village.com.ua/village/city/transport/327137-dashbord-kiyivskogo-trafikuscho-tse-i-navischo>
13. Citron R., Advanced traffic management is the next big thing for smart cities. URL: <https://www.greenbiz.com/article/advanced-traffic-management-next-big-thing-smart-cities>
14. How traffic management data is shaping the future of our cities. URL: <https://www.intelligenttransport.com/transport-articles/112360/how-traffic-management-data-isshaping-the-future-of-our-cities/>
15. Haiyang Y., Rui J., Zhengbing H., Zuduo Z., Li L., Runkun L., Xiqun C., “Automated vehicle-involved traffic flow studies: A survey of assumptions, models, speculations, and perspectives”, *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*. June 2021 Volume 127, P. 103101. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.trc.2021.103101>
16. Wei C., Chiu T., “Turning telecommunications call details to churn prediction: A data mining approach” *Expert Systems with Applications*. 2002. Vol. 23, P. 103–112, DOI. [https://doi.org/10.1016/S0957-4174\(02\)00030-1](https://doi.org/10.1016/S0957-4174(02)00030-1)
17. Neslin S., “Defection Detection: Measuring and Understanding the Predictive Accuracy of Customer Churn Models” *Journal of Marketing Research American Marketing Association*. 2006. Vol. 43(2), P. 204–211. URL: <https://www.jstor.org/stable/30163387>

18. ITF, "Road Safety in Cities: Street Design and Traffic Management Solutions", *International Transport Forum Policy Papers*. 2022. No. 99, OECD Publishing, Paris, DOI: <https://doi.org/10.1787/140cdf12-en>.
19. Song, X., Yang, Z., Wang, T., Li, C., Zhang, Y., & Chen, G. Dynamic Traffic Assignment Model Based on GPS Data and Point of Interest (POI) in Shanghai. *Sensors* (Basel, Switzerland). 2021. Vol. 21. P.7341. DOI: <https://doi.org/10.3390/s21217341>
20. Suzuki, J., Suhara, Y., Toda, H., & Nishida, K. Personalized Visited-POI Assignment to Individual Raw GPS Trajectories. *ACM Transactions on Spatial Algorithms and Systems*, 2019. Vol. 5(3). P. 1–28. DOI: <https://doi.org/10.1145/3317667>
21. Wang, S., Yu, D., Ma, X., & Xing, X. Analyzing urban traffic demand distribution and the correlation between traffic flow and the built environment based on detector data and POIs. *European Transport Research Review*. 2018. Vol. 10(2). DOI: <https://doi.org/10.1186/s12544-018-0325-5>
22. Liao, J., Tang, J., Zhao, X., & Shang, H. Improving POI Recommendation via Dynamic Tensor Completion. *Scientific Programming*, 2018. P. 1–11. DOI: <https://doi.org/10.1155/2018/3907804>
23. Rizwan P., Suresh K. & M. Rajasekhara Babu, "Real-time smart traffic management system for smart cities by using Internet of Things and big data", International Conference on Emerging Technological Trends (ICETT), 2016. DOI: <https://doi.org/10.1109/icett.2016.7873660>
24. Danilevičius, A., Karpenko, M., & Křivánek, V. (2023). Research on the Noise Pollution from Different Vehicle Categories in the Urban Area. *Transport*, Vol. 38(1), P. 1–11. DOI: <https://doi.org/10.3846/transport.2023.18666>
25. Markevicius, V., Navikas, D., Zilyus, M., Andriukaitis, D., Valinevicius, A., & Cepenais, M. (2016). Dynamic Vehicle Detection via the Use of Magnetic Field Sensors. *Sensors*, 16(1), 78. DOI: <https://doi.org/10.3390/s16010078>
26. Tippannavar, S. S., & D, Y. (2023). Transformer 4.0 - A Smart Transformer for a Smarter Living. In 2023 3rd International Conference on Innovative Sustainable

- Computational Technologies (CISCT). IEEE. DOI: <https://doi.org/10.1109/cisct57197.2023.10351417>
27. Brown, D. G., Riolo, R., Robinson, D. T., North, M., & Rand, W. (2005). Spatial process and data models: Toward integration of agent-based models and GIS. *Journal of Geographical Systems*, Vol. 7(1), P. 25–47. DOI: <https://doi.org/10.1007/s10109-005-0148-5>
28. Ahmed Hamza, M., Alsolai, H., S. Alzahrani, J., Alamgeer, M., Mahmoud Sayed, M., Sarwar Zamani, A., Yaseen, I., & Motwakel, A. (2022). Intelligent Slime Mould Optimization with Deep Learning Enabled Traffic Prediction in Smart Cities. *Computers, Materials & Continua*, Vol. 73(3). P. 6563–6577. DOI: <https://doi.org/10.32604/cmc.2022.031541>
29. Yeremenko, B., Mazurenko, R., Stetsyk, O., & Buhrov, A. (2023). Intelligent Management of Traffic Flows in Large Cities. In *TRANSBALTICA XIII: Transportation Science and Technology* P. 33–42. Springer International Publishing. DOI: https://doi.org/10.1007/978-3-031-25863-3_4.
30. КП Центр організації дорожнього руху. URL: <https://codr.kyivcity.gov.ua/>
31. Сизоненко О., Божуха Л. “Виявлення об’єктів на зображенні в потоковому режимі при використанні YOLOv5 і FASTER R-CNN”, *System technol.*, vol. 1(150), P. 51–60, Mar. 2024. DOI: <https://doi.org/10.34185/1562-9945-1-150-2024-05>
32. Mazurenko R. & Yeremenko B. (2023). Intelligent Road Transport Flow Management System: Basic Ontology Concepts. *Management of Development of Complex Systems*, Vol. 55, P. 192–197, DOI: [dx.doi.org\10.32347/2412-9933.2023.55.192-197](https://doi.org/10.32347/2412-9933.2023.55.192-197).
33. Mazurenko R., Yeremenko B. and Morozov V. "Development of Intelligent Traffic Control System Project," 2022 International Conference on Smart Information Systems and Technologies (SIST), Nur-Sultan, Kazakhstan, 2022, P. 1-6, DOI: 10.1109/SIST54437.2022.9945759.

