

Хмельницький національний університет
Факультет інформаційних технологій
Кафедра комп'ютерної інженерії та інформаційних систем

КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА

Кіберфізична система автоматичної фіксації порушень правил дорожнього руху
Назва теми

Рівень вищої освіти другий (магістерський)

Галузь знань 12 «Інформаційні технології»

Шифр, назва

Спеціальність 123 «Комп'ютерна інженерія»

Шифр, назва

Освітня програма «Комп'ютерна інженерія та програмування»

Назва

Шифр КвРКІ 240243.24.02.06 ПЗ

Виконав здобувач II курсу, група KI2M-24-2

Керівник
доцент

канд.-техн. наук,

Науковий ступінь, учене звання

Нормоконтролер

д. техн. наук, професор

Науковий ступінь, учене звання

До захисту допускаю:
завідувач кафедри КІС
«01» травня 2026 р.

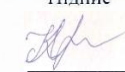
дата



Підпис

Роман ЛЕМЕШОВ


Ініціали, прізвище



Підпис

Катерина БЕРЕЗЬКА

Ініціали, прізвище



Підпис

Сергій ЛИСЕНКО

Ініціали, прізвище



Підпис

Ольга ПАВЛОВА

Ініціали, прізвище

Хмельницький 2026

ХМЕЛЬНИЦЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ

Факультет ІНФОРМАЦІЙНИХ ТЕХНОЛОГІЙ

Кафедра КОМП'ЮТЕРНОЇ ІНЖЕНЕРІЇ ТА ІНФОРМАЦІЙНИХ СИСТЕМ

Рівень вищої освіти ДРУГИЙ (МАГІСТЕРСЬКИЙ)

Галузь знань 12 ІНФОРМАЦІЙНІ ТЕХНОЛОГІЇ

Спеціальність 123 КОМП'ЮТЕРНА ІНЖЕНЕРІЯ

Освітня програма «КОМП'ЮТЕРНА ІНЖЕНЕРІЯ ТА ПРОГРАМУВАННЯ»

ЗАТВЕРДЖУЮ

Завідувачка кафедри КІС



Ольга ПАВЛОВА

“ 12 ” 01 2026 р.

ЗАВДАННЯ НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ

Лемешову Роману Васильовичу

Прізвище, ім'я, по батькові студента

1. Тема проекту (роботи) Кіберфізична система автоматичної фіксації порушень правил дорожнього руху

Керівник проекту (роботи) Березька Катерина Миколаївна, к.т.н., доцент

Прізвище, ім'я, по батькові, науковий ступінь, вчене звання

Затверджена наказом ректора університету від 12.01.2026 р. № 6

2. Термін подання здобувачем роботи на кафедру 01.05.2026 р.

3. Вихідні дані до роботи Завдання на кваліфікаційну роботу

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

Кіберфізична система автоматичної фіксації порушень правил дорожнього руху

Метод автоматичної фіксації порушень правил дорожнього руху

Програмно-апаратна реалізація кіберфізичної системи автоматичної фіксації порушень правил дорожнього руху

5. Перелік графічного матеріалу (із зазначенням обов'язкових креслень) _____

6. Консультанти розділів кваліфікаційної роботи

Розділ	Прізвище, ініціали та посада консультанта	Підпис, дата	
		завдання видав	завдання прийняв

7. Дата видачі завдання « 12 » 01 2026 р.

КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

№з/п	Назва етапів (розділів) кваліфікаційної роботи магістра	Термін виконання етапів проекту (роботи)	Примітка
1	Вибір напрямку дослідження та узгодження тематики КвРМ з керівником	12.01.2026	виконано
2	Ознайомлення з предметною областю; формулювання мети та задач дослідження; визначення об'єкта та предмета дослідження	12.01.2026	виконано
3	Робота над розділом 1 – аналіз відомих моделей, методів за темою; постановка задачі	20.01.2026	виконано
4	Робота над розділом 2 – розробка моделей для вирішення поставленої задачі	01.02.2026	виконано
5	Робота над науковою статтею	01.03.2026	виконано
6	Робота над розділом 3 – розробка методів для вирішення поставленої задачі	15.03.2026	виконано
7	Робота над розділом 4 – проектування та розробка ПЗ для вирішення поставленої задачі, експериментальна частина	01.04.2026	виконано
8	Оформлення пояснювальної записки згідно вимог	18.04.2026	виконано
9	Попередній захист ДРМ	29.04.2026	виконано
10	Захист ДРМ на засіданні ЕК	До 15.05.2026	

