

МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ  
НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ «ЗАПОРІЗЬКА ПОЛІТЕХНІКА»

Факультет комп'ютерних наук та технологій  
Кафедра комп'ютерних систем та мереж

## Пояснювальна записка

до дипломного проєкту (роботи)

магістра

(ступінь вищої освіти)

на тему ІНТЕЛЕКТУАЛЬНА СИСТЕМА РЕГУЛЮВАННЯ РУХУ  
НА ПЕРЕХРЕСТЯХ

Виконав: студент 2 курсу, групи КНТ-512м  
спеціальності \_\_\_\_\_

123 Комп'ютерна інженерія

(код і найменування спеціальності)

Освітня програма (спеціалізація)

Комп'ютерні системи та мережі

КАРНАУХ Д.М.

(ПРИЗВИЩЕ та ініціали)

Керівник ТЯГУНОВА М.Ю.

(ПРИЗВИЩЕ та ініціали)

Рецензент КОЗИНА Г.Л.

(ПРИЗВИЩЕ та ініціали)

МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ  
**Національний університет «Запорізька політехніка»**

Факультет Комп'ютерних наук і технологій  
Кафедра «Комп'ютерні системи та мережі»  
Ступінь вищої освіти магістерський  
Спеціальність 123 Комп'ютерна інженерія  
(код і найменування)  
Освітня програма (спеціалізація) «Комп'ютерні системи та мережі»  
(назва освітньої програми (спеціалізації))

**ЗАТВЕРДЖУЮ**

**Зав. кафедри Кудерметов Р.К.**

*Р.К. Кудерметов*  
“ ” 2023 року

**З А В Д А Н Н Я**  
**НА ДИПЛОМНИЙ ПРОЄКТ (РОБОТУ) СТУДЕНТА**

КАРНАУХА Дмитра Миколайовича

(ПРИЗВИЩЕ, ім'я, по батькові)

1. Тема проєкту (роботи) Інтелектуальна система регулювання руху на перехрестях

керівник проєкту (роботи) к. т. н., доцент, ТЯГУНОВА Марія Юріївна

(науковий ступінь, вчене звання, ПРИЗВИЩЕ, ім'я, по батькові)

затверджені наказом вищого навчального закладу від “24” жовтня 2023 року № 400

2. Строк подання студентом проєкту (роботи) 10 грудня 2023 року

3. Вихідні дані до проєкту (роботи) існуючі системи регулювання руху на перехрестях

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

1. Аналіз предметної області;

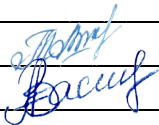
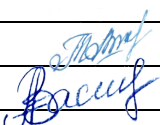
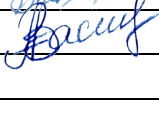
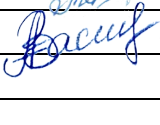
2. Проєктування системи;

3. Розробка системи регулювання руху на перехрестях;

4. Тестування та дослідження системи.

5. Перелік графічного матеріалу (з точним зазначенням обов'язкових креслень)

6. Консультанти розділів проєкту (роботи)

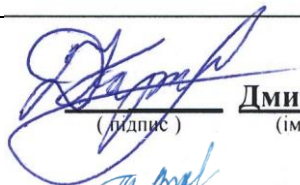
Розділ	ПРІЗВИЩЕ, ініціали та посада консультанта	Підпис, дата	
		завдання видав	прийняв виконане завдання
1-4	ТЯГУНОВА М.Ю., доцент		
нормоконтроль	ПОЛЬСЬКА О.В., ст. викл.		

7. Дата видачі завдання 01.10.2023 р.

**КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН**

№ з/п	Назва етапів дипломного проєкту (роботи)	Строк виконання етапів проєкту (роботи)	Примітка
1	Аналіз наявних методів та алгоритмів використання інтелектуальних систем регулювання руху	10.10.2023 р.	
2	Розробка вимог для системи	15.10.2023 р.	
3	Розробка моделі нейронної мережі	20.10.2023 р.	
4	Розробка системи в цілому	05.10.2023 р.	
5	Тестування моделі	20.11.2023 р.	
6	Дослідження моделі інтелектуальної системи	25.11.2023 р.	
7	Оформлення отриманих результатів у ПЗ	02.11.2023 р.	
8	Оформлення допоміжного матеріалу	10.12.2023 р.	

Студент

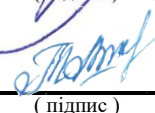


Дмитро КАРНАУХ

(підпис)

(ім'я, ПРІЗВИЩЕ)

Керівник проєкту (роботи)



Марія ТЯГУНОВА

(підпис)

(ім'я, ПРІЗВИЩЕ)

## РЕФЕРАТ

ПЗ: 71 с., 23 рис., 10 табл., 41 джерел.

### АДАПТАЦІЯ, БЕЗПЕКА, ЕФЕКТИВНІСТЬ., ІНТЕЛЕКТУАЛЬНА СИСТЕМА, НЕЙРОННА МЕРЕЖА, ОПТИМІЗАЦІЯ, ПЕРЕХРЕСТЯ, РЕГУЛЮВАННЯ РУХУ

Об'єкт дослідження – системи регулювання руху на перехрестях.

Предмет дослідження – інтелектуальні методи забезпечення роботи систем регулювання руху.

Мета роботи – дослідити ефективність застосування нейронних мереж для забезпечення роботи системи регулювання руху на перехрестях.

У першій частині проаналізовано існуючі системи регулювання руху, виявлено переваги застосування інтелектуальних систем та особливості їх впровадження.

У другій частині визначено вимоги до розроблюваної системи, спроектовано структуру системи та описано її функціонування.

У третій частині надано покроковий алгоритм реалізації інтелектуальної системи регулювання руху, обрано та розроблено модель нейронної мережі, обрано для використання набір зображень дорожніх сцен Cityscapes.

У четвертій частині проведено тестування та дослідження розробленої системи. У результаті розроблено нейронну мережу для аналізу трафіку та регулювання сигналами світлофора на перехресті. Досліджено залежності параметрів і якості моделі від умов навчання. Показано здатність системи ефективно адаптувати роботу світлофора під поточний транспортний потік.

Галузь використання – дорожньо-транспортна інфраструктура міст та заміських магістралей.

## ABSTRACT

Explanatory note to the master's work: 71 p., 23 figures, 10 tables, 41 sources.

ADAPTATION, SAFETY, EFFICIENCY, INTELLIGENT SYSTEM,  
NEURAL NETWORK, OPTIMIZATION, INTERSECTION, MOTION CONTROL

The object of the study is an intelligent traffic control system at intersections.

The subject of research is neural networks for motion control systems.

The purpose of the work is to develop a neural network model for intelligent automatic detection of traffic jams.

Materials, methods and technical means: set of images of Cityscapes road scenes, used methods such as adaptive control, machine learning, deep learning method, forecasting methods, modeling, artificial intelligence system. Personal computers with MatLab add-on were used. Colab development environment, Python programming language.

Results – a neural network was developed for traffic analysis and control of traffic lights at the intersection. The dependence of model parameters and quality on learning conditions was investigated. The ability of the system to effectively adapt the operation of the traffic light to the current traffic flow is shown.

The field of use is the road and transport infrastructure of cities and suburban highways.

## ЗМІСТ

Скорочення та умовні позначки .....	7
Вступ.....	8
1 Аналіз предметної області.....	10
1.1 Аналіз існуючих систем регулювання руху .....	11
1.2 Переваги інтелектуальних систем регулювання руху.....	12
1.3 Особливості впровадження інтелектуальних систем регулювання руху.....	17
1.4 Висновки до розділу 1 .....	22
2 Проектування системи .....	22
2.1 Визначення вимог до розроблюваної інтелектуальної системи.....	23
2.2 Структура системи .....	27
2.3 Функціонування системи.....	29
2.4 Висновки до розділу 2 .....	32
3 Розробка системи регулювання руху на перехрестях .....	32
3.1 Етапи розробки системи .....	32
3.2 Збір даних.....	35
3.3 Вибір та розробка моделі нейронної мережі .....	37
3.4 Висновки до розділу 3 .....	45
4 Тестування та дослідження системи .....	46
4.1 Тестування нейронної мережі .....	46
4.2 Дослідження роботи моделі .....	50
4.3 Використання моделі для керуванням світлофором .....	55
4.4 Висновки до розділу 4 .....	62
Висновки .....	64
Перелік джерел посилання .....	67

## СКОРОЧЕННЯ ТА УМОВНІ ПОЗНАКИ

AI	- Artificial Intelligence
ANN	- Artificial Neural Network
ATCS	- Adaptive Traffic Control System
AV	- Autonomous Vehicle
CNN	- Convolutional Neural Network
CV	- Computer Vision
DNN	- Deep Neural Network
DSRC	- Dedicated Short-Range Communications
GAN	- Generative Adversarial Network
GPS	- Global Positioning System
IoT	- Internet of Things
ITS	- Intelligent Transportation Systems
LSTM	- Long Short-Term Memory
ML	- Machine Learning
NN	- Neural Network
RL	- Reinforcement Learning
RNN	- Recurrent Neural Network
SCATS	- Sydney Coordinated Adaptive Traffic System
TMS	- Traffic Management System
V2X	- Vehicle-to-Everything

## ВСТУП

Регулювання потоків автомобілів у великих містах є надзвичайно актуальною проблемою, особливо в Україні. Великі міста України стикаються зі значними пробками та заторами на дорогах, особливо під час пік-годин. Це призводить до втрати часу, збільшення стресу, особливо під час повітряної тривоги, та зниження продуктивності пересування. При цьому велика кількість автомобілів, що перебувають на дорогах одночасно, призводить до значного забруднення повітря, особливо в районах з великою щільністю транспорту. Це має негативний вплив на якість повітря, здоров'я людей та екологічну ситуацію. Та з точки зору безпеки дорожнього руху також ситуація не найкраща. Затори можуть призводити до збільшення кількості дорожньо-транспортних пригод через неправильне перестроювання, довгі очікування на перехрестях та відсутність дотримання правил дорожнього руху. Не останню роль у наявності цієї проблеми має недостатність інфраструктури, яка є у більшості великих міст [1].

Це питання було теоретично досліджено багато разів, у світі було багато гучних заяв, що ось-ось в реальну експлуатацію з управління регулювання дорожніх потоків повсюдно будуть включені системи штучного інтелекту і це перетворить всю систему управління дорожнім рухом у містах. Однак, на практиці у світі працюють в основному "адаптивні світлофори", які просто можуть змінювати тривалість сигналів залежно від датчиків на дорожньому полотні або враховуючи заповненість автомобілями ширини дорожнього полотна. Вони працюють декілька десятиліть у США, Європі, але ніяк не використовують принципи штучного інтелекту й ці системи мають багато нарікань щодо надійності та коректності визначення стану трафіку. Тому обрана тема магістерської роботи є актуальною [2].

Для розв'язання цих проблем важливо впроваджувати ефективні стратегії регулювання потоків автомобілів, у тому числі такі як впровадження новітніх



підходів, пов'язаних із застосування штучного інтелекту. Об'єктом дослідження даної роботи є інтелектуальні системи регулювання руху на перехрестях. Предметом дослідження є аналіз існуючих систем регулювання руху, їх обмеження, недоліки, а також потенціал розвитку нових типів інтелектуальних систем із використанням нейронних мереж, що дозволить оптимізувати та спростити управління дорожнім рухом у великих та малих містах [3].

Метою роботи – дослідити ефективність застосування нейронних мереж для забезпечення роботи системи регулювання руху на перехрестях.

Для досягнення поставленої мети необхідно виконати наступні завдання:

- провести аналіз існуючих систем керування рухом транспортних засобів;
- на базі проведеного аналізу визначити вимоги до розроблюваної інтелектуальної системи керування рухом;
- спроектувати основні модулі системи та описати їх взаємодію у межах інтелектуальної системи керування рухом на перехрестях;
- обрати доцільні програмні засоби для реалізації системи;
- реалізувати систему обраними програмними засобами;
- проаналізувати отримані результати.

## 1 АНАЛІЗ ПРЕДМЕТНОЇ ОБЛАСТІ

Створення необхідних умов для організації зручного та безпечного дорожнього руху в містах завжди було важливим соціальним та економічним завданням. Із зростанням урбанізації усі міста стикаються з більшою щільністю населення, транспортних засобів, більшими вимогами до транспортної інфраструктури [1]. Це призводить до збільшення дорожнього трафіку, утворення транспортних пробок, підвищення аварійності на дорогах в цілому й, особливо, на перехрестях, як на найбільш проблемних ділянках транспортної мережі.

У результаті перехрестя стають заторами, що призводить до затримок руху, збільшення тривалості часу в дорозі. Затори на дорогах є постійною проблемою в багатьох містах по всьому світу, що призводить до значних економічних втрат, марної витрати палива, збільшення викидів парникових газів, та зниження якості життя.

Пошук оптимальних рішень щодо регулювання дорожнього руху має вирішальне значення для вирішення цих проблем і забезпечення ефективної мобільності в міських районах. Впроваджуючи інтелектуальне регулювання руху на перехрестях, міста можуть зменшити затори, зменшити затримки та покращити загальний потік транспорту, що призведе до економії коштів, підвищення продуктивності та більш стійкої транспортної системи [4].

Створення оптимальних моделей роботи перехресть, що регулюються інтелектуальними світлофорами, допоможе підвищити пропускну спроможність дорожнього руху, скоротити час подорожі, підвищити ефективність витрат палива, зменшити кількість шкідливих викидів і, що особливо соціально важливо - підвищить безпеку для всіх учасників дорожнього руху [5].

## 1.1 Аналіз існуючих систем регулювання руху

На даний час у світі активно використовуються такі системи регулювання дорожнього руху на перехрестях [6]:

– системи фіксованого часу, оскільки традиційні системи керування дорожнім рухом, які працюють за планами фіксованого часу, де робота системи не адаптується до умов дорожнього руху в реальному часі. Переваги цього підходу – простота реалізації системи, але відсутність гнучкості не дозволяє оптимізувати потік трафіку за умов, що змінюються, що призводить до перевантаження та неефективного розподілу ресурсів;

– системи, орієнтовані на час, оскільки деякі системи регулювання дорожнього руху враховують шаблони, засновані на часі, наприклад коригування часу для різного часу доби. Хоча ці системи забезпечують певний рівень оптимізації, вони часто не враховують зміни потоку трафіку в реальному часі або несподівані події [7];

– адаптивні системи, які використовують детектори, індуктивної петлі, вбудовані в дорожнє покриття або відеокамери. Ці пристрої працюють як датчики оцінки наповненості автомобілями ширини дорожнього полотна, виявлення присутності транспортного засобу та оцінки інтенсивності руху. Такі системи мають обмеження щодо точного виявлення немоторизованих видів транспорту, таких як пішоходи та велосипедисти. Крім того, вони надають обмежену інформацію, окрім наявності автомобіля [8].

Існуючі системи керування дорожнім рухом зробили значний прогрес у управлінні транспортним потоком і підвищили ефективність транспортування. Однак вони мають обмеження та недоліки, які можна усунути шляхом розробки нових інтелектуальних систем із використанням нейронних мереж [2].

## 1.2 Переваги інтелектуальних систем регулювання руху

Одним з головних принципів інтелектуальних систем регулювання руху є адаптація до змінних умов на дорозі. Інтелектуальні системи можуть аналізувати потік транспорту в режимі реального часу і вносити зміни до світлофорного розкладу, щоб забезпечити оптимальний розподіл зеленого світла і запобігти заторам. Інтелектуальні системи регулювання руху також можуть використовувати сенсори, такі як камери та датчики руху, для виявлення транспортних засобів на перехрестях і контролювання роботи світлофорів відповідно до зміни умов. Наприклад, якщо система виявляє, що на одній стороні дороги утворився великий затор, вона може змінити режим регулювання світлофорів, надаючи більше часу для пропуску цього потоку [9].

Для прогнозування трафіку інтелектуальні системи можуть використовувати різні алгоритми машинного навчання та статистичного аналізу. Наприклад, можна використовувати алгоритми класифікації для розподілу дорожнього руху на категорії (легкові автомобілі, вантажівки, автобуси тощо) та прогнозування їхньої кількості на основі історичних даних [10].

Для прогнозування трафіку також можна використовувати алгоритми кластеризації, щоб виділити групи транспортних засобів зі схожими характеристиками руху, наприклад, габарити, швидкість та час перебування на перехресті. Це може допомогти системі більш точно прогнозувати час очікування на світлофорі та визначати найбільш оптимальний розклад регулювання руху [11].

Крім того, інтелектуальні системи можуть використовувати інші параметри, такі як погода, врахування святкових днів та інші події, щоб прогнозувати трафік на перехресті. Наприклад, якщо система враховує, що на дорозі відбувається деякий масовий захід, то вона може передбачити

збільшення кількості транспортних засобів на дорозі та відповідно налаштувати роботу світлофора.