34. Sankara Nayaki, K., Nithin Krishnan, N.U., Joby, V., Sreelakshmi, R. (2013). Traffic Light Synchronization. In: Meghanathan, N., Nagamalai, D., Chaki, N. (eds) *Advances in Computing and Information Technology. Advances in Intelligent Systems and Computing*, vol 177. Springer, Berlin, Heidelberg. DOI: https://doi.org/10.1007/978-3-642-31552-7_11
35. Кристопчук М., Хітров І., Цьонь О. & Почужевський О., “Дослідження координованого управління транспортними потоками в центральній частині міста”, *Сучасні технології в машинобуд. та трансп.*, vol. 1(16), P. 82–90, May 2021. DOI: <https://doi.org/10.36910/automash.v1i16.511>
36. Chen, C., Wei, H., Xu, N., Zheng, G., Yang, M., Xiong, Y., Xu, K., & Li, Z. (2020). Toward A Thousand Lights: Decentralized Deep Reinforcement Learning for Large-Scale Traffic Signal Control. *Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence*, Vol. 34(04), P. 3414-3421. DOI: <https://doi.org/10.1609/aaai.v34i04.5744>
37. Padalka I., Dmytriiev O., Parkhomenko D., and Meleshko O., “Метод передбачення особливих випадків в польоті на основі завчасного виявлення аномальних послідовностей в діагностичних даних технологічного обладнання повітряного судна”, *Системи упр., навігації та зв'язку. Зб. наук. пр.*, vol. 3(61), P. 28–31, Sep. 2020. DOI: <https://doi.org/10.26906/sunz.2020.3.028>
38. Zambon, G., Roman, H., Smiraglia, M., & Benocci, R. (2018). Monitoring and Prediction of Traffic Noise in Large Urban Areas. *Applied Sciences*, Vol. 8(2), 251. DOI: <https://doi.org/10.3390/app8020251>
39. Abdullah T., Anjum A., Tariq M. F., Baltaci Y. and Antonopoulos N., "Traffic Monitoring Using Video Analytics in Clouds," 2014 IEEE/ACM 7th International Conference on Utility and Cloud Computing, London, UK, 2014, P. 39-48, DOI: 10.1109/UCC.2014.12.
40. Lozano, A., Manfredi, G., Nieddu, L. (2009). An algorithm for the recognition of levels of congestion in road traffic problems. *Math. Comput. Simul.*, Vol. 79(6), P. 1926–1934. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.matcom.2007.06.008>

41. Arel I., Liu C., Urbanik T., and Kohls A. G., “Reinforcement learning-based multi-agent system for network traffic signal control”, *IET Intell. Transport Syst.*, vol. 4(2), P. 128, 2010. DOI: <https://doi.org/10.1049/iet-its.2009.0070>
42. Nishi T., Otaki K., Hayakawa K., and Yoshimura T., “Traffic Signal Control Based on Reinforcement Learning with Graph Convolutional Neural Nets”, 2018 21st Int. Conf. Intell. Transp. Syst. (ITSC), Maui, HI, Nov. 4–7, 2018. IEEE, 2018. DOI: <https://doi.org/10.1109/itsc.2018.8569301>
43. Oliveira D. d. and Bazzan A. L. C., “Multiagent Learning on Traffic Lights Control”, in *Multi-Agent Systems for Traffic and Transportation Engineering*. IGI Glob., 2009, P. 307–321. DOI: <https://doi.org/10.4018/978-1-60566-226-8.ch015>
44. Camponogara E. and Kraus W., “Distributed Learning Agents in Urban Traffic Control”, in *Progress in Artificial Intelligence*. Berlin, Heidelberg: Springer Berl. Heidelb., 2003, P. 324–335. DOI: https://doi.org/10.1007/978-3-540-24580-3_38
45. Jiang J., Dun C., & Lu Z.. 2018. Graph Convolutional Reinforcement Learning for Multi-Agent Cooperation. arXiv preprint arXiv:1810.09202
46. Zhong F., Wang J., and Cheng X., “Application of Intelligent Traffic Control Based on PLC”, in 2nd Int. Conf. Comput. Sci. Electron. Eng. (ICCSEE 2013), China, Mar. 22–23, 2013. Paris, France: Atlantis Press, 2013. DOI: <https://doi.org/10.2991/iccsee.2013.262>
47. Zhong, F., Wang, J., & Li, Z. (2013). Application of intelligent traffic control based on plc. DOI: <https://doi.org/10.2991/iccsee.2013.262>
48. Nakai, M. and Kasahara, M. (1984). Distributed traffic control system., P. 301-306. DOI: <https://doi.org/10.1016/b978-0-08-029980-8.50046-9>
49. Jiang, J. (2021). Intelligent City Traffic Scheduling Optimization Based on Internet of Things Communication. *Wireless Communications and Mobile Computing*, 2021, P. 1–10. DOI: <https://doi.org/10.1155/2021/7823982>
50. Palla, T. (2021). Intelligent traffic management using big data analytics and iot. *International Journal for Research in Applied Science and Engineering Technology*, Vol. 9(10), P. 1495-1503. DOI: <https://doi.org/10.22214/ijraset.2021.38650>