Здобувач


Підпис

Роман ЛЕМЕШОВ

Імя, ПРІЗВИЩЕ

Керівник кваліфікаційної роботи


Підпис

Катерина БЕРЕЗЬКА

Імя, ПРІЗВИЩЕ

РЕФЕРАТ

Тема кваліфікаційної роботи магістра: Кіберфізична система автоматичної фіксації порушень правил дорожнього руху

Автор роботи: Лемешов Роман Васильович

Керівник роботи: Березька Катерина Миколаївна

Пояснювальна записка: 88 с., 45 рис., 3 табл., 2 дод., 77 джерел.

КІБЕРФІЗИЧНА СИСТЕМА, АВТОФІКСАЦІЯ ПОРУШЕНЬ ПДР, КОМП'ЮТЕРНИЙ ЗІР, НЕЙРОННІ МЕРЕЖІ, РОЗПІЗНАВАННЯ ОБ'ЄКТІВ, РОЗПІЗНАВАННЯ НОМЕРНИХ ЗНАКІВ, YOLO, ВІДЕОАНАЛІЗ, ДОРОЖНІЙ РУХ.

Об'єктом дослідження є процес автоматизованого відеомоніторингу дорожнього руху з метою виявлення порушень ПДР.

Предметом дослідження є методи та алгоритми комп'ютерного зору і просторово-часового аналізу відеоданих, що базуються на використанні згорткових нейронних мереж для розпізнавання транспортних засобів, розпізнавання номерних знаків і визначення порушень.

Метою кваліфікаційної роботи магістра є розробити та вдосконалити методи автоматичної фіксації порушень правил дорожнього руху на основі нейромережевого розпізнавання об'єктів і просторово-часового аналізу відеоданих для підвищення точності виявлення порушень і забезпечення ефективної роботи системи в реальному часі.

Для розв'язання поставлених задач використовувалися методи порівняльного аналізу, синтезу, машинного навчання.

Наукова новизна отриманих результатів:

– набув подальшого розвитку метод автоматичної фіксації порушень ПДР на основі просторово-часового аналізу відеопотоку, який поєднує нейромережеву розпізнавання об'єктів із алгоритмами відстеження та логікою прийняття рішень, що дозволило підвищити точність виявлення порушень в умовах складної дорожньої обстановки;

– удосконалено архітектуру програмного забезпечення кіберфізичної системи автофіксації порушень ПДР шляхом розподілу функцій між edge-пристроями та серверною частиною, а також оптимізації обчислювальних процесів, що забезпечило роботу системи в режимі реального часу на обмежених ресурсах. На основі проведених досліджень розроблена архітектура і компоненти програмного забезпечення.

Практична значимість отриманих результатів полягає у розробленні кіберфізичної системи автофіксації порушень правил дорожнього руху, яка може бути впроваджена для підвищення безпеки дорожнього руху, автоматизації контролю порушень та зменшення навантаження на відповідні служби.

У першому розділі було проаналізовано основні сучасні методи та підходи, що використовуються у системах автофіксації порушень ПДР та відеоаналітики дорожнього руху.

У другому розділі розроблено метод та концепцію кіберфізичної системи, виконано формалізацію задачі, обґрунтовано вибір апаратної та програмної архітектури.

У третьому розділі детально описано алгоритмічне забезпечення системи, включаючи алгоритми розпізнавання транспортних засобів, визначення порушень та розпізнавання номерних знаків, а також метрики оцінювання ефективності.

У четвертому розділі реалізовано програмне забезпечення системи та проведено експериментальні дослідження, що підтверджують ефективність запропонованих рішень