Інтелектуальні системи регулювання руху, які використовують нейронні мережі, мають великий потенціал для оптимізації автомобільного та пішохідного рухів у містах. Вони використовують дані реального часу, аналізуючи дані про дорожній рух із датчиків, камер, пристроїв GPS та інших джерел, ці системи можуть оптимізувати цикли сигналів і розподіл зеленого часу для покращення транспортного потоку, що призводить до більш точного і чутливого управління рухом на перехрестях [11].

Інтелектуальні системи регулювання руху можуть аналізувати історичні дані, щоб ідентифікувати складні часові закономірності, включаючи щоденні та щотижневі коливання трафіку, сезонні зміни та особливі події та можуть адаптуватися до мінливих умов дорожнього руху, оптимізувати цикли сигналу та розподіляти час зеленого сигналу на основі попиту, що сприяє покращенню транспортного потоку та зменшенню заторів. Також вони можуть здійснювати координацію кількох перехресть, а саме полегшити координацію між перехрестями, обмінюючись даними про дорожній рух і синхронізуючи час сигналів на перехрестях. Це дозволяє створювати зелені хвилі, дозволяючи транспортним засобам рухатися через ряд перехресть без непотрібних зупинок. Така координація покращує транспортний потік уздовж магістралей і зменшує затримки [3].

Також саме інтелектуальні системи керування дорожнім рухом можуть надавати пріоритет різним видам транспорту, таким як громадський транспорт, машини швидкої допомоги, пішоходи, велосипедисти. Виявляючи та розпізнаючи ці режими, система може регулювати час сигналу, щоб надавати їм пріоритет, підвищуючи безпеку, скорочуючи час руху та сприяючи екологічним варіантам транспортування. Вони можуть інтегруватися з інфраструктурою розумного міста. Інтелектуальні системи керування дорожнім рухом можна інтегрувати з іншими компонентами інфраструктури розумного міста, такими як системи розумного паркування, підключені

транспортні засоби та платформи керування транспортом. Ця інтеграція забезпечує кращу координацію та обмін даними, забезпечуючи цілісний підхід до управління трафіком і підвищуючи загальну ефективність транспортування.

Одним із найважливіших властивостей таких систем з точки зору безпеки є виявлення інцидентів і реагування. Інтелектуальні системи можна навчити виявляти та класифікувати дорожні інциденти, такі як аварії, поломки або небезпеки на дорозі. Аналізуючи відео в реальному часі або дані датчиків, нейронні мережі можуть визначати аномальні моделі трафіку та ініціювати відповідні заходи реагування, такі як сповіщення органів влади або коригування часу сигналу для пом'якшення впливу інцидентів на потік транспорту [12].

До розширених функцій безпеки інтелектуальних систем керування дорожнім рухом можна додати такі:

- виявлення пішоходів і велосипедистів,
- виявлення пішоходів з дитячими чи інвалідними візками,
- виявлення порушень проїзду на червоне світло,
- системи запобігання зіткненням.

Ці функції підвищують безпеку на перехрестях, сповіщаючи водіїв, надаючи попередження та покращуючи загальний потік руху.

Інтелектуальні системи керування дорожнім рухом генерують величезну кількість даних про моделі руху, рівень заторів. Ці дані можна використовувати для прийняття рішень, дозволяючи транспортним агенціям виявляти вузькі місця, оптимізувати планування інфраструктури та впроваджувати цільові заходи для покращення умов руху. Це також дозволяє здійснювати керування пішоходами, а саме аналізувати поведінку пішоходів на перехрестях, дозволяючи інтелектуально керувати пішохідним рухом, оптимізувати синхронізацію пішохідних сигналів, надавати пріоритет переходу для пішоходів і підвищувати загальну безпеку пішоходів [13].

Однією із особливостей саме інтелектуальних систем є використання алгоритмів просторового аналізу. Аналізуючи історичні дані трафіку в різних

місцях, ці алгоритми можуть ідентифікувати просторові тенденції, точки заторів і моделі транспортних потоків. Цю інформацію можна використовувати для прогнозування умов дорожнього руху в певних областях або на певних маршрутах [14].

Погодні умови можуть суттєво впливати на стан доріг і рух транспорту. Інтелектуальні системи керування дорожнім рухом можуть включати дані про погоду, щоб відповідним чином адаптувати час сигналу. Наприклад, під час сильного дощу чи снігопаду система може продовжити зелений час для поворотів або налаштувати цикли сигналів, щоб пристосуватися до погіршення видимості та меншої швидкості руху. Також вони дозволяють здійснювати динамічне керування смугою. Інтелектуальні системи керування дорожнім рухом можуть включати стратегії динамічного керування смугою для оптимізації транспортного потоку. Наприклад, у пікові періоди система може відкривати додаткові смуги в напрямку з підвищеним попитом і закривати смуги в протилежному напрямку, щоб краще адаптуватися до схем руху. Це адаптивне керування смугою руху допомагає збільшити пропускну здатність дороги та мінімізувати затори [10].

У цих системах відбувається інтеграція з транспортними засобами, підключеними до інформаційних мереж. Інтелектуальні системи керування дорожнім рухом можуть спілкуватися з підключеними транспортними засобами для збору даних у режимі реального часу про положення транспортних засобів, швидкості та умов дорожнього руху. Завдяки інтеграції з технологією підключеного автомобіля система може регулювати час сигналу на основі цієї інформації, оптимізуючи транспортний потік і зменшуючи ймовірність зіткнень. Нейромережеві світлофори розраховують мільйони параметрів, що постійно змінюються, і вибирають оптимальний алгоритм, у результаті підвищується пропускну здатність і безпека руху в будь-яких ситуаціях, включно з аварійними: на смугах, де одне зіткнення може перерости в серію зіткнень, рух автоматично зупиняється [15].

Інтелектуальні системи керування дорожнім рухом можуть сприяти досягненню енергоефективності та скорочення викидів. Оптимізуючи хронометраж сигналу на основі попиту на трафік, система може зменшити кількість непотрібних зупинок і холостого ходу, сприяючи більш плавному руху транспорту та зменшенню споживання палива. Це не тільки покращує загальний вплив на навколишнє середовище, але й сприяє екологічній транспортній практиці.

Інтелектуальні системи на основі нейронних мереж можуть бути розроблені таким чином, щоб бути масштабованими та сумісними. Вони можуть адаптуватися до різних типів перехресть, інтенсивності трафіку та конфігурації інфраструктури. Крім того, використання стандартних форматів даних і протоколів зв'язку забезпечує інтеграцію з існуючими системами управління трафіком, забезпечуючи плавний перехід і сумісність із застарілою інфраструктурою [16-17].

Існуючі адаптивні світлофори не можуть гарно адаптуватися до мінливих умов руху, часто не мають можливостей прогнозування, що робить їх реактивними, а не проактивними. Вони не враховують майбутні умови дорожнього руху та не передбачають потенційних місць заторів, що обмежує їх здатність ефективно керувати потоком транспорту [18].

Інтелектуальні системи постійно навчаються та оптимізують синхронізацію сигналу на основі даних про трафік у реальному часі. Мають можливість прогнозувати дорожній стан на підставі історичних даних. Навчаючись на історичних даних і вхідних даних у режимі реального часу, системи на основі нейронних мереж можуть прогнозувати умови дорожнього руху, передбачати гарячі точки заторів і проактивно оптимізувати час зеленого сигналу. Це дозволяє краще керувати трафіком, покращити розподіл ресурсів і підвищити загальну продуктивність системи. Інтелектуальні системи керування дорожнім рухом на перехрестях пропонують численні перспективи для покращення та оптимізації управлінням дорожнім рухом [19].



Загалом, потенціал для розробки нових типів інтелектуальних систем керування дорожнім рухом на перехрестях з використанням нейронних мереж є дуже перспективним. Системи на основі нейронних мереж можуть усунути обмеження існуючих систем шляхом включення даних у реальному часі, адаптивності, можливостей прогнозування та мультимодальних міркувань. Використовуючи потужність нейронних мереж, транспортні агентства можуть розробити більш ефективні, оперативні та стійкі системи керування дорожнім рухом, які покращують загальний досвід транспортування.

### **1.3 Особливості впровадження інтелектуальних систем регулювання руху**

Питання проектування та експлуатації інтелектуальних світлофорів піднімаються та вивчаються протягом тривалого часу. Дуже привабливо мати систему регулювання дорожнього руху, що самостійно аналізує потік автомобілів та пішоходів, враховує статистику за попередній час та підбирає оптимальні інтервали пропуску автомобілів та пішоходів. Зв'язавши модульно такі системи у межі міста, можна значно збільшити пропускні здібності автомобільних доріг, не збільшуючи ширину дорожнього полотна (що далеко не завжди можливо фізично та фінансово), а також підвищити безпеку на дорогах для всіх учасників руху – водіїв та пішоходів [20].

Також інтелектуальні системи регулювання дорожнього руху можна розглядати як частину «розумних міст» яка пропонує потенціал для значного покращення ефективності керуванням дорожнім рухом, покращенням транспортних мереж міст, підвищення безпеки та створення більш зручного для життя міського середовища [21].

Питання створення інтелектуальних систем регулювання руху на перехрестях було теоретично досліджено багато разів, у світі було багато

гучних заяв, що ось-ось в реальну експлуатацію з управління регулювання дорожніх потоків повсюдно будуть включені системи штучного інтелекту і це перетворить всю систему управління дорожнім рухом у містах. Однак, на практиці, у світі працюють в основному "адаптивні світлофори", які просто можуть змінювати тривалість сигналів залежно від датчиків на дорожньому полотні або враховуючи наповненість автомобілями ширини дорожнього полотна. Вони працюють декілька десятиліть у США, Європі, але ніяк не використовують принципи штучного інтелекту й ці системи мають багато нарікань щодо надійності та коректності визначення стану трафіку [22].

Наприклад, корпорація IBM вже давно працює в цьому напрямку і в 2018 році вони заявили, що запатентували таку систему [23-24]. Проте ще не було новин або публікацій, що такі вузли дорожнього руху реально успішно працюють.

Fraunhofer-Gesellschaft у Німеччині спільно з урядом та приватними спонсорами намагаються вирішити цю проблему [25]. Вони намагаються робити окремо систему для пішохідних світлофорів та автомобільних [26]. У Німеччині є певні юридичні обмеження для зйомок людей на відеокамери з їх розпізнаванням і тому там вирішили для пішоходів використовувати не відеокамери, а лідари, щоб визначати кількість пішоходів та відстані до об'єктів, швидкість переміщення без фіксації людей на відео.

В окремо взятому містечку на конкретному перехресті вони знімали потоки транспорту та пішоходів, проєктували систему та навчали її. До літа 2022 року вони обіцяли завершити і представити готову систему, щоб вона працювала в автоматичному режимі на тому ж перехресті. Однак, на зараз відомо, що в реальну експлуатацію ці вироби ще не пішли. Експериментальні дослідження та реальна експлуатація систем управління дорожнім рухом можуть дуже відрізнятись [27].

Створення інтелектуальних моделей управління дорожнім рухом потребує багатодисциплінарного підходу, що включає досвід у транспортній інженерії, аналітиці даних, машинному навчанні та міському плануванні.

Враховуючи ці міркування, моделі можуть ефективно регулювати трафік на перехрестях, оптимізувати розподіл ресурсів, підвищити мобільність, підвищити безпеку та сприяти розвитку розумних і стійких міст.

Інтелектуальні системи управління дорожнім рухом на перехрестях є важливим фактором підвищення безпеки в містах та якості життя громадян. Незважаючи на переваги, відмова таких систем має неоднозначні наслідки. Вони варіюються від короточасних перебоїв у русі до довгострокових наслідків, таких як нещасні випадки та збільшення викидів. Тому для того, щоб такі системи були прийняті державними та муніципальними органами влади, необхідно чітко продемонструвати їхні переваги та ретельно управляти ризиками, пов'язаними з їхнім впровадженням [15].

Однак, інтелектуальні системи керування дорожнім рухом мають кілька невід'ємних характеристик, які створюють значні проблеми при обговоренні надійності системи. Інтелектуальні системи працюють у складному соціально-технічному контексті. Вони складаються з взаємопов'язаних технологічних систем, які взаємодіють з багатьма різними зацікавленими сторонами. Ці зацікавлені сторони включають як муніципальну владу, так і громадськість, які можуть мати численні і часто суперечливі цілі. Наприклад, пересування містом якомога швидше, не враховуючи при цьому міркування безпеки та екології. Це призводить до труднощів у визначенні точної "бажаної" поведінки. Використання компонентів штучного інтелекту, які приймають непрозорі та нечіткі рішення, ще більше ускладнює завдання, пов'язані з розробкою і впровадженням надійних систем управління дорожнім рухом на основі штучного інтелекту. Сюди входить оцінка практичності, ризиків та інформування про такі різні очікування. Розумні міста та їхні транспортні системи - це складні соціально-технічні системи, засновані на використанні передових технологій штучного інтелекту. І ці системи, ймовірно, ставатимуть все більш залежними від штучного інтелекту в майбутньому. Тому ризики безпеки в контексті розвитку розумних міст потребують ретельної оцінки при впровадженні нових технологій управління дорожнім рухом [16].

У Великій Британії розроблявся та впроваджувався проєкт "Розумні автомагістралі" (близько 10% усіх автомагістралей у Великій Британії було модернізовано до рівня "розумних"). Це автомагістралі, які використовують інтелектуальні методи управління дорожнім рухом для збільшення пропускну здатності та зменшення заторів, особливо на завантажених ділянках [17].

"Розумні" автомагістралі були розроблені компанією Highways England для управління дорожнім рухом таким чином, щоб зменшити вплив на навколишнє середовище, витрати і час. Однак після низки смертельних аварій на таких автомагістралях уряд Великої Британії вирішив призупинити проєкт, оскільки він не здобув довіри громадськості [6]. Представник офісу прем'єр-міністра визнав, що люди дійсно стурбовані тим, як працюють "розумні" автомагістралі, і що значна кількість людей заявили, що не відчують себе в безпеці на цих дорогах. "Розумні" автомагістралі більше не будуватимуть у Великій Британії з міркувань безпеки», заявив прем'єр-міністр Ріші Сунак [7].

Очевидно, що інтегрування інтелектуальних систем керування рухом потребує значний обсяг робіт щодо методів забезпечення надійності таких систем.

Останніми роками дослідники зосередилися на використанні штучного інтелекту для оптимізації планування трафіку (наприклад, [28], [29], [30]), і для прогнозування трафіку [11]. Використовуючи різні форми датчиків, розміщених на дорогах, можна збирати дані з усього міста і розраховувати оптимальну конфігурацію управління дорожнім рухом на перехрестях в режимі реального часу по всьому місту. Такі системи стосуються всієї інфраструктури мобільності, а не лише потоку пасажирських транспортних засобів. Тому ці системи базуються на ієрархії як нових, так і застарілих систем, таких як існуючі системи управління перехрестями, які не дозволяють світлофорам перемикатися на конфліктні сигнали (наприклад, конфліктний напрямок - зелений), але можуть приймати лише локальні рішення про схеми перетину.

Відсутність передбачуваності та прозорості багатьох методів машинного навчання викликає суспільне занепокоєння щодо непередбачуваних збоїв і

небажаних побічних ефектів, які, можуть перешкодити суспільному прийняттю. Надійність систем керування дорожнім рухом на основі штучного інтелекту ще недостатньо досліджена. Різні показники ефективності, синтетичні сценарії та моделювання дорожнього руху, що використовуються для тестування систем, ускладнюють їх оцінку [12].

Теорія складних систем визначає систему як складну, якщо поведінка частини системи є природною властивістю взаємодій між частинами системи і її поведінка не може бути передбачена лише на основі знань про частини та їхні взаємодії. Інтелектуальні системи управління дорожнім рухом також можна розглядати як складні системи, а складність таких систем і функцій має багаторівневі наслідки. Наприклад, зміна фази світлофора може вплинути на більш широкі схеми транспортних потоків. Тому автоматизовані рішення в складних системах можуть призвести до непрямой і випадкової поведінки з непередбачуваними наслідками. Через притаманну системам інтелектуального керування дорожнім рухом на основі штучного інтелекту складність і невизначеність, при проектуванні, розгортанні та експлуатації таких систем необхідно враховувати багато факторів, деякі з яких пов'язані із загальною системою, а деякі специфічні для використання штучного інтелекту. Підготовка до наслідків прийняття рішень використання штучного інтелекту в системах управління дорожнім рухом вимагає цілісного і міждисциплінарного підходу до розробки обґрунтованих очікувань щодо складних інтелектуальних систем. Існує багато соціальних ризиків, пов'язаних з розгортанням таких систем. Незважаючи на правові, технічні та етичні проблеми, пов'язані з цими системами, слід також визнати, що використання штучного інтелекту пропонує можливості, які не можуть бути реалізовані традиційними технологіями. Тому ризики, пов'язані з розгортанням таких систем, повинні бути ретельно збалансовані з їхніми потенційними перевагами [31-34].