51. Kitchin, R. (2013). The real-time city? big data and smart urbanism. *GeoJournal*, Vol. 79(1), P. 1-14. DOI: <https://doi.org/10.1007/s10708-013-9516-8>
52. He, Z. and Zhang, D. (2017). Cost-efficient traffic-aware data collection protocol in vanet. *Ad Hoc Networks*, Vol. 55, P. 28-39. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.adhoc.2016.09.021>
53. Gong, S., Huan, Z., Ji, M., Chen, X., & Bao, Y. (2021). Itlcs based on opencv image processing technology. *Journal of Physics Conference Series*, Vol. 2143(1), 012031. DOI: <https://doi.org/10.1088/1742-6596/2143/1/012031>
54. Suthakorn J., Lorsakul A., Traffic sign recognition for intelligent vehicle / driver assistance system using neural network on OpenCV. *The 4th International Conference on Ubiquitous Robots and Ambient Intelligence*. 2007 (11). P. 22-28
55. Zhu S., Gu M., and Liu J., “Moving Vehicle Detection and Tracking Algorithm in Traffic Video”, *TELKOMNIKA Indonesian J. Elect. Eng.*, vol. 11(6), Jun. 2013. DOI: <https://doi.org/10.11591/telkonnika.v11i6.2613>
56. Rin V. and Nuthong C., “Front Moving Vehicle Detection and Tracking with Kalman Filter”, in *2019 IEEE 4th Int. Conf. Comput. Communication Syst. (ICCCS)*, Singapore, Feb. 23–25, 2019. IEEE, 2019. DOI: <https://doi.org/10.1109/ccoms.2019.8821772>
57. Deguchi, D., Shirasuna, M., Doman, K., Ide, I., & Murase, H. (2011). Intelligent traffic sign detector: Adaptive learning based on online gathering of training samples. In *2011 IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV)*. IEEE. DOI: <https://doi.org/10.1109/ivs.2011.5940408>
58. Barceló, J. (2010). Models, Traffic Models, Simulation, and Traffic Simulation. In *Fundamentals of Traffic Simulation* P. 1–62. Springer New York. DOI: https://doi.org/10.1007/978-1-4419-6142-6_1
59. Sathiyaraj, R., Bharathi, A., & Balamurugan, B. (2022). Short-Term Traffic Prediction Model (STTPM). In *Advanced Intelligent Predictive Models for Urban Transportation* P. 49–68. Chapman and Hall/CRC. DOI: <https://doi.org/10.1201/9781003217367-4>

60. Zhang, K., Yang, Z., & Başar, T. (2021). Decentralized multi-agent reinforcement learning with networked agents: recent advances. *Frontiers of Information Technology & Electronic Engineering*, Vol. 22(6), P. 802–814. DOI: <https://doi.org/10.1631/fitee.1900661>
61. Loidl M., Wallentin G., Cyganski R., Graser A., Scholz J., and Haslauer E., “GIS and Transport Modeling—Strengthening the Spatial Perspective”, *ISPRS Int. J. Geo-Inf.*, vol. 5(6), P. 84, Jun. 2016. DOI: <https://doi.org/10.3390/ijgi5060084>
62. Bertsekas D., “Multiagent Reinforcement Learning: Rollout and Policy Iteration”, *IEEE/CAA J. Automatica Sinica*, vol. 8(2), P. 249–272, Feb. 2021. DOI: <https://doi.org/10.1109/jas.2021.1003814>
63. Ochelska-Mierzejewska J., Poniszewska-Marańda A., and Marańda W., “Selected Genetic Algorithms for Vehicle Routing Problem Solving”, *Electronics*, vol. 10(24), P. 3147, Dec. 2021. DOI: <https://doi.org/10.3390/electronics10243147>
64. Crespi V., Galstyan A., and Lerman K., “Top-down vs bottom-up methodologies in multi-agent system design”, *Auton. Robots*, vol. 24(3), P. 303–313, Jan. 2008. DOI: <https://doi.org/10.1007/s10514-007-9080-5>
65. Ravish, R., & Swamy, S. R. (2021). Intelligent Traffic Management: A Review of Challenges, Solutions, and Future Perspectives. *Transport and Telecommunication Journal*, Vol. 22(2), p. 163–182. DOI: <https://doi.org/10.2478/ttj-2021-0013>
66. Keyarsalan, M., & Ali Montazer, G. (2011). Designing an intelligent ontological system for traffic light control in isolated intersections. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, Vol. 24(8), P. 1328–1339. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.engappai.2011.03.005>
67. Morignot, P., & Nashashibi, F. (2013). An Ontology-based Approach to Relax Traffic Regulation for Autonomous Vehicle Assistance. In *Artificial Intelligence and Applications*. ACTAPRESS. DOI: <https://doi.org/10.2316/p.2013.793-024>
68. Wang, Z., Li, J., Fang, M., & Li, Y. (2015). A Multimetric Ant Colony Optimization Algorithm for Dynamic Path Planning in Vehicular Networks. *International*

Journal of Distributed Sensor Networks, 2015, P. 1–10. DOI: <https://doi.org/10.1155/2015/271067>

69. Teodorović, D., & Dell’Orco, M. (2008). Mitigating Traffic Congestion: Solving the Ride-Matching Problem by Bee Colony Optimization. *Transportation Planning and Technology*, Vol. 31(2), P. 135–152. DOI: <https://doi.org/10.1080/03081060801948027>

70. Dezani, H., Bassi, R. D. S., Marranghello, N., Gomes, L., Damiani, F., & Nunes da Silva, I. (2014). Optimizing urban traffic flow using Genetic Algorithm with Petri net analysis as fitness function. *Neurocomputing*, Vol. 124, P. 162–167. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.neucom.2013.07.015>

71. Yu, B., Wang, H., Shan, W., & Yao, B. (2017). Prediction of Bus Travel Time Using Random Forests Based on Near Neighbors. *Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering*, Vol. 33(4), P. 333–350. DOI: <https://doi.org/10.1111/mice.12315>

72. Lee, H., Chowdhury, N. K., & Chang, J. (n.d.). A New Travel Time Prediction Method for Intelligent Transportation Systems. In *Lecture Notes in Computer Science* P. 473–483. Springer Berlin Heidelberg. DOI: https://doi.org/10.1007/978-3-540-85563-7_61

73. Tian, X. (2018). Research on Travel Time Prediction under Internet of Vehicles. In *2018 International Conference on Intelligent Transportation, Big Data & Smart City (ICITBS)*. IEEE. DOI: <https://doi.org/10.1109/icitbs.2018.00017>

74. Jenelius, E., & Koutsopoulos, H. N. (2018). Urban Network Travel Time Prediction Based on a Probabilistic Principal Component Analysis Model of Probe Data. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, Vol. 19(2), P. 436–445. DOI: <https://doi.org/10.1109/tits.2017.2703652>

75. Ghanadbashi S. and Golpayegani F., “An Ontology-Based Intelligent Traffic Signal Control Model”, in *2021 IEEE Int. Intell. Transp. Syst. Conf. (ITSC)*, Indianapolis, IN, USA, Sep. 19–22, 2021. IEEE, 2021. DOI: <https://doi.org/10.1109/itsc48978.2021.9564962>

76. Zhu F. and Ukkusuri S. V., “Accounting for dynamic speed limit control in a stochastic traffic environment: A reinforcement learning approach”, *Transp. Res. Part C: Emerg. Technol.*, vol. 41, P. 30–47, Apr. 2014. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.trc.2014.01.014>
77. Swarnamugi M. and Chinnaiyan R., “Context—Aware Smart Reliable Service Model for Intelligent Transportation System Based on Ontology”, in *Lecture Notes in Electrical Engineering*. Cham: Springer Int. Publishing, 2019, P. 23–30. DOI: https://doi.org/10.1007/978-3-030-29407-6_3
78. Golpayegani F., Dusparic I., and Clarke S., “Using Social Dependence to Enable Neighbourly Behaviour in Open Multi-Agent Systems”, *ACM Trans. Intell. Syst. Technol.*, vol. 10(3), P. 1–31, May 2019. DOI: <https://doi.org/10.1145/3319402>
79. Alsolami, B., Mehmood, R., Albeshri, A. (2020). Hybrid Statistical and Machine Learning Methods for Road Traffic Prediction: A Review and Tutorial. *Smart Infrastructure and Applications*. EAI/Springer Innovations in Communication and Computing. Springer, Cham. DOI: https://doi.org/10.1007/978-3-030-13705-2_5
80. Sun, L., Zhan, W., Wang, D., & Tomizuka, M. (2019). Interactive Prediction for Multiple, Heterogeneous Traffic Participants with Multi-Agent Hybrid Dynamic Bayesian Network. In *2019 IEEE Intelligent Transportation Systems Conference - ITSC*. IEEE. DOI: <https://doi.org/10.1109/itsc.2019.8917031>
81. Joo, H., Ahmed, S. H., & Lim, Y. (2020). Traffic signal control for smart cities using reinforcement learning. *Computer Communications*, Vol. 154, P. 324–330. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.comcom.2020.03.005>
82. Liu, X.-Y., Zhu, M., Borst, S., & Walid, A. (2023). Deep Reinforcement Learning for Traffic Light Control in Intelligent Transportation Systems. *IEEE Transactions on Network Science and Engineering*, P. 1–17. DOI: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2302.03669>
83. Liang, X., Du, X., Wang, G., & Han, Z. (2019). A deep reinforcement learning network for traffic light cycle control. *Ieee Transactions on Vehicular Technology*, Vol. 68(2), P. 1243-1253. DOI: <https://doi.org/10.1109/tvt.2018.2890726>

84. Rasheed, F., Yau, K.-L. A., Noor, R. M., Wu, C., & Low, Y.-C. (2020). Deep Reinforcement Learning for Traffic Signal Control: A Review. *IEEE Access*, 8, 208016–208044. DOI: <https://doi.org/10.1109/access.2020.3034141>
85. Gregurić, M., Vujić, M., Alexopoulos, C., & Miletić, M. (2020). Application of Deep Reinforcement Learning in Traffic Signal Control: An Overview and Impact of Open Traffic Data. *Applied Sciences*, Vol. 10(11), P. 4011. DOI: <https://doi.org/10.3390/app10114011>
86. Boukerche, A., & Wang, J. (2020). Machine Learning-based traffic prediction models for Intelligent Transportation Systems. *Computer Networks*, 181, 107530. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.comnet.2020.107530>
87. Intelligent Traffic Control System. *International Journal of Recent Technology and Engineering*. 2020. Vol. 8(6). P. 4693–4696. DOI: <https://doi.org/10.35940/ijrte.f9526.038620>
88. Ghazal, B., ElKhatib, K., Chahine, K., & Kherfan, M. (2016). Smart traffic light control system. 2016 Third International Conference on Electrical, Electronics, Computer Engineering and their Applications (EECEA). IEEE. DOI: <https://doi.org/10.1109/eecea.2016.7470780>
89. Lee, W.-H., & Chiu, C.-Y. (2020). Design and Implementation of a Smart Traffic Signal Control System for Smart City Applications. *Sensors*, 20(2), 508. DOI: <https://doi.org/10.3390/s20020508>
90. Mazurenko, R. & Yeremenko, B. (2024). Intelligent traffic management system of a big city: ontology concept “decision models”. *Management of Development of Complex Systems*, Vol. 57, P. 174–180. DOI: [dx.doi.org\10.32347/2412-9933.2024.57.174-180](https://doi.org/10.32347/2412-9933.2024.57.174-180).
91. Pashko, A., Oleshko, T., & Biesiedina, S. (2022). Stochastic Algorithms for Optimization of the Path of Robotic Systems. In *Lecture Notes in Networks and Systems* (pp. 227–236). Springer International Publishing. DOI: https://doi.org/10.1007/978-3-031-03877-8_20
92. Schaller, M., & Svozil, K. (1996). Automaton logic. *International Journal of Theoretical Physics*, Vol. 35(5), P. 911–940. DOI: <https://doi.org/10.1007/bf02302381>