## 1.4 Висновки до розділу 1

Інтелектуальні системи регулювання дорожнього руху мають значний потенціал для вирішення проблем заторів, підвищення пропускної здатності та безпеки на дорогах. Вони можуть аналізувати дані в реальному часі, прогнозувати умови руху, оптимізувати роботу світлофорів. Однак на практиці впровадження таких систем нашою хується на складнощі.

Інтелектуальні системи працюють у складному соціально-технічному середовищі з багатьма зацікавленими сторонами, часто з суперечливими цілями. Це ускладнює визначення бажаної поведінки систем та оцінку ризиків.

Непрозорість та непередбачуваність алгоритмів штучного інтелекту створює проблеми з довірою та прийняттям таких систем суспільством. Як показує приклад Великої Британії, аварії та збої "розумних" систем регулювання руху викликають обґрунтоване занепокоєння громадськості щодо безпеки. Інтелектуальні системи керування дорожнім рухом є складними системами, де локальні зміни можуть мати непередбачені наслідки. Це вимагає міждисциплінарного цілісного підходу на всіх етапах розробки та розгортання для пом'якшення ризиків.

Незважаючи на очевидні переваги, практичне застосування інтелектуальних систем регулювання руху вимагає ретельного аналізу та виваженого підходу з урахуванням усіх аспектів - технічних, соціальних, правових та етичних.

## 2 ПРОЄКТУВАННЯ СИСТЕМИ

У зв'язку з відсутністю готових та безпроблемно працюючих інтелектуальних систем регулювання рухом на перехрестях були

сформульовані вимоги до системи, що розробляється.

## **2.1 Визначення вимог до розроблюваної інтелектуальної системи**

### **2.1.1 Підстави для розробки**

Підставою для розробки інтелектуальної системи регулювання руху на перехресті служить завдання на магістерську роботу на тему "Інтелектуальна система регулювання руху на перехрестях", затверджене наказом №400 від 24 жовтня 2023 р. по НУ "Запорізька політехніка".

### **2.1.2 Призначення розробки**

Інтелектуальна система, що проектується, призначена для дослідження процесів адаптивного регулювання руху на перехрестях у дорожньо-транспортній інфраструктурі населених пунктів і поза ними. Користувачами цієї системи являються пішоходи, водії, транспортні агенції, логістичні й комунальні компанії.

Для ефективного визначення автомобільного і пішохідного потоків система повинна використовувати відеокамери і сенсори.

Ще одним ключовим елементом розробленої системи є використання нейронних мереж, що значно підвищує адаптивність та ефективність системи. Нейронні мережі можна використовувати для більш точної оцінки заторів на перехрестях і визначення оптимального циклу зеленого світла для різних напрямків руху з урахуванням існуючих умов. Система стає гнучкішою і може приймати більш обґрунтовані рішення щодо керування сигналами світлофора. Нейронні мережі можна використовувати для розпізнавання навантаження на перехрестях. Таким чином, цикли світлофорів можуть бути адаптовані для ефективного керування рухом [35].

Проектовану систему надалі можна вдосконалити за рахунок використання нейронних мереж, що прогнозують зміни транспортного потоку

на основі історичних даних. Це дасть змогу системі більш ефективно адаптуватися до часових тенденцій зміни інтенсивності руху транспорту і пішоходів на цьому перехресті.

### **2.1.3 Функціональні можливості системи**

- виявлення транспортного потоку завдяки безперервному моніторингу руху на перехресті за допомогою датчиків і камер;
- розпізнавання та відстеження скупчення машин;
- адаптивне встановлення часу циклів сигналів світлофора відповідно до поточного навантаження на перехресті.

### **2.1.4 Зовнішні інтерфейси**

- програмне забезпечення системи отримує дані по автомобільному дорожньому руху, наявності та кількості пішоходів від апаратних засобів системи: відеокамер, лідарів, програмно-апаратних модулів "машинного зору", які здійснюють розпізнавання об'єктів-учасників дорожнього руху;
- засоби реалізації технології Vehicle-to-Everything (V2X), що забезпечує обмін інформацією між світлофорами і автомобілями, оснащеними системою V2X;
- система звукових сигналів і світлових індикаторів для інформування пішоходів про стан світлофора і час, що залишився до безпечного переходу;
- надання голосових повідомлень для забезпечення безпеки та комфорту людей з вадами зору та незрячих пішоходів;
- надання даних про стан світлофорів дорожнім органам і службам управління дорожнім рухом для кращого управління дорожнім рухом;
- зв'язок з іншими інтелектуальними системами в "розумному місті", наприклад, із системами громадського транспорту;
- за результатами аналізу при необхідності змінити стан сигналів світлофора використовується контролер сигналів світлофора.

### **2.1.5 Передбачувані функції проєктуємої системи**

- виявлення транспортних і пішохідних потоків за допомогою різних датчиків;



- використання алгоритмів, які дозволяють світлофору адаптуватися до поточних умов руху (можуть базуватися на даних про поточну завантаженість перехрестя, прогнозах руху та інших факторах);
- адаптивна оптимізація часу циклів сигналів світлофору;
- надання можливості взаємодії з транспортними агентами, диспетчерськими службами та іншими сторонніми системами для кращого управління рухом та обміну інформацією;
- надання інструментів моніторингу системи для оптимізації продуктивності та точності роботи;
- автоматичне керування автомобільним і пішохідним рухом залежно від стану трафіку на цьому дорожньому вузлі, адаптація тривалості зеленого сигналу світлофора залежно від щільності трафіку учасників руху;
- працювання у режимі реального часу.

### **2.1.6 Атрибути системи**

З огляду на ключову роль інтелектуальної системи в управлінні дорожнім рухом і безпеці учасників дорожнього руху, дуже важливо забезпечити захищеність програмного забезпечення інтелектуальних світлофорів. Найбільш прийнятними та ефективними способами забезпечення програмної та апаратної безпеки інтелектуальних світлофорів є:

- фізичний захист обладнання та інфраструктури світлофору для запобігання несанкціонованому доступу та фізичним атакам;
- використання механізмів аутентифікації та авторизації для доступу до програмного забезпечення;
- шифрування даних, що передаються між світлофорами та іншими пристроями в системі (дані про транспортний потік, команди управління, інші конфіденційні дані);
- використання системи моніторингу подій у системі для відстеження підозрілих дій та можливих атак;
- використання комплексу дій з мережевої безпеки (шифрування по мережі, брандмауер та інш.).

Захист програмного забезпечення інтелектуальної сигналізації вимагає комплексного підходу, який включає як технічні, так і організаційно-процедурні заходи. Методи захисту системи повинні постійно оновлюватися у відповідь на мінливі загрози.

Належна робота інтелектуальних систем управління дорожнім рухом є ключовим фактором для забезпечення безпеки, ефективності та зручності транспорту в сучасних містах. Вона знижує ймовірність дорожньо-транспортних пригод і забезпечує безпеку пішоходів, велосипедистів, водіїв та інших учасників дорожнього руху. Дає змогу ефективно управляти дорожнім рухом, оптимізувати використання дорожньої інфраструктури, знизити витрати на паливо, скоротити час у дорозі, підвищити мобільність міського населення, знизити викиди шкідливих речовин.

Умови експлуатації повинні відповідати вимогам, які пред'являються до технічних засобів. Показники зовнішньої середовища (температура, відносна вологість, швидкість руху повітря) повинні відповідати допустимим значенням в робочій зоні системи.

### **2.1.8 Проектні обмеження**

Проектні обмеження, що накладаються на реалізацію програмного модулю, що проектується у рамках даної роботи: аналізом автомобільного трафіку на перехрестях та рішеннями щодо його регулювання присвячено багато робіт. У рамках цієї роботи передбачається спроектувати модуль аналізу пішохідного трафіку та використовувати результати його аналізу для керування сигналами світлофора.

Інтелектуальні системи регулювання руху на перехрестях надалі мають інтегруватися в єдину соціально-транспортну систему "розумних" міст та стати одним із їх базових інфраструктурних елементів. Системи регулювання руху є невід'ємною складовою місцевих транспортних інфраструктур. Місцеві закони, правила у сфері транспорту і безпеки дорожнього руху, захисту даних, конфіденційності можуть обмежувати функціональність і продуктивність системи, вимагати суворих заходів безпеки під час збору, передачі і зберігання

інформації про дорожній рух.

## 2.2 Структура системи

Структурна схема інтелектуальної системи регулювання руху на перехресті наведена на рис. 2.1.

Блоки, які входять до складу системи:

- система камер;
- датчики транспортних засобів, пішоходів;
- блок інтелектуальної обробки даних;
- контролер сигналів світлофора.

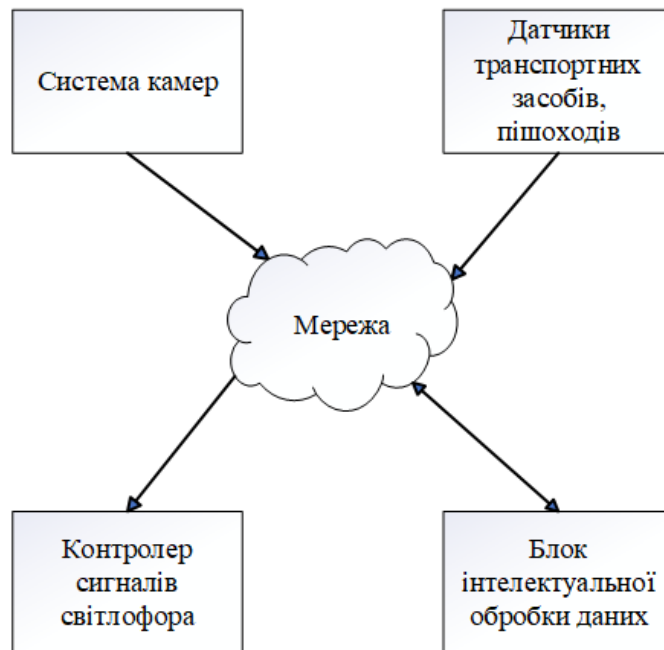


Рисунок 2.1 – Загальна схема системи інтелектуального регулювання рухом на перехресті.

Структурна схема інтелектуальної системи регулювання руху на перехресті складається з декількох ключових компонентів. Перший з них – це система камер. Ця система включає в себе одну або декілька відеокамер, які встановлюються на перехресті з метою моніторингу дорожньої ситуації.

Відеокамери забезпечують збір візуальної інформації про дорожній рух, включаючи рух транспортних засобів та пішоходів. Ця інформація передається до центрального обчислювального блоку для подальшої обробки.

Характеристики камер для інтелектуальної системи регулювання руху на перехресті мають важливе значення для ефективності всієї системи. Висока роздільна здатність, як 1080p або вище, забезпечує чітке зображення, що є критичним для розпізнавання окремих об'єктів, таких як транспортні засоби, дорожні знаки, та пішоходи. Широкий кут огляду дозволяє охопити більшу площу перехрестя, зменшуючи кількість необхідних камер. Ці характеристики безпосередньо впливають на здатність нейронних мереж ефективно визначати ключові показники руху, включаючи щільність трафіку, типи транспортних засобів, рух пішоходів, та інші важливі параметри, що впливають на рішення системи управління рухом.

Наступним компонентом в структурній схемі інтелектуальної системи регулювання руху на перехресті є датчики транспортних засобів та пішоходів. Ці датчики відіграють ключову роль у зборі даних про дорожню ситуацію. Вони можуть включати в себе індуктивні петлі, встановлені в дорожньому покритті для виявлення металевих об'єктів, таких як автомобілі, а також інфрачервоні та лазерні датчики для виявлення руху пішоходів. Ця інформація використовується для визначення інтенсивності руху, щільності транспортних засобів, та інших важливих параметрів, які допомагають системі приймати рішення про оптимізацію руху.

Наступним важливим компонентом є блок інтелектуальної обробки даних. Цей блок є мозковим центром системи, де відбувається аналіз та обробка всіх зібраних даних. Він використовує алгоритми машинного навчання та нейронні мережі для інтерпретації інформації від камер та датчиків. На основі цього аналізу система може робити прогнози про зміни в дорожньому русі та приймати рішення про оптимізацію світлофорних сигналів для покращення руху.

Останнім елементом структурної схеми є контролер сигналів світлофора.

Цей компонент відповідає за управління світлофорними сигналами на основі інформації та рішень, отриманих від блоку інтелектуальної обробки даних. Контролер забезпечує синхронізацію світлофорів, регулюючи часові інтервали зеленого, жовтого та червоного сигналів, залежно від поточних дорожніх умов, що сприяє зменшенню заторів та покращенню безпеки на дорогах.

## **2.3 Функціонування системи**

### **2.3.1 Загальний опис**

Система камер подає безперервний відеопоток до блоку інтелектуальної обробки даних. Сигнали з датчиків надають додаткову актуальну інформацію на перехресті. З цієї інформації визначається кількість та тип учасників руху на кожній лінії перехрестя. Дані аналізуються за допомогою алгоритмів комп'ютерного зору та машинного навчання.

Система визначає поточну інтенсивність руху, типи транспортних засобів, напрямок і швидкість. На основі даних про поточний транспортний потік система прогнозує можливі зміни та визначає, як краще керувати сигналами, щоб забезпечити безпечний та ефективний рух транспорту.

Система регулює роботу світлофорів на перехресті в режимі реального часу відповідно до поточної ситуації. Тривалість і стан сигналів світлофору коригуються відповідно до виявлених даних і прогнозованих змін у транспортному потоці. Якщо поточний стан сигналів світлофору не співпадає з оптимальним, блок інтелектуальної обробки даних надсилає контролеру сигналів команду зміни поточного сигналу. Система забезпечує безпечні інтервали часу для переходу пішоходами дороги та оптимізує роботу світлофорів, щоб мінімізувати ризик для пішоходів.

До системи можуть бути підключені інформаційні табло, світлові індикатори та звукові сигнали для надання водіям та пішоходам інформації про

поточний стан світлофора.

У систему можуть бути вбудовані елементи для інтеграції з іншими інтелектуальними системами, такими як системи громадського транспорту і системи управління паркуванням, для координації роботи різних елементів міської інфраструктури.

Системи виявлення зіткнень також можуть бути інтегровані в системи моніторингу дорожньо-транспортних пригод.

### **2.3.2 Діаграма активностей**

Для відображення логіки роботи проектуємої системи було розроблено модель у вигляді UML-діаграми активностей (рис. 2.2).

Потік подій для розробленої діаграми активностей.

Крок 1. Користувачи під'їжджають (підходять) до інтелектуальної системи управління рухом на перехресті.

Крок 2. Сенсорні пристрої фіксують дані про трафік на перехресті та передають до алгоритму роботи.

Крок 3. За допомогою алгоритмів машинного зору відбувається розпізнавання об'єктів на перехресті.

Крок 4. Визначається напрямок руху та щільність потоків учасників дорожнього руху.

Крок 5. Якщо присутні транспортні засоби, здійснюється перехід до кроку 7, інакше - до кроку 8.

Крок 6. Якщо пішоходи присутні, здійснюється перехід до кроку 7, інакше - до кроку 8.

Крок 7. Визначається оптимальний стан сигналів системи для поточних вхідних даних.

Крок 8. Здійснюється порівняння поточного стану сигналів системи з розрахованим новим оптимальним.

Крок 9. Якщо потрібна зміна сигналів системи, здійснюється перехід до кроку 10, інакше - до кроку 11.

Крок 10. Здійснюється формування необхідних команд для блоку

контролера сигналів.

Крок 11. Здійснюється формування необхідних команд для блоку контролера сигналів.

Крок 12. Світлові сигнали, звуки та інші повідомлення виводяться на інтерфейс системи через засоби виводу.

Крок 13. Користувачі системи отримують повідомлення щодо можливості (неможливості) подальшого руху та використовують це для своїх подальших дій.

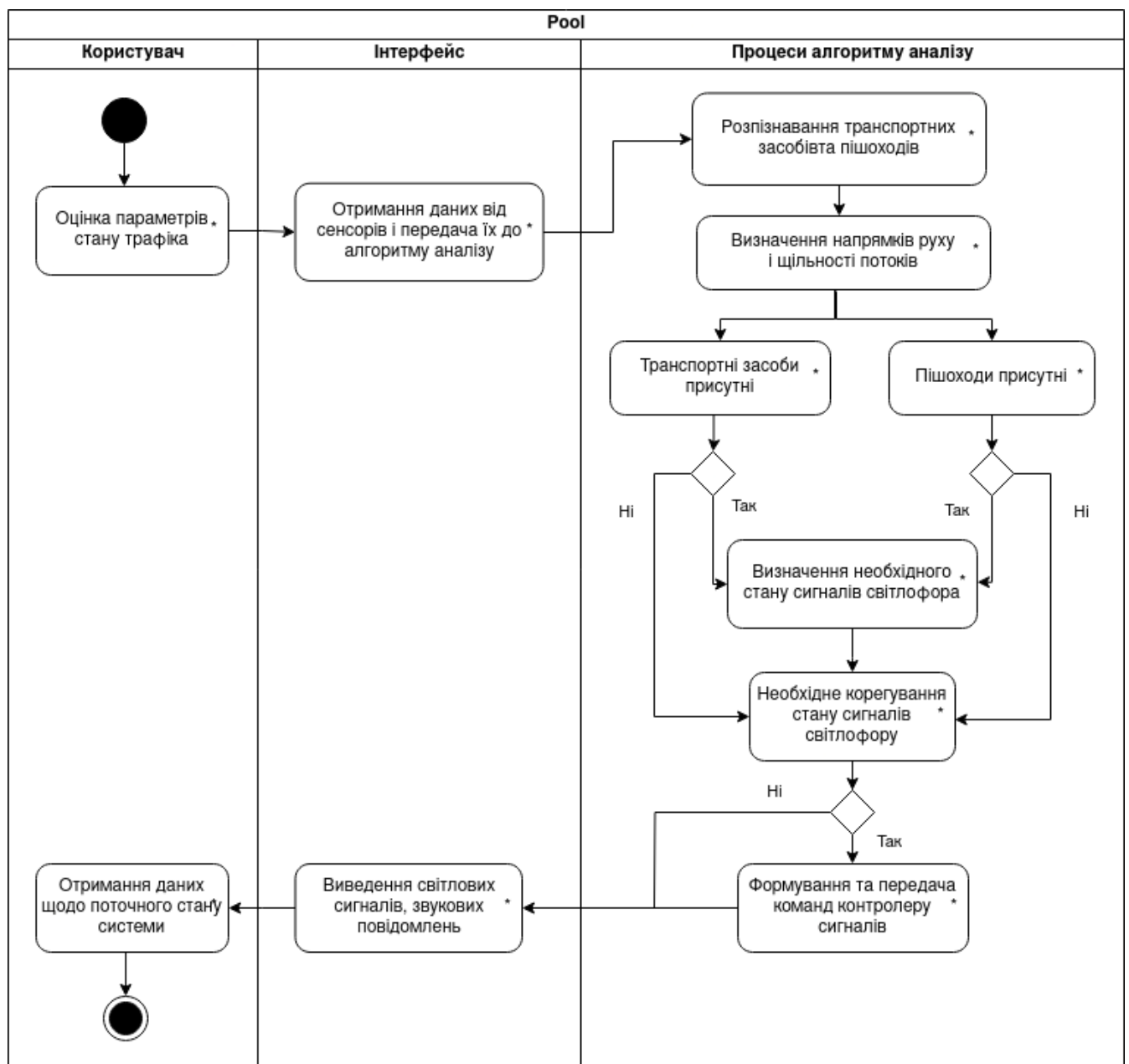


Рисунок 2.2 – Діаграма активностей

## **2.4 Висновки до розділу 2**

Розроблена інтелектуальна система регулювання руху на перехрестях призначена для адаптивного управління світлофорами залежно від реальних умов трафіку. Вона використовує дані відеокамер, датчиків та алгоритмів комп'ютерного зору для моніторингу та аналізу транспортних і пішохідних потоків.

Система дозволяє в режимі реального часу коригувати тривалість і послідовність сигналів світлофора, щоб оптимізувати рух та уникнути утворення заторів.

Для підвищення надійності та захищеності системи передбачено комплекс технічних і організаційних заходів. Зокрема, шифрування та автентифікація даних, моніторинг подій безпеки, фізичний захист обладнання.

Інтелектуальна система дозволяє автоматизувати процес управління трафіком на міських перехрестях та підвищити загальну ефективність транспортної системи. Подальші напрямки удосконалення включають інтеграцію з іншими елементами систем "розумного міста".

## **3 РОЗРОБКА СИСТЕМИ РЕГУЛЮВАННЯ РУХУ НА ПЕРЕХРЕСТЯХ**

### **3.1 Етапи розробки системи**

Таблиця 3.1 показує ключові етапи проєкту з розробки та імплементації системи управління трафіком, включаючи дослідження, збір даних, розробку моделі, тренування, інтеграцію, тестування, та моніторинг.



Таблиця 3.1 – Етапи розробки проєкту

№	Етапи проєкту	Опис
1	Дослідження та аналіз проблеми	Вивчити існуючі системи управління трафіком; Проаналізувати специфіку перехрестя; Зібрати вимоги та очікування від системи
2	Збір та аналіз даних	Зібрати дані про трафік; Проаналізувати дані для визначення шаблонів руху
3	Вибір та розробка моделі нейронної мережі	Вибрати тип нейронної мережі; Розробити архітектуру мережі та алгоритми навчання
4	Тренування моделі	Підготувати набір даних; Навчити модель, налаштувати параметри
5	Інтеграція системи з інфраструктурою	Інтегрувати мережу з інфраструктурою; Забезпечити зв'язок між системою та компонентами
6	Тестування та оптимізація	Провести тестування системи; Аналізувати результати, вносити корективи
7	Розгортання та моніторинг	Розгортання системи на перехрестях; Моніторинг та підтримка системи

На першому етапі, "Дослідження та аналіз проблеми", відбувається глибоке вивчення існуючих систем управління трафіком. Це передбачає аналіз переваг та недоліків різних технологій та методів, що вже використовуються. Паралельно з цим, команда проєкту детально вивчає особливості обраного перехрестя, включаючи аналіз інтенсивності руху, типових проблем, таких як затори чи аварійність. Це допомагає зрозуміти унікальні виклики та потреби цієї конкретної локації. Також на цьому етапі відбувається збір вимог та очікувань від майбутньої системи, що включає в себе як технічні аспекти, так і кінцеві цілі проєкту, наприклад, зниження часу очікування на світлофорах чи підвищення безпеки дорожнього руху.

Другий етап, "Збір та аналіз даних", зосереджений на зборі необхідної інформації для подальшого аналізу. Дані збираються з різних джерел, таких як відеокамери, сенсори на дорогах, а також можуть включати інформацію від муніципальних служб. Після збору даних вони аналізуються для виявлення основних шаблонів руху, проблемних точок та загальних тенденцій у русі транспорту. Цей аналіз допомагає визначити ключові аспекти, на які слід зосередитися під час розробки системи.

На третьому етапі, "Вибір та розробка моделі нейронної мережі", вирішується, який тип нейронної мережі буде найбільш підходящим для обробки даних про трафік. Це може бути, наприклад, конволюційна нейронна мережа для обробки візуальних даних з камер. Розробляється архітектура мережі та алгоритми навчання, що включає вибір оптимальної структури нейронної мережі та методів навчання, які забезпечать найкращу ефективність та точність.

Четвертий етап, "Тренування моделі", передбачає підготовку набору даних для тренування та тестування моделі. Модель навчається на цих даних, після чого налаштовуються параметри для покращення її продуктивності та точності. Цей етап важливий для того, щоб забезпечити, що модель може точно прогнозувати та адаптуватися до різних ситуацій на дорогах.

П'ятий етап, "Інтеграція системи з інфраструктурою", включає в себе впровадження розробленої нейронної мережі в існуючу інфраструктуру перехрестя. Це передбачає забезпечення зв'язку між системою та різними компонентами, такими як світлофори, датчики руху, і іншими елементами інфраструктури.

Шостий етап, "Тестування та оптимізація", полягає у проведенні ретельного тестування системи в різних умовах для визначення її ефективності. На цьому етапі аналізуються результати тестування, і вносяться необхідні корективи для додаткового покращення роботи системи.

Сьомий етап, "Розгортання та моніторинг", включає повномасштабне розгортання системи на перехрестях. Після розгортання проводиться

моніторинг роботи системи для забезпечення її стабільності та ефективності, а також регулярно оновлюється та підтримується для відповідності змінним умовам та вимогам.

### 3.2 Збір даних

Збір різноманітних даних, що стосуються трафіку на перехрестях можна брати з певних пристроїв (табл. 3.2).

Таблиця 3.2 – Дані, що стосуються графіку на перехрестях

Тип даних	Опис
Відеодані з камер спостереження	Записи відео з камер, розташованих на перехрестях, є цінним джерелом інформації про поведінку транспортних засобів та пішоходів.
Дані з датчиків руху	Сенсори, встановлені на перехрестях, можуть забезпечити детальну інформацію про інтенсивність руху, швидкість транспортних засобів, та інші параметри [36].
Дані GPS з транспортних засобів	Інформація з GPS дозволяє отримати дані про швидкість руху, маршрути, та загальну динаміку руху в місті.
Метеорологічні дані	Погодні умови можуть впливати на рух, тому важливо враховувати також ці дані.
Дані з соціальних медіа та інших відкритих джерел	Публічні згадки про затори, аварії або інші події на дорогах можуть бути корисними для аналізу.

Використання відкритих наборів даних для тренування та тестування нейронних мереж в контексті управління дорожнім рухом є ключовою складовою розвитку сучасних інтелектуальних транспортних систем. Існує багато відкритих наборів даних, які можуть бути використані для тренування та тестування моделей нейронних мереж в контексті управління дорожнім рухом (табл. 3.3).

Таблиця 3.3 – Відкриті набори даних

Набір даних	Фокус	Тип даних	Країна/регіон	Відкритість доступу
NEXET [20]	Автономні транспортні засоби	Відео	Різні	Так
Cityscapes [21]	Сцени міського вуличного руху	Візуальні дані, семантична сегментація	Європейські міста	Так
Berkeley DeepDrive (BDD100k) [22]	Аналіз дорожнього руху	Відео, різні умови руху	США	Так
KITTI Vision Benchmark Suite [23]	Комп'ютерний зір для автономного водіння	Різноманітні (візуальні, Лідар тощо)	Німеччина	Так
UK Traffic Counts [24]	Обсяги руху на дорогах Великобританії	Дані датчиків руху	Велико-британія	Так

Для України найбільш підходящими будуть Cityscapes, через його релевантність до європейських умов, і NEXET, оскільки він надає широкий

спектр реальних сценаріїв дорожнього руху. Однак, в залежності від конкретних потреб та цілей, інші набори даних також можуть бути корисними.

Також може бути корисним використовувати дані з датчиків та IoT пристроїв для розуміння і аналізу стану дорожнього покриття та інших факторів, що впливають на безпеку та ефективність дорожнього руху. Отже, вибір набору даних повинен базуватися на конкретних цілях та вимогах проекту.

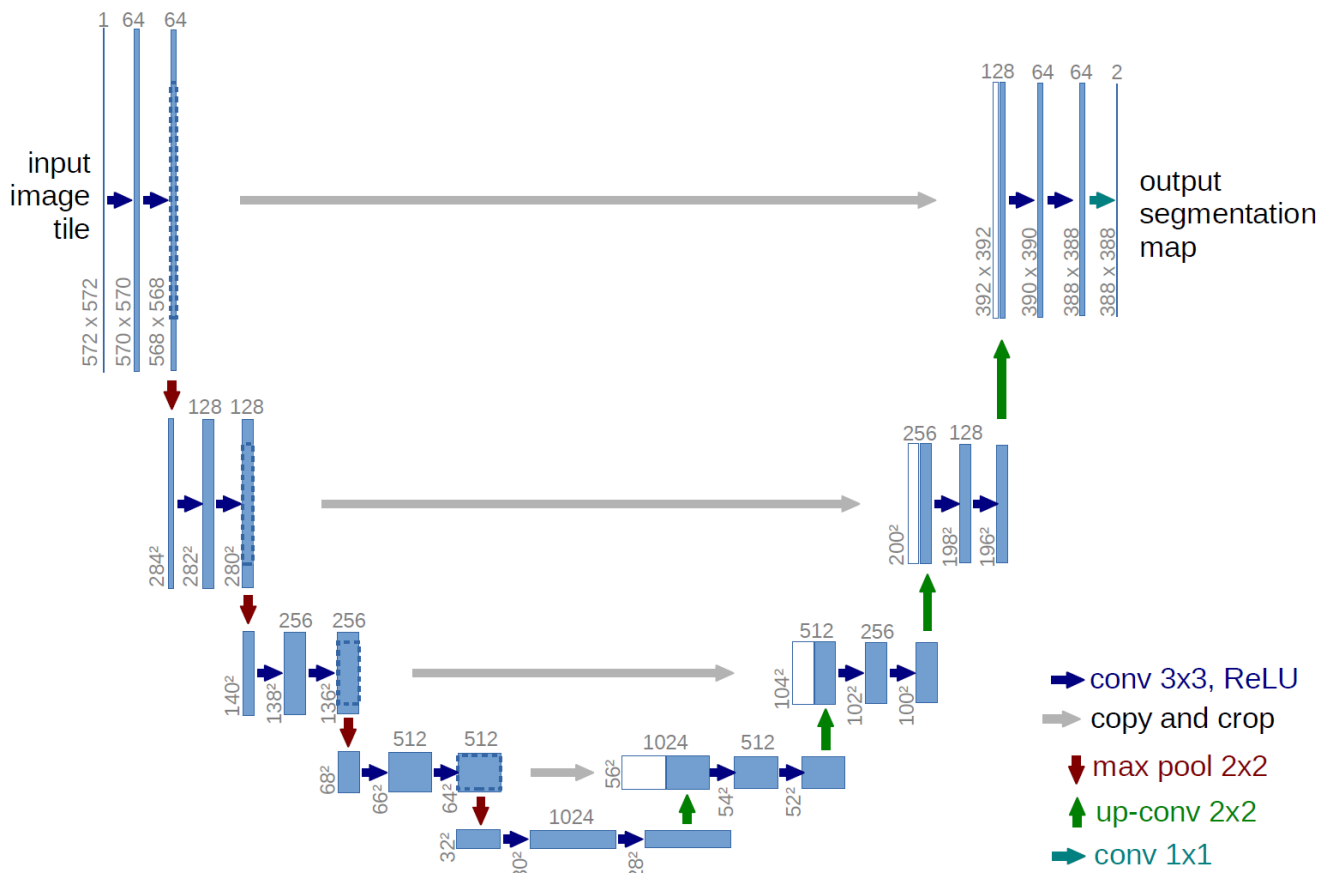


Рисунок 3.1 – Датасет Cityscapes

### 3.3 Вибір та розробка моделі нейронної мережі

Вибір та розробка моделі нейронної мережі для інтелектуальної системи керування рухом є ключовим етапом, який визначає ефективність та надійність

всієї системи. Важливо вибирати архітектуру нейронної мережі, яка найкраще відповідає конкретним вимогам та особливостям дорожнього руху. Для цього потрібно ретельно аналізувати різні типи мереж, такі як конволюційні нейронні мережі (CNN) для обробки зображень з камер спостереження, рекурентні нейронні мережі (RNN) для аналізу часових рядів, або глибокі нейронні мережі для комплексного аналізу великих обсягів даних. Вибір моделі також залежить від специфічних завдань, таких як прогнозування трафіку, виявлення аварійних ситуацій, розпізнавання дорожніх знаків чи оптимізація світлофорного регулювання.

При виборі типу нейронної мережі для обробки даних про трафік важливо звернути увагу на характеристики та специфіку даних (табл. 3.4).

Таблиця 3.4 – Типи нейронних мереж

Тип нейронної мережі	Застосування	Приклади даних
Згорткові нейронні мережі (CNN) [37]	Обробка візуальних даних	Зображення з камер спостереження, форми транспортних засобів, пішоходів, дорожні знаки
Рекурентні нейронні мережі (RNN) і їх варіації (LSTM, GRU)	Аналіз послідовних даних	Часові ряди з датчиків руху, GPS-дані
Глибокі нейронні мережі (DNN) [38]	Комплексний аналіз та класифікація	Метеодані, дані датчиків
Гібридні моделі [39]	Комплексний аналіз різних типів даних	Комбінація візуальних даних та часових рядів

Згорткові нейронні мережі (CNN) є ідеальним вибором для обробки даних про трафік, особливо коли йдеться про візуальні дані. Вони ефективно розпізнають шаблони, що дозволяє точно ідентифікувати об'єкти, такі як транспортні засоби, пішоходи та дорожні знаки. Це особливо важливо в контексті управління дорожнім рухом, де точність ідентифікації об'єктів та розуміння сцен є критичними для безпеки та ефективності. Завдяки своїй спеціалізації на обробці візуальних даних, CNN забезпечують високу точність та надійність у цій сфері.