93. Chandola, V., Banerjee, A., & Kumar, V. (2009). Anomaly detection. *ACM Computing Surveys*, Vol. 41(3), P. 1–58. DOI: <https://doi.org/10.1145/1541880.1541882>
94. Joshi, M. V., Agarwal, R. C., & Kumar, V. (2002). Predicting rare classes. In the eighth ACM SIGKDD international conference. ACM Press. P. 297-306 DOI: <https://doi.org/10.1145/775047.775092>
95. Chawla, N. V., Japkowicz, N., & Kotcz, A. (2004). Editorial. *ACM SIGKDD Explorations Newsletter*, Vol. 6(1), P. 1–6. DOI: <https://doi.org/10.1145/1007730.1007733>
96. Steinwart, I., Hush, D.R., & Scovel, C. (2005). A Classification Framework for Anomaly Detection. *J. Mach. Learn. Res.*, Vol. 6, P. 211-232.
97. Tajbakhsh, A., Rahmati, M., & Mirzaei, A. (2009). Intrusion detection using fuzzy association rules. *Applied Soft Computing*, Vol. 9(2), P. 462–469. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.asoc.2008.06.001>
98. Sekar, R., Gupta, A., Frullo, J., Shanbhag, T., Tiwari, A., Yang, H., & Zhou, S. (2002). Specification-based anomaly detection. In the 9th ACM conference. ACM Press. DOI: <https://doi.org/10.1145/586110.586146>
99. Xu, X., & Wang, X. (2005). An Adaptive Network Intrusion Detection Method Based on PCA and Support Vector Machines. In *Advanced Data Mining and Applications* P. 696–703. DOI: https://doi.org/10.1007/11527503_82
100. Jha, S., Tan, K., & Maxion, R. A. Markov chains, classifiers, and intrusion detection. In *14th IEEE Computer Security Foundations Workshop, 2001*. IEEE. DOI: <https://doi.org/10.1109/csfw.2001.930147>
101. Shah, H., Undercoffer, J., & Joshi, A. Fuzzy clustering for intrusion detection. In *12th International Fuzzy Systems Conference*. IEEE. DOI: <https://doi.org/10.1109/fuzz.2003.1206614>
102. Mahoney, M. V., & Chan, P. K. (2002). Learning nonstationary models of normal network traffic for detecting novel attacks. In the eighth ACM SIGKDD international conference. ACM Press. DOI: <https://doi.org/10.1145/775047.775102>

103. Forrest, S., Javornik, B., Smith, R. E., & Perelson, A. S. (1993). Using Genetic Algorithms to Explore Pattern Recognition in the Immune System. *Evolutionary Computation*, Vol. 1(3), P. 191–211. DOI: <https://doi.org/10.1162/evco.1993.1.3.191>
104. Forrest, S., Perelson, A. S., Allen, L., & Cherukuri, R. (n.d.). Self-nonsel self discrimination in a computer. In 1994 IEEE Computer Society Symposium on Research in Security and Privacy. IEEE Comput. Soc. Press. DOI: <https://doi.org/10.1109/risp.1994.296580>
105. Yeung, D.-Y., & Ding, Y. (2003). Host-based intrusion detection using dynamic and static behavioral models. *Pattern Recognition*, Vol. 36(1), p. 229–243. DOI: [https://doi.org/10.1016/s0031-3203\(02\)00026-2](https://doi.org/10.1016/s0031-3203(02)00026-2)
106. Kerner, B. S. (2015). Failure of classical traffic flow theories: a critical review. *e & Elektrotechnik und Informationstechnik*, 132(7), 417–433. <https://doi.org/10.1007/s00502-015-0340-3>
107. Elefteriadou, L. (2016). *Introduction to Traffic Flow Theory*. Springer New York. Part of the book series: Springer Optimization and Its Applications SOIA, vol. 84
108. Arasan, T., & Gnanavelu, D. (2009). Concentration of Heterogeneous Road Traffic. *Advanced Technologies. InTech*. DOI: <https://doi.org/10.5772/8224>
109. Anbil, P. S. C. (2019). On challenges in training recurrent neural networks. URL: <http://hdl.handle.net/1866/23435>
110. Lu, S., Zhang, Q., Chen, G., & Seng, D. (2021). A combined method for short-term traffic flow prediction based on recurrent neural network. *Alexandria Engineering Journal*, Vol. 60(1), P. 87–94. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.aej.2020.06.008>
111. The Impact of AI on Traffic Control: Advantages, Challenges, and Future, *Toolifi.ai*, 19 Jan 2024, URL: <https://www.toolify.ai/ai-news/the-impact-of-ai-on-traffic-control-advantages-challenges-and-future-664807>
112. Krajzewicz, D., Brockfeld, E., Mikat, J., Ringel, J., Feld, C., Tuchscheerer, W., Wagner, P., Woesler, R. (2005). Simulation of modern Traffic Lights Control Systems using the open source Traffic Simulation SUMO. P. 299-302. URL:

https://www.researchgate.net/publication/224797745_Simulation_of_modern_Traffic_Lights_Control_Systems_using_the_open_source_Traffic_Simulation_SUMO

113. Стецик О.А., Теренчук С.А. (2021) Порівняльний аналіз архітектур нереляційних баз даних. Управління розвитком складних систем. № 47. С. 78 – 82. DOI: 10.32347/2412-9933.2021.47.78-82.

114. Győrödi, C., Győrödi, R., Pecherle, G., Olah, A. (2015). A comparative study: MongoDB vs. MySQL. 13th International Conference on Engineering of Modern Electric Systems (EMES), P. 1–5. DOI: <https://doi.org/10.1109/emes.2015.7158433>

115. Baron, C. A. (2015). NoSQL Key-Value DBs Riak and Redis. Database Systems Journal, 7, P. 7–9.

116. Lakshman, A., Malik, P. (2010). Cassandra: a decentralized structured storage system. ACM SIGOPS Operating Systems Review, Vol. 44 (2), P. 36–39

117. Green on demand Control adaptive traffic signals with Artificial Intelligence, *Parquery*, URL: <https://parquery.com/control-traffic-signals-with-cameras-not-induction-loops/>

118. Mathiane, M. J., Tu, C., Adewale, P., & Nawej, M. (2023). A Vehicle Density Estimation Traffic Light Control System Using a Two-Dimensional Convolution Neural Network. *Vehicles*, Vol. 5(4), P. 1844–1862. DOI: <https://doi.org/10.3390/vehicles5040099>

119. Multi Agent Distributed PPO Traffic light control, *Github*, URL: <https://github.com/maxbrenner-ai/Multi-Agent-Distributed-PPO-Traffic-light-control>

120. How can artificial intelligence be used to improve real-time traffic light control systems?, *SCISPACE*, URL: <https://typeset.io/questions/how-can-artificial-intelligence-be-used-to-improve-real-time-3ul7spkhqf>

121. How Do Smart Traffic Lights Work? Technical Architecture and Use Cases Explained, *Inyellias*, 11 Jul 2022, URL: <https://intellias.com/smart-traffic-signals/>

122. Liu, D., & Li, L. (2023). A traffic light control method based on multi-agent deep reinforcement learning algorithm. *Scientific Reports*, Vol. 13(1). DOI: <https://doi.org/10.1038/s41598-023-36606-2>

123. Tan, T., Chu, T., Peng, B., Wang, J. (2018). Large-Scale Traffic Grid Signal Control Using Decentralized Fuzzy Reinforcement Learning. In: Bi, Y., Kapoor, S., Bhatia, R. (eds) Proceedings of SAI Intelligent Systems Conference (IntelliSys) 2016. IntelliSys 2016. Lecture Notes in Networks and Systems, vol 15. Springer, Cham. DOI: https://doi.org/10.1007/978-3-319-56994-9_44

124. S. Yang and B. Yang, "A Meta Multi-agent Reinforcement Learning Algorithm for Multi-intersection Traffic Signal Control," 2021 IEEE Intl Conf on Dependable, Autonomic and Secure Computing, Intl Conf on Pervasive Intelligence and Computing, Intl Conf on Cloud and Big Data Computing, Intl Conf on Cyber Science and Technology Congress (DASC/PiCom/CBDCCom/CyberSciTech), AB, Canada, 2021, P. 18-25, DOI: 10.1109/DASC-PiCom-CBDCCom-CyberSciTech52372.2021.00019

125. X. Wang, L. Ke, Z. Qiao and X. Chai, "Large-Scale Traffic Signal Control Using a Novel Multiagent Reinforcement Learning," in IEEE Transactions on Cybernetics, vol. 51(1), P. 174-187, Jan. 2021, DOI: 10.1109/TCYB.2020.3015811.

126. Liu, Y., Luo, G., Yuan, Q., Li, J., Jin, L., Chen, B., & Pan, R. (2023). GPLight: Grouped Multi-agent Reinforcement Learning for Large-scale Traffic Signal Control. In Thirty-Second International Joint Conference on Artificial Intelligence {IJCAI-23}. International Joint Conferences on Artificial Intelligence Organization. DOI: <https://doi.org/10.24963/ijcai.2023/23>

127. Su, H., Zhong, Y. D., Chow, J. Y. J., Dey, B., & Jin, L. (2023). EMVLight: A multi-agent reinforcement learning framework for an emergency vehicle decentralized routing and traffic signal control system. Transportation Research Part C: Emerging Technologies, Vol. 146, P. 103955. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.trc.2022.103955>

128. T. Wu et al., "Multi-Agent Deep Reinforcement Learning for Urban Traffic Light Control in Vehicular Networks," in IEEE Transactions on Vehicular Technology, Vol. 69(8), P. 8243-8256, 2020, DOI: 10.1109/TVT.2020.2997896.

129. H. Hong, Y. Xu, Y. Wu, D. He, N. Gao and W. Zhang, "Backward Compatible Low-Complexity Demapping Algorithms for Two-Dimensional Non-Uniform Constellations in ATSC 3.0," in IEEE Transactions on Broadcasting, Vol. 67(1), P. 46-55, March 2021, DOI: 10.1109/TBC.2020.2985008.

130. Simulation of Urban Mobility, *Eclipse.dev*, URL: <https://eclipse.dev/sumo/>
131. Xu, Y., Xi, Y., Li, D., & Zhou, Z. (2016). Traffic Signal Control based on Markov Decision Process**This work is supported in part by the National Science Foundation of China (Grant No. 61374110, 61433002, 61221003), NSFC International Cooperation Project (Grant No. 71361130012). *IFAC-PapersOnLine*, Vol. 49(3), P. 67–72. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.ifacol.2016.07.012>
132. Zolfpour-Arokhlo, M., Selamat, A., Mohd Hashim, S. Z., & Afkhami, H. (2014). Modeling of route planning system based on Q value-based dynamic programming with multi-agent reinforcement learning algorithms. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, Vol. 29, P. 163–177. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.engappai.2014.01.001>
133. Long-Ji Lin. Reinforcement learning for robots using neural networks. Technical report, DTIC Document, 1993.
134. Seijen, H., Mahmood A. R., Pilarski P. M., Machado M. C., Sutton R. S., True Online Temporal-Difference Learning, *Journal of Machine Learning Research*, Vol. 17(145), P. 1-40, 2016, URL: <http://jmlr.org/papers/v17/15-599.html>
135. Multi-Agent Transport Simulation, *matsim.org* URL: <https://matsim.org/>
136. PTV VISSIM Multimodal Traffic Simulation Software, *ptvgroup*, URL: <https://www.ptvgroup.com/en/products/ptv-vissim>
137. Car-Following-Models, *sumo.dlr.de*, URL: <https://sumo.dlr.de/docs/Car-Following-Models.html>
138. OpenStreetMap, URL: <https://www.openstreetmap.org/#map=16/50.4461/30.5167>