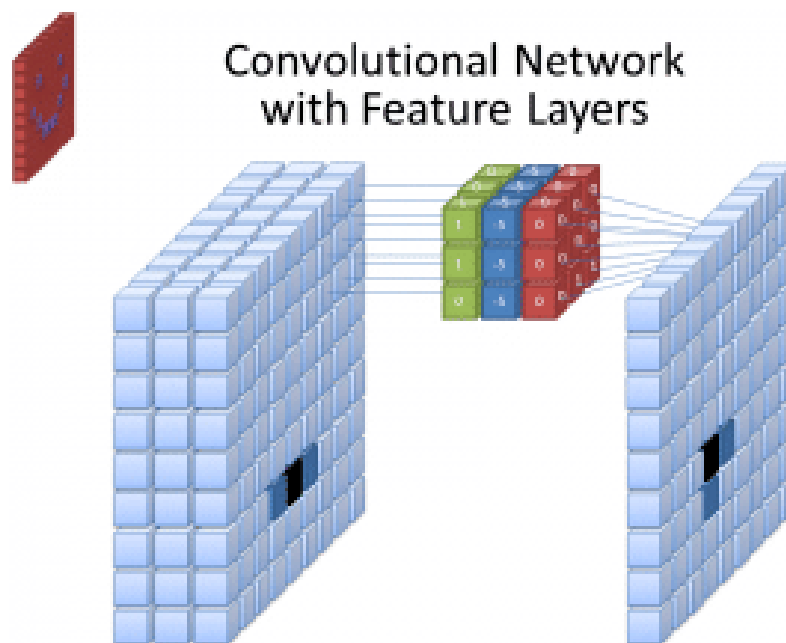


Рисунок 3.2 – Згорткова нейронна мережа

Основні математичні концепції та умови, які стоять за CNN.

В основі CNN лежить операція згортки, яка використовує фільтр або ядро для виявлення особливостей у вхідних даних [40]. Математично, конволюційний шар визначається як:

$$f(I,j) = \sum \sum * I(m,n) * K(i-m,j-n),$$

де  $f(i,j)$  - вихідний елемент,

$I$  - вхідне зображення,

$K$  - ядро конволюції,

$m, n$  - індекси, що пробігають по вхідному зображенню.

ReLU (Rectified Linear Unit) є популярною функцією активації, що вносить нелінійність, дозволяючи мережі навчатися складнішим патернам.

Математично ReLU визначається як:

$$R(x) = \max(0, x),$$

де  $x$  - вхідний сигнал.

Після конволюційних та активаційних шарів, зазвичай застосовується операція згортання для зменшення розміру даних і виокремлення найважливіших особливостей. Найчастіше використовується Max Pooling:

$$P(i, j) = \max W(i, j),$$

$P(i, j)$  - вихідний елемент,

$I$  - вхідна матриця,

$W_{i, j}$  - вікно пулінгу.

В кінці CNN, повнозв'язні шари використовуються для класифікації або інших задач. Ці шари обчислюються як лінійна комбінація їхніх входів:

$$F(x) = Wx + b,$$

де  $W$  - ваги,

$b$  - зміщення,

$x$  - вхідні дані.

Необхідні умови для роботи CNN:

- достатня кількість даних. Для ефективного навчання CNN потрібна велика кількість даних, щоб вона могла вчитися розпізнавати різноманітні шаблони та особливості;

- відповідна передобробка даних. Зображення мають бути відповідно підготовані - нормалізовані, масштабовані, а в деяких випадках – аугментовані;



– точне налаштування параметрів. Вибір розміру ядра конволюції, кількість шарів, розмір пулінгу та інші гіперпараметри повинні бути оптимізовані для конкретної задачі;

– потужний обчислювальний ресурс. Оскільки CNN можуть бути обчислювально вимогливими, для їх тренування та використання потрібні потужні обчислювальні системи, особливо для великих наборів даних.

Для роботи з набором даних Cityscapes, який в основному містить візуальні дані та семантичну сегментацію міських вуличних сцен, найкраще підходять нейронні мережі (CNN), особливо ті, що оптимізовані для задач семантичної сегментації. Ось декілька рекомендованих моделей (табл. 3.5).

Таблиця 3.5 – Рекомендовані моделі CNN

Модель	Опис
U-Net	U-Net є однією з найпопулярніших архітектур для задач семантичної сегментації, з симетричною структурою для передачі контекстної інформації у процесі декодування. Особливо ефективна з медичними зображеннями, але також хороша в інших областях.
SegNet	SegNet має архітектуру, схожу на U-Net, але з відмінностями у структурі та процесі декодування. Ефективно використовується для дорожніх сцен та розпізнавання об'єктів на вулицях.
DeepLab (DeepLabv3/DeepLabv3+)	DeepLab використовує модуль <i>atrous convolution</i> для покращення здатності до розпізнавання об'єктів на різних масштабах і ефективної сегментації. Це одна з найсучасніших архітектур для семантичної сегментації.

Продовження таблиці 3.5

Модель	Опис
FCN (Fully Convolutional Network)	FCN, одна з перших моделей, що повністю складається з конволюційних шарів, здатна обробляти зображення будь-якого розміру і ефективно використовується для сегментації зображень.
Mask R-CNN	Mask R-CNN, більше орієнтована на задачі instance segmentation, також може бути ефективною для семантичної сегментації, особливо в сценах з високою щільністю об'єктів.

Використання моделі U-Net для регулювання руху на перехрестях може бути особливо ефективним завдяки її симетричній структурі, яка дозволяє ефективно передавати контекстну інформацію під час процесу декодування. Ця характеристика є ключовою для точного розпізнавання та сегментації об'єктів на дорозі, що важливо для аналізу трафіку та регулювання світлофорів. Крім того, успішне застосування U-Net у різних областях, включаючи медичну візуалізацію, де потрібна висока точність, свідчить про її потенціал у задачах обробки зображень дорожнього руху.

Рисунок 3.3 показує імпорт всіх необхідних бібліотек для створення нейронної мережі. Знадобляться бібліотеки для роботи з зображеннями та файлами, такі як matplotlib, os та PIL.

```
import tensorflow as tf
import numpy as np
import glob
import os
from PIL import Image, ImageOps
```

Рисунок 3.3 – Імпорт бібліотек

Завантажити набір даних Cityscapes із офіційного сайту та розпакувати його у відповідну директорію (рис. 3.4).

```
!wget https://github.com/shubham0204/Dataset_Archives/blob/master/cityscape_images.zip?raw=true -O cityscape_images.zip
!unzip cityscape_images.zip
```

Рисунок 3.4 – Завантаження набору даних

Розділимо складене зображення на дві частини: одна містить маску, а друга — фактичне зображення (рис. 3.4).

Клас «дорога» в масці має колір значення RGB ( 128 , 63 , 127 ). Ми будемо бінаризувати зображення.

Пікселям, які мають значення RGB (128, 63, 127), буде присвоєно нове значення 1. Решта всіх пікселів матимуть нове значення 0.

Таким чином, форма зображення змінюється з (128, 128, 3) на (128, 128, 1).

<pre>from sklearn.model_selection import train_test_split import matplotlib.pyplot as plt  x = list() y = list()  #@markdown &gt; The number of images to load from the dataset. By default 400 images are loaded. num_images = 400 #@param {type: "number" }  image_dir = 'cityscape_images/images' image_filenames = os.listdir( image_dir ) for filename in image_filenames[ 0 : 100 ]:     image = Image \         .open(os.path.join( image_dir, filename))     x.append( np.asarray( ImageOps.crop( image , ( 0 , 0 , 256 , 0 ) ) ) )     y.append(np.asarray( ImageOps.crop(image, (256, 0, 0, 0)).resize(         (128, 128), ImageResampling.LANCZOS) ) )  x = np.array( x ) / 255 y = np.array( y )  train_features, test_features, train_labels, test_labels = train_test_split(x, y, test_size=0.2)</pre>	<p>The number of images to load from the dataset. By default 400 images are loaded.</p> <p>num_images: <input type="text" value="400"/></p> <p>The batch size for the dataset.</p> <p>batch_size: <input type="text" value="5"/></p>
---	--

Рисунок 3.5 – Сегментація вхідних даних

Визначимо методи для чотирьох операцій (рис.3.6):

- conv2d\_down: звичайна згортка разом із активацією Leaky ReLU;
- maxpool\_down: максимальна операція пулу з дійсним доповненням;

- conv2d\_up: транспонована згортка для підвищення дискретизації зображення;
- maxpool\_up: підвищення дискретизації вхідних даних, як шар UpSampling2D Keras.

<pre> #@markdown &gt; ReLU slope for `tf.nn.leaky_relu` relu_alpha = 0.2 #@param (type: "number")  #@markdown &gt; Dropout rate for `tf.nn.dropout` dropout_rate = 0.5 #@param (type: "number")  #@markdown &gt; The padding for the convolution layers. padding = 'SAME' #@param [ 'SAME', 'VALID' ]  def conv2d_down( inputs , filters , stride_size ):     #print( 'conv2d down' )     out = tf.nn.conv2d( inputs , filters , strides=stride_size , padding=padding )     return tf.nn.leaky_relu( out , alpha=0.2 )  def maxpool_down( inputs , pool_size , stride_size ):     #print( 'maxpool down' )     return tf.nn.max_pool( inputs , ksize=pool_size , padding='VALID' , strides=stride_size )  def conv2d_up( inputs , filters , stride_size , output_shape ):     #print( 'conv2d up' )     out = tf.nn.conv2d_transpose( inputs , filters , output_shape=output_shape , strides=stride_size , pad     return tf.nn.leaky_relu( out , alpha=0.2 )  def maxpool_up( inputs , size ):     #print( 'maxpool up' )     in_dimen = tf.shape( inputs )[ 1 ]     out_dimen = tf.cast( tf.round( in_dimen * size ) , dtype=tf.int32 )     return tf.image.resize( inputs , [ out_dimen , out_dimen ] , method='nearest' ) </pre>	<pre> ReLU slope for tf.nn.leaky_relu relu_alpha: 0.2  Dropout rate for tf.nn.dropout dropout_rate: 0.5  The padding for the convolution layers. padding: SAME </pre>
---	---

Рисунок 3.6 – Методи навчання

Об'єднання всіх функцій і етапів для створення моделі (рис. 3.7).

<pre> def model( x ) :     batch_size = tf.shape( x )[0]     x = tf.cast( x , dtype=tf.float32 )     c1 = conv2d_down( x , weights[ 0 ] , stride_size=1 )     c1 = conv2d_down( c1 , weights[ 1 ] , stride_size=1 )     p1 = maxpool_down( c1 , pool_size=2 , stride_size=2 )      c2 = conv2d_down( p1 , weights[ 2 ] , stride_size=1 )     c2 = conv2d_down( c2 , weights[ 3 ] , stride_size=1 )     p2 = maxpool_down( c2 , pool_size=2 , stride_size=2 )      c3 = conv2d_down( p2 , weights[ 4 ] , stride_size=1 )     c3 = conv2d_down( c3 , weights[ 5 ] , stride_size=1 )     p3 = maxpool_down( c3 , pool_size=2 , stride_size=2 )      c4 = conv2d_down( p3 , weights[ 6 ] , stride_size=1 )     c4 = conv2d_down( c4 , weights[ 7 ] , stride_size=1 )     p4 = maxpool_down( c4 , pool_size=2 , stride_size=2 )      c5 = conv2d_down( p4 , weights[ 8 ] , stride_size=1 )     c5 = conv2d_down( c5 , weights[ 9 ] , stride_size=1 )      p5 = maxpool_up( c5 , 2 )     concat_1 = tf.concat( [ p5 , c4 ] , axis=-1 )     c6 = conv2d_up( concat_1 , weights[ 10 ] , stride_size=1 , output_shape=[ batch_size , 16 , 16 , 128 ] )     c6 = conv2d_up( c6 , weights[ 11 ] , stride_size=1 , output_shape=[ batch_size , 16 , 16 , 128 ] )      p6 = maxpool_up( c6 , 2 )     concat_2 = tf.concat( [ p6 , c3 ] , axis=-1 )     c7 = conv2d_up( concat_2 , weights[ 12 ] , stride_size=1 , output_shape=[ batch_size , 32 , 32 , 64 ] )     c7 = conv2d_up( c7 , weights[ 13 ] , stride_size=1 , output_shape=[ batch_size , 32 , 32 , 64 ] ) </pre>	
--	--

Рисунок 3.7 – Створення моделі

### 3.4 Висновки до розділу 3

Алгоритм розробки складається із семи етапів. На першому етапі, "Дослідження та аналіз проблеми", відбувається глибоке вивчення існуючих систем управління трафіком. Другий етап, "Збір та аналіз даних", зосереджений на зборі необхідної інформації для подальшого аналізу. На третьому етапі, "Вибір та розробка моделі нейронної мережі", вирішується, який тип нейронної мережі буде найбільш підходящим для обробки даних про трафік. Четвертий етап, "Тренування моделі", передбачає підготовку набору даних для тренування та тестування моделі. П'ятий етап, "Інтеграція системи з інфраструктурою", включає в себе впровадження розробленої нейронної мережі в існуючу інфраструктуру перехрестя. Шостий етап, "Тестування та оптимізація", полягає у проведенні ретельного тестування системи в різних умовах для визначення її ефективності. Сьомий етап, "Розгортання та моніторинг", включає повномасштабне розгортання системи на перехрестях. Після розгортання проводиться моніторинг роботи системи для забезпечення її стабільності та ефективності, а також регулярно оновлюється та підтримується для відповідності змінним умовам та вимогам.

Існує багато відкритих наборів даних для навчання модулі. Проведено аналіз найбільш популярних. Для України найбільш підходящими будуть Cityscapes, через його релевантність до європейських умов, і NEXET, оскільки він надає широкий спектр реальних сценаріїв дорожнього руху. Однак, в залежності від конкретних потреб та цілей, інші набори даних також можуть бути корисними.

Згорткові нейронні мережі (CNN) є ідеальним вибором для обробки даних про трафік, особливо коли йдеться про візуальні дані. Вони ефективно розпізнають шаблони, що дозволяє точно ідентифікувати об'єкти, такі як транспортні засоби, пішоходи та дорожні знаки. Це особливо важливо в контексті управління дорожнім рухом, де точність ідентифікації об'єктів та

розуміння сцен є критичними для безпеки та ефективності. Завдяки своїй спеціалізації на обробці візуальних даних, CNN забезпечують високу точність та надійність у цій сфері.

Використання моделі U-Net для регулювання руху на перехрестях може бути особливо ефективним завдяки її симетричній структурі, яка дозволяє ефективно передавати контекстну інформацію під час процесу декодування. Ця характеристика є ключовою для точного розпізнавання та сегментації об'єктів на дорозі, що важливо для аналізу трафіку та регулювання світлофорів. Крім того, успішне застосування U-Net у різних областях, включаючи медичну візуалізацію, де потрібна висока точність, свідчить про її потенціал у задачах обробки зображень дорожнього руху.

## 4 ТЕСТУВАННЯ ТА ДОСЛІДЖЕННЯ СИСТЕМИ

### 4.1 Тестування нейронної мережі

Наступні функції для тестування `tf.loss.binary_crossentropy` і оптимізатор `tf.optimizers.Adam`.