ДОДАТКИ

Додаток А

АКТИ**ПРО ВПРОВАДЖЕННЯ РЕЗУЛЬТАТІВ ДИСЕРТАЦІЙНОГО
ДОСЛІДЖЕННЯ
КОМУНАЛЬНИМ ПІДПРИЄМСТВОМ
«ЦЕНТР ОРГАНІЗАЦІЇ ДОРОЖНЬОГО РУХУ»**

ВИКОНАВЧИЙ ОРГАН КИЇВСЬКОЇ МІСЬКОЇ РАДИ
(КИЇВСЬКА МІСЬКА ДЕРЖАВНА АДМІНІСТРАЦІЯ)

ДЕПАРТАМЕНТ ТРАНСПОРТНОЇ ІНФРАСТРУКТУРИ

**КОМУНАЛЬНЕ ПІДПРИЄМСТВО
«ЦЕНТР ОРГАНІЗАЦІЇ ДОРОЖНЬОГО РУХУ»**

вул. Чистяківська, 19-А, м. Київ, 03062, тел: (044) 374 11 03, 374 11 01
Адреса для листування: 01054 м. Київ-54, а/с № 245 E-mail: kyiv.codr@kyivcity.gov.ua
<https://codr.kyivcity.gov.ua> Код ЄДРПОУ 32955518

**АКТ
про впровадження
результатів дисертаційного дослідження**

Комунальним підприємством «Центр організації дорожнього руху» прийнято до подальшого впровадження модель системи керування трафіком, запропоновану Мазуренком Р.В. в роботі «Інтелектуальна система керування трафіком великого міста». Цінність даної системи полягає в комплексному ефективному підході до керування трафіком у режимі реального часу, в динамічному частково-спостережуваному середовищі.

Начальник служби впровадження
та експлуатації АСКДР

Дмитро ЯКУБОВСЬКИЙ



ВИКОНАВЧИЙ ОРГАН КИЇВСЬКОЇ МІСЬКОЇ РАДИ
(КИЇВСЬКА МІСЬКА ДЕРЖАВНА АДМІНІСТРАЦІЯ)

ДЕПАРТАМЕНТ ТРАНСПОРТНОЇ ІНФРАСТРУКТУРИ

**КОМУНАЛЬНЕ ПІДПРИЄМСТВО
«ЦЕНТР ОРГАНІЗАЦІЇ ДОРОЖНЬОГО РУХУ»**

вул. Чистяківська, 19-А, м. Київ, 03062, тел: (044) 374 11 03, 374 11 01
Адреса для листування: 01054 м. Київ-54, а/с № 245 E-mail: kyiv.codr@kyivcity.gov.ua
<https://codr.kyivcity.gov.ua> Код ЄДРПОУ 32955518

АКТ

**впровадження результатів дисертаційного дослідження
«ІНТЕЛЕКТУАЛЬНА СИСТЕМА КЕРУВАННЯ ТРАФІКОМ ВЕЛИКОГО МІСТА»
МАЗУРЕНКА РОМАНА ВОЛОДИМИРОВИЧА**

Дисертація відповідає тематичному спрямуванню наукових розробок науково-дослідної роботи відділу оптимізації режимів світлофорного регулювання комунального підприємства «Центр організації дорожнього руху».

До впровадження взято запропонований автором підхід до навчання інтелектуальної моделі керування комплексом світлофорами, в основу якого покладено модель дорожньої мережі м. Києва. Це створює сприятливі передумови для адаптації комплексів керування світлофорами до реалій міста та їх швидкого і економічно-ефективного впровадження в транспортну систему.

Начальник відділу оптимізації
режимів світлофорного регулювання

Віталій НЕПРАВДА

Довідка
ПРО ВПРОВАДЖЕННЯ РЕЗУЛЬТАТІВ ДИСЕРТАЦІЙНОГО
ДОСЛІДЖЕННЯ
В НАВЧАЛЬНИЙ ПРОЦЕС

КИЇВСЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ
БУДІВНИЦТВА І АРХІТЕКТУРИ

ФАКУЛЬТЕТ АВТОМАТИЗАЦІЇ І ІНФОРМАЦІЙНИХ ТЕХНОЛОГІЙ

«27» лютого 2024 р.

ДОВІДКА

про впровадження результатів дослідження
на здобуття наукового ступеня доктора філософії
зі спеціальності 126 Інформаційні системи та технології

Запропонована в дисертаційній роботі Мазуренка Романа Володимировича модель інтелектуальної керування трафіком великого міста є прикладом інноваційного проекту системи, що здатна функціонувати в стохастичному частково спостережуваному середовищі в режимі реального часу.

Використані в роботі алгоритми машинного навчання впроваджені в курс «Теорія алгоритмів» освітньої програми спеціальностей 126 – «Інформаційні системи і технології» і 126 – «Інформаційні системи і технології. Штучний Інтелект. Когнітивні технології» факультету автоматизації і інформаційних технологій Київського національного університету будівництва і архітектури в 2022-2023 роках.

Це надає можливість впроваджувати необхідні теоретичні знання та практичні навички фахівцям галузі інформаційних технологій при вирішенні задач цифрової трансформації і підтверджує актуальність і вагомое теоретичне і практичне значення у процесі підготовки майбутніх спеціалістів галузі.