Тестування моделі із різною тривалістю навчання (рис. 4.1).

```
def loss( pred , target ):
    return tf.losses.binary_crossentropy( target , pred )

#markdown > The learning rate used during optimization using Adam.
learning_rate = "0.001" #@param [ "0.1" , "0.001" , "0.0001" , "0.05" ]
optimizer = tf.optimizers.Adam( learning_rate=float( learning_rate ) )

def train( model, inputs , outputs ):
    with tf.GradientTape() as tape:
        current_loss = loss( model( inputs ) , outputs )
        grads = tape.gradient( current_loss , weights )
        optimizer.apply_gradients( zip( grads , weights ) )
    return tf.reduce_mean( current_loss )
```

The learning rate used during optimization using Adam.  
learning\_rate: 0.001

Рисунок 4.1 – Оптимізація моделі

Тренування моделі із різною кількістю епох (рис. 4.2).

```
import datetime

logdir = "logs/scalars/" + datetime.datetime.now().strftime("%Y%m%d-%H%M%S")
file_writer = tf.summary.create_file_writer(logdir + "/metrics")
file_writer.set_as_default()

#@markdown > Number of epochs for training the model
num_epochs = 25 #@param {type: "number"}

for e in range( num_epochs ):
    print( 'Epoch {} out of {} {}'.format( e + 1 , num_epochs , '-' * 50 ) )
    for features in train_dataset:
        image , label = features
        summ_loss = train( model , image , label )
        tf.summary.scalar('loss', data=summ_loss, step=e)
```

Рисунок 4.2 – Тренування різних епох

Функція візуалізації результатів, що оцінити роботу модулі (рис. 4.3).

```
import datetime

logdir = "logs/scalars/" + datetime.datetime.now().strftime("%Y%m%d-%H%M%S")
file_writer = tf.summary.create_file_writer(logdir + "/metrics")
file_writer.set_as_default()

#@markdown > Number of epochs for training the model
num_epochs = 25 #@param {type: "number"}

for e in range( num_epochs ):
    print( 'Epoch {} out of {} {}'.format( e + 1 , num_epochs , '-' * 50 ) )
    for features in train_dataset:
        image , label = features
        summ_loss = train( model , image , label )
        tf.summary.scalar('loss', data=summ_loss, step=e)
```

Рисунок 4.3 – Візуалізація результату

Доопрацюємо код, додавши додаткові параметри аугментації (рис. 4.4), визначивши критерії зупинки тренування, додавши валідаційні кроки та використовуючи колбеки для моніторингу процесу тренування.

```
# Оновлений ImageDataGenerator з додатковими параметрами аугментації
datagen = ImageDataGenerator(
    rotation_range=30,          # Ротація зображення на 30 градусів
    width_shift_range=0.1,     # Горизонтальне зсування на 10%
    height_shift_range=0.1,    # Вертикальне зсування на 10%
    shear_range=0.2,          # Зсув зображення
    zoom_range=0.2,           # Масштабування зображення
    horizontal_flip=True,      # Горизонтальне віддзеркалення
    fill_mode='nearest'       # Заповнення новостворених пікселів
)
```

Рисунок 4.4 – Параметри аугментації

Додамо точки зупини для ранньої зупинки тренування за певних умов (рис. 4.5).

```

from tensorflow.keras.callbacks import EarlyStopping, ModelCheckpoint, ReduceLRonPlateau

# Колбеки
callbacks = [
    EarlyStopping(monitor='val_loss', patience=10, verbose=1), # Зупинка, якщо val_loss не зменшується протягом 10 епох
    ModelCheckpoint('best_model.h5', save_best_only=True), # Збереження найкращої моделі
    ReduceLRonPlateau(monitor='val_loss', factor=0.1, patience=5) # Зменшення швидкості навчання, якщо val_loss не зменшується протягом 5 епох
]

```

Рисунок 4.5 – Точки зупину

Додамо валідаційний генератор та параметри для валідації під час тренування (рис. 4.6).

```

# Створення генератора для валідаційного набору
val_generator = image_generator(val_images, val_labels, batch_size)

# Оновлення параметрів тренування для включення валідації
model.fit(
    train_generator,
    steps_per_epoch=steps_per_epoch,
    epochs=10,
    validation_data=val_generator,
    validation_steps=len(val_images) // batch_size,
    callbacks=callbacks
)

```

Рисунок 4.6 – Параметри валідації

Тепер модель буде тренуватися з розширеною аугментацією даних, валідацією під час тренування та автоматичною зупинкою у разі відсутності прогресу. Колбеки також допоможуть адаптувати швидкість навчання та зберегти найкращу модель для подальшого використання.

Використання нейронної моделі для розпізнавання дороги на фотографії є важливим елементом для підвищення ефективності та безпеки дорожнього руху. Нейронна модель, навчена на великій кількості даних, може точно визначати різні аспекти дорожньої ситуації, такі як положення та кількість транспортних засобів, наявність пішоходів, дорожні знаки та сигнали світлофора.

Ця інформація може бути використана для прийняття рішень щодо перемикання світлофора. Наприклад, якщо нейронна модель визначає, що на дорозі накопичилась велика кількість транспортних засобів, система може вирішити збільшити тривалість зеленого світла на цій ділянці, щоб полегшити



рух. З іншого боку, якщо модель виявляє, що дорога вільна, система може скоротити тривалість зеленого сигналу, дозволяючи транспорту на інших ділянках перехрестя рухатися.

За наявності пішоходів на переході, система може вирішити збільшити тривалість зеленого світла для пішоходів або активувати його швидше, забезпечуючи їх безпеку. Нейронна мережа також може використовуватися для виявлення нестандартних ситуацій на дорозі, таких як аварії або перешкоди, і відповідно до цього адаптувати сигнали світлофора [41].

За допомогою такого аналізу, система може точно ідентифікувати зміни в інтенсивності трафіку, напрямках руху, а також визначати моменти, коли потрібно активувати спеціальні режими світлофора.

Таким чином, використання нейронної моделі для розпізнавання дороги на фотографії дозволяє системі керування рухом робити обґрунтовані та своєчасні рішення щодо управління світлофорними сигналами, сприяючи покращенню руху та безпеці на дорогах.

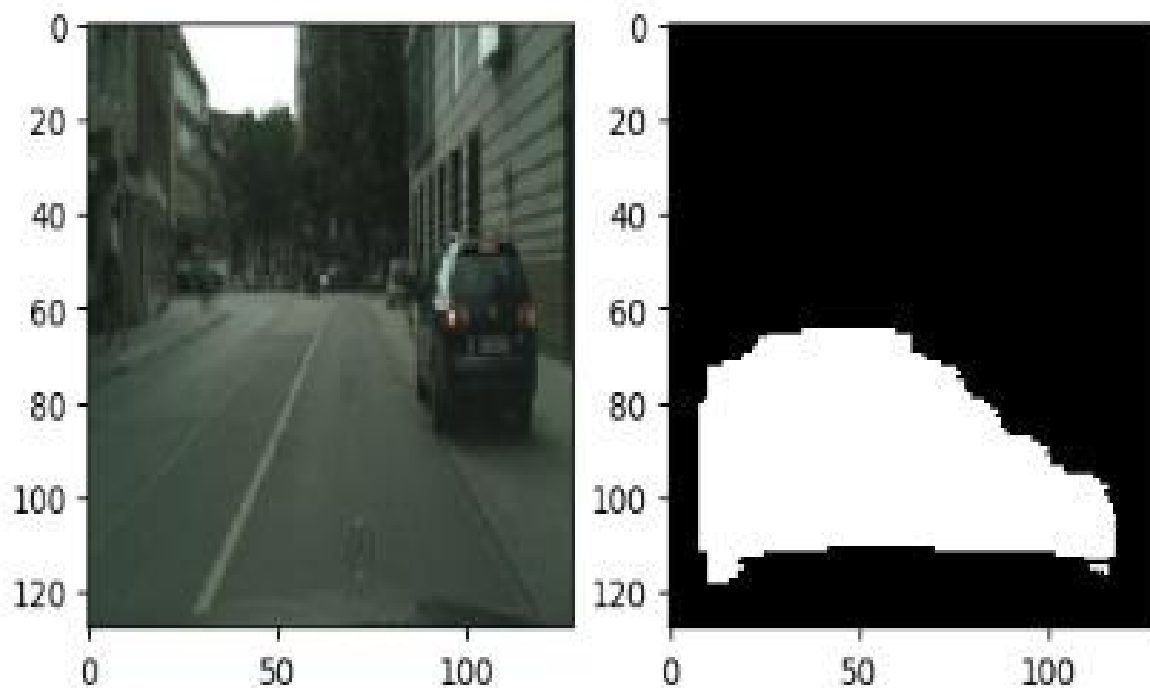


Рисунок 4.7 – Приклад використання

## 4.2 Дослідження роботи моделі

Оцінка ефективності моделі машинного навчання, особливо в таких складних застосуваннях, як управління дорожнім рухом, включає в себе кілька ключових аспектів: квантитативна оцінка (точність, повнота та F1) і графічна оцінка (табл. 4.1).

Таблиця 4.1 – Параметри оцінки моделі

Параметр	Опис
Квантитативна оцінка Точність, Повнота та F1-бал	Точність (Precision): Відсоток правильно ідентифікованих випадків як позитивних серед усіх випадків, що були класифіковані як позитивні. Повнота (Recall): Відсоток правильно ідентифікованих позитивних випадків серед усіх реальних позитивних випадків. F1-бал: Гармонійне середнє між точністю та повнотою, яке допомагає зрозуміти загальну балансованість моделі.
Графічна оцінка ROC-AUC (Receiver Operating Characteristic - Area Under Curve):	Графічне представлення здатності моделі розрізняти класи. Ідеальна модель матиме ROC-AUC близько 1.

Оцінка ефективності моделі машинного навчання в контексті управління дорожнім рухом вимагає ретельного підходу, оскільки це прямо впливає на безпеку та ефективність дорожнього руху. Квантитативна оцінка, включаючи точність, повноту та F1-оцінку, є важливими метриками, які допомагають визначити, наскільки добре модель розпізнає та класифікує різні аспекти дорожнього руху, такі як виявлення транспортних засобів, пішоходів, дорожніх знаків тощо. Точність вказує на кількість правильних прогнозів серед усіх прогнозів, тоді як повнота визначає, скільки реальних випадків було виявлено.

F1-оцінка являє собою гармонійне середнє між точністю та повнотою, забезпечуючи баланс між ними.

Графічна оцінка також відіграє ключову роль у оцінці моделей. Вона може включати в себе візуалізацію результатів класифікації, наприклад, через матриці помилок або через ROC-криві (Receiver Operating Characteristic). Ці графічні засоби дозволяють візуально оцінити ефективність моделі, виявляти її слабкі місця та зрозуміти поведінку моделі в різних умовах. Наприклад, ROC-крива може показати, як змінюється відношення між істинно позитивними та хибно позитивними результатами при різних порогах класифікації.

Крім того, важливо також враховувати практичну застосовність моделі у реальних умовах. Це означає оцінку швидкості обробки даних моделлю, її здатності працювати в умовах різних погодних та освітлювальних умов, а також її взаємодію з іншими компонентами системи управління рухом. Ефективність моделі в реальних умовах може відрізнятися від тестових результатів

В таблиці 4.2 наведено визначення показників ефективності для ондого навчання.

Таблиця 4.2 – Показники ефективності

Параметр	Опис	Значення
TP (True Positive)	Кількість правильно ідентифікованих позитивних випадків	80
FP (False Positive)	Кількість випадків, помилково ідентифікованих як позитивні	20
FN (False Negative)	Кількість реальних позитивних випадків, які модель не виявила	10
Точність (Precision)	$TP / (TP + FP)$	0.8
Повнота (Recall)	$TP / (TP + FN)$	0.89
F1-бал	$2 * (Точність * Повнота) / (Точність + Повнота)$	0.84

Для оцінки моделі було проведено ряд експериментів, для визначення оптимальних умов її навчання (табл. 4.3).

Таблиця 4.3 – Експериментальне дослідження

№	Швидкість навчання	Кількість шарів	Кількість епох	Точність	Повнота	F1-бал
1	0.01	10	50	0.75	0.80	0.77
2	0.01	20	50	0.78	0.85	0.81
3	0.001	10	50	0.70	0.75	0.72
4	0.001	20	50	0.82	0.88	0.85
5	0.01	10	100	0.80	0.83	0.81
6	0.001	20	100	0.85	0.90	0.87

На стовпчастій діаграмі відображено порівняння трьох ключових метрик продуктивності (точність, повнота та F1-бал) для різних експериментів з нейронною мережею. Кожен експеримент варіював за такими параметрами, як швидкість навчання, кількість шарів та кількість епох (рис. 4.9).

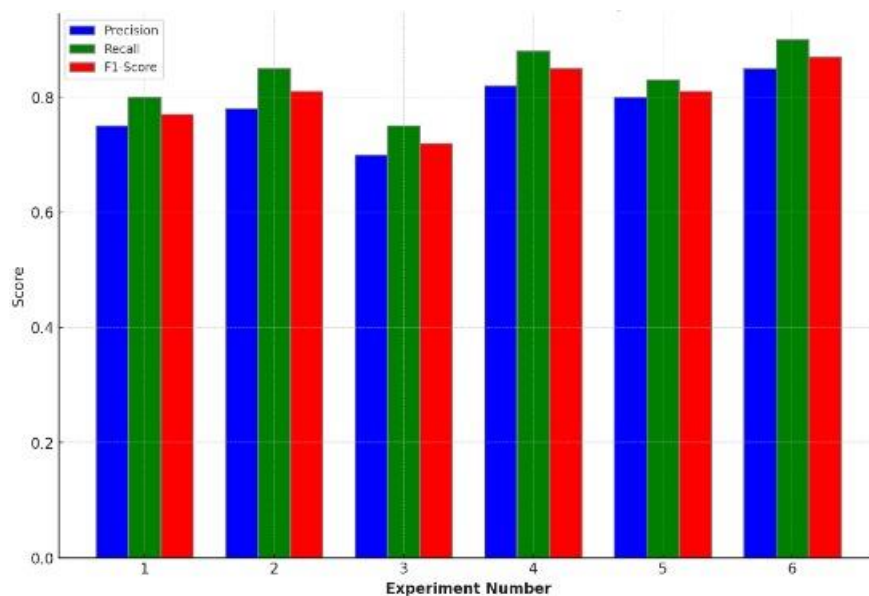


Рисунок 4.9 – Експериментальне дослідження

На основі представлених графіків можна зробити наступні висновки.

Експерименти з більшою кількістю шарів (20 шарів) та нижчою швидкістю навчання (0.001) показують кращу точність, особливо в експериментах 4 та 6. Це може вказувати на те, що більш складні моделі зі сповільненим навчанням краще узагальнюють дані (рис. 4.10).

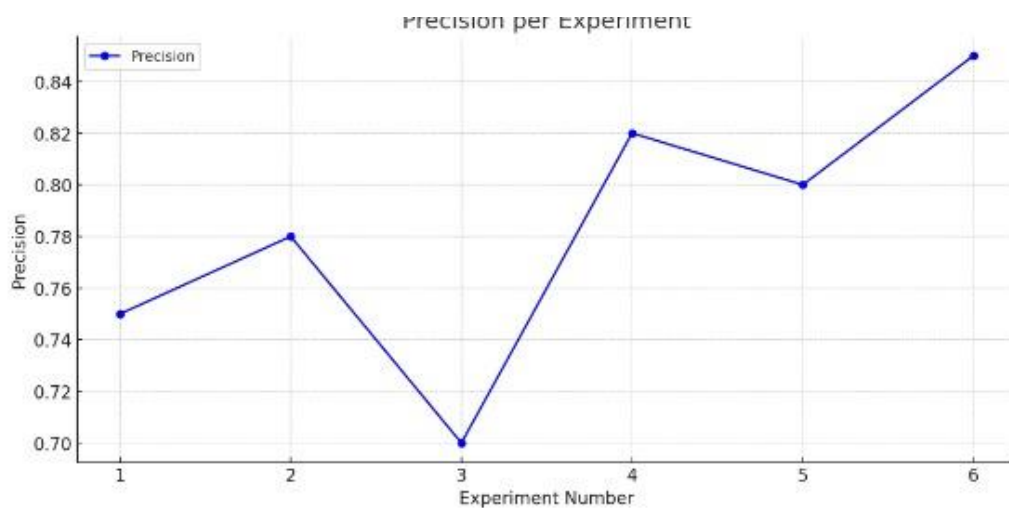


Рисунок 4.10 – Показник точності

Повнота, аналогічно точності, також покращується з збільшенням кількості шарів та зниженням швидкості навчання. Високі значення повноти у експерименті 6 свідчать про те, що модель ефективно ідентифікує позитивні випадки (рис. 4.11).

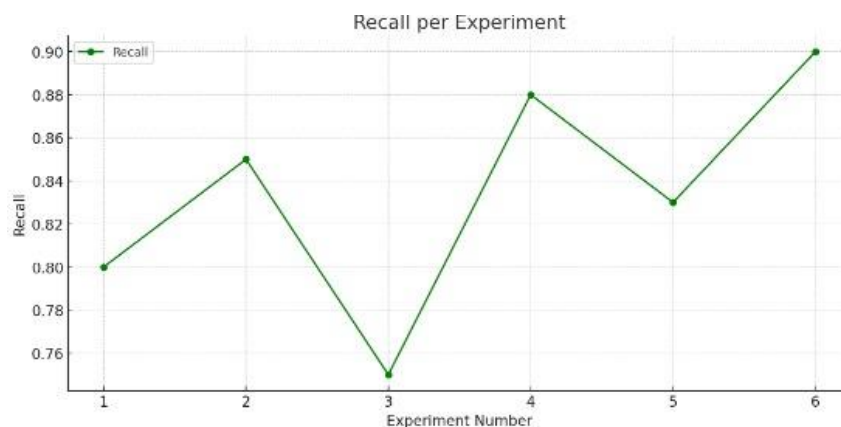


Рисунок 4.11 – Показник повноти

F1-бал, який є балансом між точністю та повнотою, також покращується при збільшенні кількості шарів та зменшенні швидкості навчання. Найвищий F1-бал у експерименті 6 вказує на найкраще загальне узагальнення моделі (рис. 4.12).

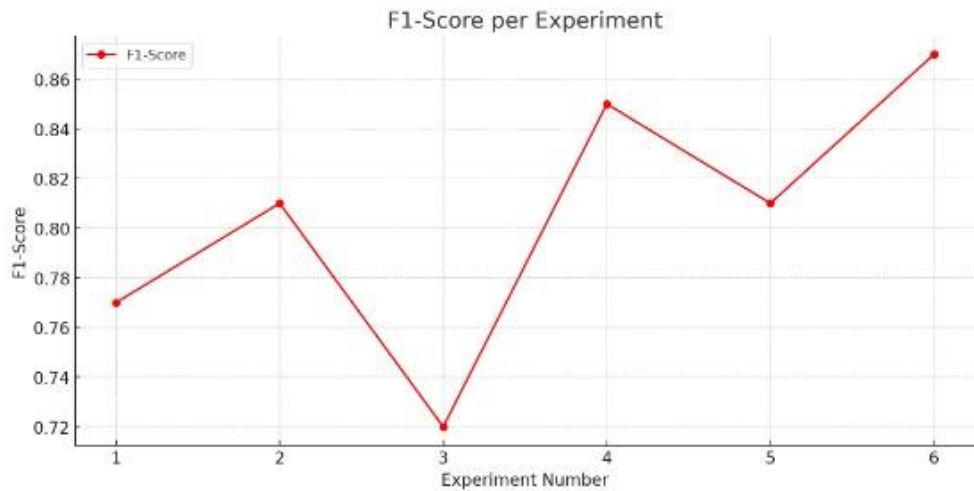


Рисунок 4.12 – Показник F1

AUC (Area Under the Curve) є числовим вираженням здатності моделі розрізняти класи. В даному випадку AUC складає приблизно 0.96, що вказує на досить високу здатність моделі правильно класифікувати позитивні та негативні випадки (рис. 4.14).

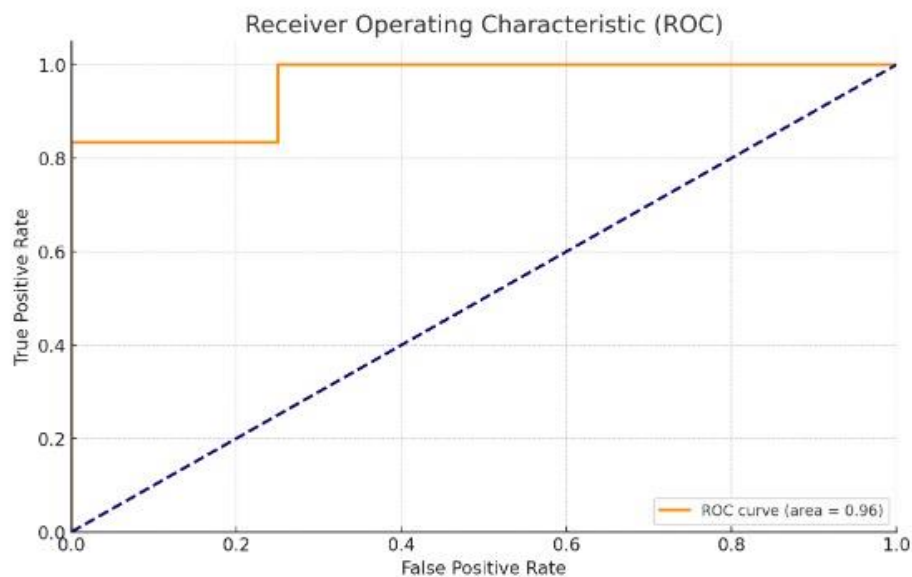


Рисунок 4.13 – ROC крива

Загальний висновок полягає в тому, що моделі з більшою кількістю шарів та повільнішою швидкістю навчання, краще працюють на даному наборі даних.

На основі представлених результатів та графіків можна зробити висновок, що оптимальні параметри нейронної мережі для тренування у даному випадку включають:

- моделі з більшою кількістю шарів (20 шарів у цьому прикладі) здаються більш ефективними у виявленні складних шаблонів у даних, що підвищує їх точність і повноту. Це може бути особливо важливо для завдань, де потрібно враховувати різноманітність сценаріїв або складні взаємодії між об'єктами;

- швидкість навчання 0.001 показує кращі результати порівняно з 0.01. Зниження швидкості навчання дозволяє моделі більш ефективно "вивчати" дані, зменшуючи ризик швидкого "перенавчання" на особливостях тренувального набору даних і дозволяючи краще узагальнювати інформацію;

- моделі, що тренувалися протягом більшої кількості епох (100 епох у цьому прикладі), демонструють кращі результати. Це дозволяє моделі достатньо "навчитися" з тренувального набору, особливо при більш складній архітектурі.

Виходячи з цього аналізу, оптимальні параметри для тренування моделі в цьому випадку можуть включати використання близько 20 шарів, швидкість навчання приблизно 0.001, та тривалість тренування у 100 епох. Однак, важливо зауважити, що ці параметри оптимальні в рамках даного експерименту і можуть варіюватися в залежності від конкретного набору даних, завдання та обмежень у ресурсах.

### **4.3 Використання моделі для керуванням світлофором**

Етап розпізнавання дороги на зображенні має за мету ідентифікувати та виділити дорожнє покриття з отриманих зображень. Це критично важливо для

наступного аналізу стану трафіку та прийняття рішень щодо управління світлофорами.



Рисунок 4.14 – Приклади світлофорів

Використання нейронних мереж для управління світлофорами (рис. 4.14), повинно надалі враховувати наступні умови умови:

- світлофори міняють кольори в порядку: червоний, червоний з жовтим, зелений, жовтий, червоний;
- тривалість "червоного з жовтим" сигналу не повинна перевищувати 2 секунд, а жовтого - 3 секунди. Якщо розрахунковий час довший, тривалість червоного сигналу збільшують;
- дозволяється чергування сигналів у форматі: червоний, зелений, жовтий, червоний, якщо світлофор не є частиною системи координованого керування рухом;
- для певних типів світлофорів рекомендується, щоб зелений сигнал мерехтів 3 секунди перед вимкненням;
- використання цифрових табло для показу часу до вимкнення зеленого сигналу;
- для пішоходів зі слабким зором на переходах рекомендується додаткова звукова сигналізація;



- при зниженні інтенсивності руху, деякі світлофори переключаються на миготіння жовтого сигналу;
- усі світлофори на одному об'єкті повинні працювати у взаємоузгоджених режимах;
- світлофори в системі координованого керування рухом повинні мати можливість працювати автономно;
- розрахунок режимів роботи світлофорів повинен враховувати різні часи доби та умови руху;
- на перехрестях з світлофорами типу П.1 та П.2 не рекомендується використовувати схеми, що викликають конфлікти між пішоходами та транспортом.

У світлофорах використовуються різні типи датчиків, кожен з яких має свої особливості та способи взаємодії з системою управління світлофором:

- індуктивні петлеві датчики. Ці датчики використовують електрично провідну петлю, вмонтовану в покриття дороги, для відправки сигналу до системи управління світлофором, щоб вказати на присутність транспортного засобу. Вони є найпоширенішим типом датчиків у світлофорних системах;

- інфрачервоні датчики. Ці датчики, розміщені над дорогою, виявляють присутність транспортних засобів на перехресті. Існують активні інфрачервоні датчики, які випромінюють інфрачервону енергію, та пасивні датчики, які виявляють енергію, що випромінюється від транспортних засобів та інших об'єктів;

- мікрохвильові датчики. Ці датчики також встановлюються над дорогою і використовують електромагнітну енергію для виявлення транспорту на перехрестях. Мікрохвильові датчики є менш чутливими до екстремальних температур, ніж інфрачервоні моделі, і зазвичай є менш дорогими у встановленні та обслуговуванні;

- відеодатчики: З використанням передових технологій відеозапису та систем штучного інтелекту, відеодатчики можуть використовуватися для керування дорожніми патернами. Вони можуть визначати, коли транспортний

засіб, велосипед або пішохід входить у певну зону на карті детекції камери, і надсилають сигнал до світлофора для зміни сигналу. Однак їх функції можуть бути негативно вплинуті поганими погодними умовами;

Контроль та управління цими датчиками зазвичай здійснюється через централізовану систему управління світлофором, яка може включати в себе інтерфейси для налаштування параметрів датчиків, моніторингу їх стану та інтеграції даних з датчиків у загальну схему управління рухом.

Технічні інтерфейси для керування світлофорами є складовою частиною інтелектуальних транспортних систем. Вони забезпечують інтеграцію та управління різними датчиками і контрольними системами. Основний інтерфейс управління зазвичай представляє собою контрольну панель, яка дозволяє операторам вручну керувати режимами роботи світлофорів та налаштовувати часові інтервали. Ці панелі можуть бути розташовані в центральному центрі управління транспортними потоками або можуть бути доступні віддалено через інтернет-з'єднання.

Для забезпечення автоматичного управління, світлофори часто інтегровані з датчиками транспортних засобів та пішоходів, які надсилають дані про дорожні умови. Ця інформація використовується для адаптації часу сигналів світлофорів з метою оптимізації руху та зниження заторів. Сучасні системи також можуть включати бездротові технології та інтерфейси для підключення до мережі, що дозволяє інтегрувати дані з різних джерел і управляти світлофорами в реальному часі.

Ці технічні інтерфейси відіграють ключову роль у забезпеченні ефективного та безпечного руху на дорогах, дозволяючи швидко реагувати на зміни в дорожніх умовах та потреби учасників дорожнього руху.

Одним із прикладів технічних інтерфейсів для керування світлофорами є системи, засновані на програмному забезпеченні з вбудованими модулями для збору даних від датчиків руху. Такі системи можуть інтегрувати дані з індуктивних петель, які вбудовані в дорожнє покриття для визначення присутності автомобілів, а також з інфрачервоних датчиків для виявлення

пішоходів. Ці системи зазвичай мають здатність підключення до міської мережі через стандартні протоколи передачі даних, такі як TCP/IP, і можуть бути інтегровані з широким спектром мережевих інтерфейсів, включаючи Wi-Fi та Ethernet. Деякі сучасні системи також підтримують бездротове підключення через 4G або 5G мережі, що дозволяє здійснювати дистанційне управління та моніторинг світлофорів з центрального центру управління транспортними потоками або навіть мобільних пристроїв.

Ці системи забезпечують гнучкість та адаптивність у керуванні світлофорами, дозволяючи операторам швидко реагувати на зміни в дорожньому русі та оптимізувати рух залежно від поточних умов. Також вони можуть бути оснащені додатковими функціями, такими як аналітика даних та прогнозування заторів, що дозволяє ще більш ефективно управляти дорожнім рухом.

Натренована модель, яка ефективно розрізняє дороги на зображеннях, наступним кроком є її інтеграція з реальними програмними засобами для аналізу трафіку та управління дорожнім рухом (табл. 4.4).

Таблиця 4.4 – Сервіси керування світлофором

Система	Основне призначення	Інтеграція з моделлю	Управління світлофорами
OpenTrafficCam	Аналіз дорожнього руху	Підтримує	Непряме через аналіз трафіку
SUMO	Симуляція дорожнього руху	Підтримує	Через моделювання та оптимізацію
OpenStreetMap та інструменти аналізу	Картографічні дані та аналіз	Підтримує	Через аналіз дорожньої мережі

OpenTrafficCam найкраще підходить для реального аналізу дорожнього руху. Ця система може використовуватися для моніторингу трафіку та надання

даних для непрямого управління світлофорами, зокрема в ситуаціях, де необхідна швидка реакція на зміни в дорожніх умовах.

SUMO є оптимальним вибором для детального моделювання та аналізу різних стратегій управління світлофорами. Це дозволить не тільки тестувати різні підходи до оптимізації трафіку, але й моделювати потенційні наслідки цих стратегій перед їх реалізацією.

OpenStreetMap та інструменти аналізу найкраще підходять для роботи з геоданими та аналізу дорожньої мережі на макрорівні. Це може бути корисно для планування та стратегічного управління дорожнім рухом, особливо у великих міських агломераціях.

OpenTrafficCam є відмінним вибором для інтелектуальної системи керування рухом завдяки її здатності до точного аналізу реального трафіку, гнучкості в інтеграції, можливостям масштабування та підтримці відкритої спільноти розробників. Ці характеристики роблять її ідеальною для подальших досліджень адаптивної системи управління дорожнім рухом.

Після розробки нейронної мережі для розпізнавання дорожніх умов та заторів, ключовим елементом системи керування дорожнім рухом є вибір та встановлення відповідних відеокамер. Ці камери є важливими, оскільки вони забезпечують вхідні дані для нейронної мережі. Важливо, щоб камери мали високу якість зображення, достатню для розрізнення транспортних засобів, дорожніх знаків та інших елементів дорожнього середовища в різних погодних умовах та при різному освітленні.

При виборі камер для системи, слід звернути увагу на наступні технічні характеристики:

- роздільна здатність. Важливо, щоб камера мала високу роздільну здатність, щонайменше 1080p, щоб забезпечити чітке зображення. Камери 4K надають ще більш деталізоване зображення, але вони вимагають більше пропускної здатності та місця для зберігання даних;

- кут огляду. Широкий кут огляду дозволяє охопити більшу площу, що зменшує кількість камер, необхідних для покриття певної ділянки дороги;

- нічне бачення та якість зображення в темний час доби. Оскільки багато дорожніх ситуацій відбуваються вночі, важливо, щоб камери мали якісне нічне бачення;

- погодостійкість. Камери мають бути стійкими до погодних умов, таких як дощ, сніг, та екстремальні температури;

- вбудовані можливості аналітики. Деякі сучасні камери мають вбудовану аналітику, яка може виконувати первинний аналіз зображень перед передачею їх до центральної системи.

Представимо порівняльну таблицю для кількох сучасних моделей відеокамер для зовнішнього спостереження, які можуть бути використані в системах керування дорожнім рухом (табл. 4.4).

Таблиця 4.4 – Камери спостереження

Модель	Роздільна здатність	Кут огляду	Підключення	Ціна
Xiaomi Outdoor Camera AW200	1920x1080 пікселів	120°	Wi-Fi (IP камера)	999 - 1 699 грн
IMILAB EC2 Wireless Home Security Camera	1920x1080 пікселів	120°	LAN, Wi-Fi (IP камера)	1 299 - 2 499 грн
TP-LINK Tapo C310	3 МП, 2304x1296 пікселів	104°	Wi-Fi (IP камера)	1 665 - 2 382 грн

Ці камери пропонують різні варіанти роздільної здатності, кутів огляду, а також варіанти підключення, дозволяючи вибрати найкраще рішення в залежності від потреб системи відеоспостереження на перехресті.

Хмарні сервери, які використовуються в інтелектуальних системах керування рухом, можуть бути різноманітними, кожен з яких має свої особливості та переваги. Публічні хмарні сервери, як-от від Amazon Web

Services, Microsoft Azure, або Google Cloud, пропонують високу масштабованість та гнучкість, дозволяючи легко збільшувати або зменшувати ресурси в залежності від потреб. Приватні хмари, створені спеціально для конкретної організації, забезпечують більший контроль над даними та безпекою, але вимагають більших витрат на обслуговування та управління. Гібридні хмари комбінують елементи публічних та приватних хмар, пропонуючи баланс між контролем та гнучкістю.

Важливими критеріями при виборі хмарного сервера для інтелектуальної системи керування рухом є безпека та конфіденційність даних, оскільки система буде обробляти великі обсяги інформації про учасників дорожнього руху. Також важливими є надійність та доступність, оскільки система керування рухом має функціонувати безперебійно 24/7. Масштабованість також є ключовим фактором, оскільки потреби в обробці даних можуть змінюватися в часі. В кінці, важливо враховувати вартість, оскільки вартість послуг хмарного обчислення може значно варіюватися в залежності від обраного постачальника та обсягу використовуваних ресурсів.

#### **4.4 Висновки до розділу 4**

У даному розділі розглянуто питання тестування та дослідження системи управління світлофорами на основі нейронних мереж, а також практичне застосування такої системи.

Проведено тестування нейронної мережі з використанням різних функцій втрат та оптимізаторів. Визначено оптимальні параметри навчання моделі: 20 шарів, швидкість навчання 0.001, 100 епох.

Здійснено оцінку ефективності моделі за показниками точності, повноти, F1 та ROC AUC. Модель демонструє хороші результати з точністю 0.85, повнотою 0.9 та значенням AUC близько 0.96.

Розглянуто інтеграцію моделі з реальними системами аналізу трафіку та управління світлофорами. Найкращим варіантом є OpenTrafficCam через можливості аналізу реального часу.

Представлено ключові вимоги до управління режимами роботи світлофорів, а також огляд різних типів датчиків руху та інтерфейсів керування.

Розглянуто приклади сучасних IP-камер відеоспостереження, придатних для використання в системі управління світлофорами на основі комп'ютерного зору.

Отже, запропонований підхід та архітектура системи є життєздатним варіантом для розробки інтелектуальної системи адаптивного керування світлофорами, яка здатна поліпшити дорожній рух та безпеку.