В.о. декана,
доктор технічних наук, професор



Олександр ТЕРЕНТЬЄВ

Фрагмент програми конференції XIII: Transportation Science and Technology

PARALLEL SESSIONS (16 September 2022, 10:00 – 12:00)			
	Virtual Room 1: Intelligent Vehicles and Infrastructure Aerospace Technologies Chairman: Viktor Skrickij Co-Chairman: Laurynas Šišovas https://liedm.zoom.us/my/transbaltica004	Virtual Room 2: Railway Transport Chairman: Gintautas Bureika Co-Chairman: Mykola Karpenko https://liedm.zoom.us/my/transbaltica005	Virtual Room 3: Logistics and Transportation Chairman: Vidas Žuraulis Co-Chairwoman: Viktoriia Ivannikova https://liedm.zoom.us/my/transbaltica001
Comprehensive vehicle safety diagnostics and management system (Maksym Delembovskiy, Terenchuk Svitlana)	Improving noise immunity of audio frequency track circuits using neural networks and data classification (Inna Saiapina, Halyna Holub, Ivan Kulbovskiy)	Identification of problem areas of traffic flow management and solutions in Vilnius (Aldona Jarašūnienė, Gabrielė Žemaitytė)	
Validating adverse weather influence on LiDAR with an outdoor rain simulator (Michał Brzozowski, Krzysztof Parczewski)	Changes in the passenger sector in the Covid-19 era (Agata Pomykala)	Optimization of customs processes for improving cooperation between third-party logistics companies (Ieva Meidutė-Kavaliauskienė, Renata Činčikaitė)	
Conditions of effective application of energy-saving programs for the movement of heavy trucks on the highway (Myroslav Olishevych, Viktor Danchuk)	Assessment of the on-board energy storage parameters of the locomotive for rail quarry transport (Ievgen Riabov, Lillia Kondratieva, Lillia Overianova and Sergiy Goolak)	Restriction of mobility due to follow-up measures caused by COVID-19 (Vladimira Štefancová, Kristián Čulík, Borňa Abramovič, Adriana Pálková)	
Crack open / close effect on impedance based system of structural health monitoring (Pavithra Nagara, Vitalis Pavelko)	Implementing intelligent monitoring of the technical condition of locomotive hydraulic transmissions (Boris Bondar, Olexsandr Ockosov, Viačeslav Petrenko, Michail Martishevskij)	Adapting private sector warehousing services to the needs of the Lithuanian armed forces (Aidas Vasilis Vasiliauskas, Ieva Meidutė-Kavaliauskienė, Edgaras Čerškus)	
Influence of the ground effect on the precise landing of an unmanned aircraft (Andrius Dubovas, Domantas Bručas)	Revised estimation of public railway infrastructure line capacity: Lithuanian case (Gintautas Bureika)	The impact of third-party logistics intermediaries on supply chain responsiveness (Aidas Vasilis Vasiliauskas, Olga Navickienė)	
Intelligent Management of Traffic Flows in Large Cities (Bohdan Yeremenko, Roman Mazurenko, Olexsii Stetsyk and Anatolii Buhrov)	Ukrainian high-speed normal gauge railway: factors of war and peace (Viktor Myronenko, Valery Samsonkin, Oksana Yurchenko, Andrii Pozdniakov)	Study of the dynamics of railway passenger traffic, identification of trends (Renata Činčikaitė, Ieva Meidute-Kavaliauskienė)	
Development of a technology for monitoring passenger traffic in the context of intelligent transport systems (Mykyta Volodarets, Igor Gritsuk, Sergii Pranin, Alona Yurzenko)	Study on measurement repeatedness of vertical impacts on rail of loaded and empty wagons (Gediminas Vaičiūnas, Stasys Steišūnas)	Method and results of the most efficient means of transport selection for executing orders of the grain crops delivery (Viktorija Kotenko)	
Improvement of methodology of calculation and assessment of transport and operational condition of airfield pavement (Viktor Karpov, Olexsandr Stepanchuk, Olexsandr Dubyk, Olexsandr Rodchenko, Olegas Prentkovskis)	Comparison of railway development in the countries of the world (Gediminas Vaičiūnas)	Influence of the bridge's status on the military mobility in the Slovak republic (Ján Jančo, Jaroslav Kampan)	

Фрагмент програми конференції ACeSYRI

The joint Second Int. Workshops on Reliability Engineering and Computational Intelligence, Delft, The Netherlands, 13-15.11.2022
and ACeSYRI: Modern Experience for PhD students and Young Researchers, Žilina, Slovakia, 14-18.11.2022

Wednesday, November 16, 2022

09:00 – 13:00 The First ACeSYRI Section

Moderator: Dr. Martin Lukac

[Click here to join.](#)

1. Aelita Saurbayeva and Lyudmila Tarshilova (WKATU - Zhangir Khan West Kazakhstan Agrarian-Technical University, Uralsk, Kazakhstan), Digitalization as a Factor in the Development of the Global Economy
2. Daniyara Galiyeva and Zamzagul Sultanova (WKATU - Zhangir Khan West Kazakhstan Agrarian-Technical University, Uralsk, Kazakhstan), Information Technology in Agriculture Sector
3. Štefan Melich, Matúš Veróný and Ján Rabčan (UNIZA - Zilinska Univerzita v Ziline, Slovakia), The Classification of ECG signals
4. Guy Attia and Sidorenko Ludmila, Prognostical Risk Modelling of Lifestyle Factors in Genetic Forms of Obesity
5. Erez Arad, Roe Levinberg, Guy Attia, Ilan Davidov, Lital Haim, Ludmila Sidorenko, Ablatogenomics - a Computer-Modelled Approach in Treatment of Genetically Determined Atrial Fibrillation
6. Aneta Gabrisova (UNIZA - Zilinska Univerzita v Ziline, Slovakia), Online Application for Teaching Biomedical Informatics
7. Irene Khalina and Aleksander Usatov, Genetic Algorithms for Frequency Analysis in Breaking Substitution Ciphers Problem
8. Kaldybek Makhambetov (KISA - Kazakhstan Information Security Association, Almaty, Kazakhstan) Designing an AES Algorithm based on FPGA
9. Ainura Gumarova and Gaukhar Kamalova (WKATU - Zhangir Khan West Kazakhstan Agrarian-Technical University, Uralsk, Kazakhstan), Modern Frameworks for Web-Application Development
10. Paul Pasieka and Bohdan Yeremenko, Methods and Technologies of Object Recognition in Dynamic Flows
11. Matej Kopera and Ján Rabčan (UNIZA - Zilinska Univerzita v Ziline, Slovakia), Reliability Analysis based on Fuzzy Decision Trees
12. Roman Mazurenko and Oleksii Stetsyk, Intelligent Management of Traffic Flows in Large Cities