## ВИСНОВКИ

Інтелектуальні системи регулювання дорожнього руху мають значний потенціал для вирішення проблем заторів, підвищення пропускної здатності та безпеки на дорогах. Вони можуть аналізувати дані в реальному часі, прогнозувати умови руху, оптимізувати роботу світлофорів. Однак на практиці впровадження таких систем нашоується на складнощі.

Інтелектуальні системи працюють у складному соціально-технічному середовищі з багатьма зацікавленими сторонами, часто з суперечливими цілями. Це ускладнює визначення бажаної поведінки систем та оцінку ризиків.

Розроблена інтелектуальна система регулювання руху на перехрестях призначена для адаптивного управління світлофорами залежно від реальних умов трафіку. Вона використовує дані відеокамер.

Інтелектуальна система дозволяє автоматизувати процес управління трафіком на міських перехрестях та підвищити загальну ефективність транспортної системи. Подальші напрямки удосконалення включають інтеграцію з іншими елементами систем "розумного міста".

Алгоритм розробки складається із семи етапів. На першому етапі, "Дослідження та аналіз проблеми", відбувається глибоке вивчення існуючих систем управління трафіком. Другий етап, "Збір та аналіз даних", зосереджений на зборі необхідної інформації для подальшого аналізу. На третьому етапі, "Вибір та розробка моделі нейронної мережі", вирішується, який тип нейронної мережі буде найбільш підходящим для обробки даних про трафік. Четвертий етап, "Тренування моделі", передбачає підготовку набору даних для тренування та тестування моделі. П'ятий етап, "Інтеграція системи з інфраструктурою", включає в себе впровадження розробленої нейронної мережі в існуючу інфраструктуру перехрестя. Шостий етап, "Тестування та оптимізація", полягає у проведенні ретельного тестування системи в різних умовах для визначення її ефективності. Сьомий етап, "Розгортання та моніторинг", включає



повномасштабне розгортання системи на перехрестях. Після розгортання проводиться моніторинг роботи системи для забезпечення її стабільності та ефективності, а також регулярно оновлюється та підтримується для відповідності змінним умовам та вимогам.

Існує багато відкритих наборів даних для навчання модулі. Проведено аналіз найбільш популярних. Для України найбільш підходящими будуть Cityscapes, через його релевантність до європейських умов, і NEXET, оскільки він надає широкий спектр реальних сценаріїв дорожнього руху. Однак, в залежності від конкретних потреб та цілей, інші набори даних також можуть бути корисними.

Згорткові нейронні мережі (CNN) є ідеальним вибором для обробки даних про трафік, особливо коли йдеться про візуальні дані. Вони ефективно розпізнають шаблони, що дозволяє точно ідентифікувати об'єкти, такі як транспортні засоби, пішоходи та дорожні знаки. Це особливо важливо в контексті управління дорожнім рухом, де точність ідентифікації об'єктів та розуміння сцен є критичними для безпеки та ефективності. Завдяки своїй спеціалізації на обробці візуальних даних, CNN забезпечують високу точність та надійність у цій сфері.

Використання моделі U-Net для регулювання руху на перехрестях може бути особливо ефективним завдяки її симетричній структурі, яка дозволяє ефективно передавати контекстну інформацію під час процесу декодування. Ця характеристика є ключовою для точного розпізнавання та сегментації об'єктів на дорозі, що важливо для аналізу трафіку та регулювання світлофорів. Крім того, успішне застосування U-Net у різних областях, включаючи медичну візуалізацію, де потрібна висока точність, свідчить про її потенціал у задачах обробки зображень дорожнього руху.

У даному дослідженні моделі машинного навчання для управління світлофорами було здійснено ретельну оптимізацію, включаючи використання функції втрат `tf.loss.binary_crossentropy` та оптимізатора `tf.optimizers.Adam`. Дослідження включало варіювання кількості епох, аналізуючи їх вплив на

результати моделі, а також впровадження розширеної аугментації та використання колбеків для ранньої зупинки тренування.

В процесі виконання роботи були вирішені наступні задачі.

Проведено тестування нейронної мережі з використанням різних функцій втрат та оптимізаторів. Визначено оптимальні параметри навчання моделі: 20 шарів, швидкість навчання 0.001, 100 епох.

Здійснено оцінку ефективності моделі за показниками точності, повноти, F1 та ROC AUC. Модель демонструє хороші результати з точністю 0.85, повнотою 0.9 та значенням AUC близько 0.96.

Розглянуто інтеграцію моделі з реальними системами аналізу трафіку та управління світлофорами. Найкращим варіантом є OpenTrafficCam через можливості аналізу реального часу.

Представлено ключові вимоги до управління режимами роботи світлофорів, а також огляд різних типів датчиків руху та інтерфейсів керування.

Розглянуто приклади сучасних IP-камер відеоспостереження, придатних для використання в системі управління світлофорами на основі комп'ютерного зору.

Отже, запропонований підхід та архітектура системи є життєздатним варіантом для розробки інтелектуальної системи адаптивного керування світлофорами, яка здатна поліпшити дорожній рух та безпеку.

**ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАННЯ**

1. Nokeri T. C. Neural Networks with Scikit-Learn, Keras, and H2O. Data Science Solutions with Python. Berkeley, CA, 2021. P. 75–88. URL: [https://doi.org/10.1007/978-1-4842-7762-1\\_7](https://doi.org/10.1007/978-1-4842-7762-1_7) (date of access: 07.12.2023).
2. Belyadi H., Haghghat A. Neural networks and Deep Learning. Machine Learning Guide for Oil and Gas Using Python. 2021. P. 297–347. URL: <https://doi.org/10.1016/b978-0-12-821929-4.00008-1> (date of access: 07.12.2023).
3. Mukhopadhyay S., Samanta P. Deep Learning and Neural Networks. Advanced Data Analytics Using Python. Berkeley, CA, 2022. P. 115–159. URL: [https://doi.org/10.1007/978-1-4842-8005-8\\_5](https://doi.org/10.1007/978-1-4842-8005-8_5) (date of access: 07.12.2023).
4. Knight J. C., Komissarov A., Nowotny T. PyGeNN: A Python Library for GPU-Enhanced Neural Networks. Frontiers in Neuroinformatics. 2021. Vol. 15. URL: <https://doi.org/10.3389/fninf.2021.659005> (date of access: 07.12.2023).
5. Singh H., Lone Y. A. Artificial Neural Networks. Deep Neuro-Fuzzy Systems with Python. Berkeley, CA, 2019. P. 157–198. URL: [https://doi.org/10.1007/978-1-4842-5361-8\\_5](https://doi.org/10.1007/978-1-4842-5361-8_5) (date of access: 07.12.2023).
6. Lindblad T., Kinser J. M. Programming in Python. Image Processing using Pulse-Coupled Neural Networks. Berlin, Heidelberg, 2013. P. 13–33. URL: [https://doi.org/10.1007/978-3-642-36877-6\\_2](https://doi.org/10.1007/978-3-642-36877-6_2) (date of access: 07.12.2023).
7. Zollanvari A. Convolutional Neural Networks. Machine Learning with Python. Cham, 2023. P. 393–413. URL: [https://doi.org/10.1007/978-3-031-33342-2\\_14](https://doi.org/10.1007/978-3-031-33342-2_14) (date of access: 07.12.2023).
8. Traffic Sign Detection Using R-CNN / P. Rehlaender et al. Proceedings of the International Neural Networks Society. Cham, 2019. P. 226–235. URL: [https://doi.org/10.1007/978-3-030-16841-4\\_24](https://doi.org/10.1007/978-3-030-16841-4_24) (date of access: 07.12.2023).
9. Bisong E. Convolutional Neural Networks (CNN). Building Machine Learning and Deep Learning Models on Google Cloud Platform. Berkeley, CA, 2019.

P. 423–441. URL: [https://doi.org/10.1007/978-1-4842-4470-8\\_35](https://doi.org/10.1007/978-1-4842-4470-8_35) (date of access: 07.12.2023).

10. Hänggi M., Moschytz G. S. CNN settling time. Cellular neural networks. Boston, MA, 2000. P. 47–81. URL: [https://doi.org/10.1007/978-1-4757-3220-7\\_4](https://doi.org/10.1007/978-1-4757-3220-7_4) (date of access: 07.12.2023).

11. Tayfur G. Artificial neural networks for sheet sediment transport. Hydrological sciences journal. 2002. Vol. 47, no. 6. P. 879–892. URL: <https://doi.org/10.1080/02626660209492997> (date of access: 07.12.2023).

12. Neural Networks in Transport Applications / ed. by V. Himanen et al. Routledge, 2019. URL: <https://doi.org/10.4324/9780429445286> (date of access: 07.12.2023).

13. Burattini E., Gregorio M. D., Improta G. A New Traffic Light Single Junction Control System Implemented by a Symbolic Neural Network. Neural Networks in Transport Applications. 2019. P. 193–210. URL: <https://doi.org/10.4324/9780429445286-9> (date of access: 07.12.2023).

14. Mussone L., Reitani G., Rinelli S. A Methodology for Modelling Driver Behaviour in Signalized Urban Intersections Using Artificial Neural Networks. Neural Networks in Transport Applications. 2019. P. 171–190. URL: <https://doi.org/10.4324/9780429445286-8> (date of access: 07.12.2023).

15. Schintler L. A., Olurotimi O. Neural Networks as Adaptive Logit Models. Neural Networks in Transport Applications. 2019. P. 131–150. URL: <https://doi.org/10.4324/9780429445286-6> (date of access: 07.12.2023).

16. Faghri A., Sandeep A. Analysis of Performance of Backpropagation ANN with Different Training Parameters. Neural Networks in Transport Applications. 2019. P. 57–84. URL: <https://doi.org/10.4324/9780429445286-3> (date of access: 07.12.2023).

17. Kontaratos M., Tillis T., Kleanthous K. Predicting Parking Characteristics: The Use of Neural Networks to Support Parking Management. Neural Networks in Transport Applications. 2019. P. 341–354. URL: <https://doi.org/10.4324/9780429445286-16> (date of access: 07.12.2023).

18. Chang Y.-H., Shen C.-C. The Application of Fuzzy Multiobjective and Artificial Neural Networks on Urban Public Transit Equilibrium. *Neural Networks in Transport Applications*. 2019. P. 297–310. URL: <https://doi.org/10.4324/9780429445286-14> (date of access: 07.12.2023).
19. Nakatsuji T., Shibuya S. Neural Network Models Applied to Traffic Flow Problems. *Neural Networks in Transport Applications*. 2019. P. 249–262. URL: <https://doi.org/10.4324/9780429445286-12> (date of access: 07.12.2023).
20. Fischer M. M. Computational Neural Networks: An Attractive Class of Mathematical Models for Transportation Research. *Neural Networks in Transport Applications*. 2019. P. 3–20. URL: <https://doi.org/10.4324/9780429445286-1> (date of access: 07.12.2023).
21. Pereira F. J. F. Intelligent System for planning Transport Network Infrastructures : master's thesis. 2020. URL: <http://hd.handle.net/10316/93971> (date of access: 07.12.2023).
22. Intelligent control system for distributed gas transport facilities / A. Ostroukh et al. *Transportation Research Procedia*. 2021. Vol. 57. P. 376–384. URL: <https://doi.org/10.1016/j.trpro.2021.09.064> (date of access: 07.12.2023).
23. Intelligent control system for distributed gas transport facilities / A. Ostroukh et al. *Transportation Research Procedia*. 2021. Vol. 57. P. 376–384. URL: <https://doi.org/10.1016/j.trpro.2021.09.064> (date of access: 07.12.2023).
24. Kanchwala H., Ogai H. Development of an Intelligent Transport System for EV. *SAE International Journal of Passenger Cars - Electronic and Electrical Systems*. 2016. Vol. 9, no. 1. P. 9–21. URL: <https://doi.org/10.4271/2015-01-9132> (date of access: 07.12.2023).
25. Intelligent Framework for Public Transport Bus Services system. *International Journal of Recent Technology and Engineering*. 2019. Vol. 8, no. 2S4. P. 12–18. URL: <https://doi.org/10.35940/ijrte.b1003.0782s419> (date of access: 07.12.2023).
26. High-performance computing complex for intelligent transport system / A. Zaitseva et al. *Electrical and data processing facilities and systems*. 2022. Vol. 18,

no. 2. P. 107–120. URL: <https://doi.org/10.17122/1999-5458-2022-18-2-107-120> (date of access: 07.12.2023).

27. Poltavskaya Y. Methodology for designing architecture of intelligent transport system. Modern technologies and scientific and technological progress. 2022. Vol. 2022, no. 1. P. 199–200. URL: <https://doi.org/10.36629/2686-9896-2022-1-199-200> (date of access: 07.12.2023).

28. Application of Image Fusion in Intelligent Transport System / Xuewen Ding et al. International Journal of Digital Content Technology and its Applications. 2012. Vol. 6, no. 1. P. 413–420. URL: <https://doi.org/10.4156/jdcta.vol6.issue1.50> (date of access: 07.12.2023).

29. Deryabin S. A., Zykov S. V., Mikitenko I. I. Multi-agent intelligent autonomous management system career transport. EurasianUnionScientists. 2019. Vol. 6, no. 67. URL: <https://doi.org/10.31618/esu.2413-9335.2019.6.67.379> (date of access: 07.12.2023).

30. Berg M. Evaluation of Intelligent Transport System Applications : thesis. 2005. URL: <http://urn.kb.se/resolve?urn=urn:nbn:no:ntnu:diva-9234> (date of access: 07.12.2023).

31. Malinskiy S. V. Intelligent access control system. Intellectual transport systems. 2023. P. 521–525. URL: <https://doi.org/10.30932/9785002182794-2023-521-525> (date of access: 07.12.2023).

32. Guz A. R., Palmov S. V. Digital twin in an intelligent transport system. Regional and branch economy. 2023. No. 1. P. 112–116. URL: [https://doi.org/10.47576/2949-1916\\_2023\\_1\\_112](https://doi.org/10.47576/2949-1916_2023_1_112) (date of access: 07.12.2023).

33. Intelligent Transport System: A Sustainable Future Prospect / U. J. P. U.J Phatak et al. International Journal of Scientific Research. 2012. Vol. 3, no. 4. P. 157–158. URL: <https://doi.org/10.15373/22778179/apr2014/54> (date of access: 07.12.2023).

34. Kapskiy D. V., Navoy D. V., Pegin P. A. Control of Intelligent Transport System in Minsk. Science & Technique. 2018. T. 17, № 5. C. 401–412. URL:

<https://doi.org/10.21122/2227-1031-2018-17-5-401-412> (дата звернення: 07.12.2023).

35. Adaptive Security for Intelligent Transport System Applications / M. A. Javed et al. IEEE Intelligent Transportation Systems Magazine. 2018. Vol. 10, no. 2. P. 110–120. URL: <https://doi.org/10.1109/mits.2018.2806636> (date of access: 07.12.2023).

36. Leviäkangas P., Lähesmaa J. Profitability Evaluation of Intelligent Transport System Investments. Journal of Transportation Engineering. 2002. Vol. 128, no. 3. P. 276–286. URL: [https://doi.org/10.1061/\(asce\)0733-947x\(2002\)128:3\(276\)](https://doi.org/10.1061/(asce)0733-947x(2002)128:3(276)) (date of access: 07.12.2023).

37. Intelligent Transport System Standardization and Case Study / Q. Yang et al. Journal of Engineering Studies. 2014. Vol. 06, no. 01. P. 62–72. URL: <https://doi.org/10.3724/sp.j.1224.2014.00062> (date of access: 07.12.2023).

38. Hong J. Standardization Approaches of Cooperative Intelligent Transport System. Indian Journal of Science and Technology. 2016. Vol. 9, no. 35. URL: <https://doi.org/10.17485/ijst/2016/v9i35/101779> (date of access: 07.12.2023).

39. Gupta R. S., Tyagi A., Anand S. Modern transport system. Intelligent Control for Modern Transportation Systems. Boca Raton, 2023. P. 21–37. URL: <https://doi.org/10.1201/9781003436089-2> (date of access: 07.12.2023).

40. Albekova Z. M. Development of the intelligent transport system "Commercial Transport Management". News of the Kabardin-Balkar Scientific Center of RAS. 2023. Vol. 2, no. 112. P. 9–17. URL: <https://doi.org/10.35330/1991-6639-2023-2-112-9-17> (date of access: 07.12.2023).

41. М.Ю. Тягунова, Д.М. Карнаух. Аналіз інтелектуальних систем регулювання руху на перехрестях. Тиждень науки-2023. Факультет комп'ютерних наук і технологій: наук.-техн. конф., 24-28 квітня 2023 р.: тези доп. – Запоріжжя: НУ «Запорізька політехніка», 2023. – С. 71-72.