ЗМІСТ

Скорочення та умовні позначки	5
Вступ.....	6
1 Аналіз предметної області та сучасних технологій автофіксації порушень пдр ..	9
1.1 Аналіз сучасної ситуації на дорогах та існуючих систем автоматичної фіксації порушень	9
1.2 Аналіз архітектур кіберфізичних систем відеоспостереження.....	13
1.3 Методи розпізнавання транспортних засобів та розпізнавання номерних знаків	22
1.4 Вибір апаратного забезпечення та постановка задачі.....	27
1.5 Висновки до першого розділу.....	29
2 Проектування методу та кіберфізичної системи автофіксації порушень ПДР ...	30
2.1 Метод та загальна концепція системи автофіксації порушень ПДР	30
2.2 Структура системи автофіксації порушень ПДР.....	35
2.3 Вибір апаратної платформи для реалізації кіберфізичної системи автоматичної фіксації порушень правил дорожнього руху.....	37
2.4 Проектування програмної архітектури кіберфізичної системи автоматичної фіксації порушень правил дорожнього руху.....	47
2.5 Висновки до другого розділу.....	50
3 Алгоритми програмного забезпечення кіберфізичної системи автофіксації порушень ПДР	52
3.1 Алгоритм розпізнавання транспортних засобів.....	52
3.2 Алгоритм визначення порушення ПДР	55
3.3 Алгоритм розпізнавання номерного знаку.....	62
3.4 Метрики оцінювання ефективності	66
3.5 Висновки до третього розділу	69
4 Практична реалізація та експериментальне дослідження системи.....	71
4.1 Реалізація програмного забезпечення кіберфізичної системи автоматичної фіксації порушень правил дорожнього руху.....	71

4.2 Проведення експериментальних випробувань.....	75
4.3 Висновки до четвертого розділу.....	90
Висновки	91
Перелік джерел посилань	94
Додаток А.....	102
Додаток Б.....	104

СКОРОЧЕННЯ ТА УМОВНІ ПОЗНАКИ

ПДР – правила дорожнього руху

КФС – кіберфізична система

ШІ – штучний інтелект

CV (Computer Vision) – комп'ютерний зір

DL (Deep Learning) – глибоке навчання

CNN (Convolutional Neural Network) – згорткова нейронна мережа

YOLO (You Only Look Once) – алгоритм розпізнавання об'єктів

SSD (Single Shot Detector) – одноетапний детектор об'єктів

ALPR (Automatic License Plate Recognition) – автоматичне розпізнавання номерних знаків

OCR (Optical Character Recognition) – оптичне розпізнавання символів.

ВСТУП

Сучасний розвиток транспортної інфраструктури супроводжується постійним зростанням інтенсивності дорожнього руху та кількості транспортних засобів, що, у свою чергу, призводить до збільшення кількості порушень правил дорожнього руху та дорожньо-транспортних пригод. Забезпечення безпеки на дорогах є одним із пріоритетних завдань держави, що потребує впровадження ефективних засобів контролю та моніторингу дорожньої ситуації.

Традиційні методи контролю дотримання ПДР, засновані на роботі патрульних служб, не забезпечують повного покриття дорожньої мережі та потребують значних ресурсів. У зв'язку з цим актуальним є використання автоматизованих систем автофіксації порушень, які базуються на технологіях комп'ютерного зору та штучного інтелекту.

Сучасні досягнення у сфері глибокого навчання дозволяють ефективно вирішувати задачі розпізнавання транспортних засобів, аналізу дорожньої обстановки та розпізнавання номерних знаків. Поєднання цих методів у межах кіберфізичних систем відкриває можливість створення інтелектуальних рішень, здатних працювати в режимі реального часу та забезпечувати високу точність виявлення порушень.

Актуальність роботи полягає у необхідності підвищення безпеки дорожнього руху шляхом розроблення ефективних автоматизованих систем фіксації порушень ПДР на основі комп'ютерного зору та штучного інтелекту.

Метою кваліфікаційної роботи магістра є розроблення кіберфізичної системи автоматичної фіксації порушень правил дорожнього руху на основі методів комп'ютерного зору та глибокого навчання. Для досягнення поставленої мети необхідно вирішити низку задач, пов'язаних із аналізом існуючих методів, розробленням алгоритмів обробки відеоданих, проектуванням архітектури системи та проведенням експериментальних досліджень.

Поставлена мета досягається розв'язанням таких основних завдань:

- проаналізувати сучасні методи та системи комп'ютерного зору для автофіксації порушень ПДР;
- розробити метод та алгоритм розпізнавання транспортних засобів і аналізу їх руху у відеопотоці;
- реалізувати алгоритми виявлення порушень (перевищення швидкості, проїзд на заборонний сигнал, виїзд за смугу);
- розробити алгоритм розпізнавання номерних знаків транспортних засобів;
- спроектувати апаратну та програмну архітектуру кіберфізичної системи;
- реалізувати програмне забезпечення системи;
- провести експериментальні дослідження та оцінити ефективність розроблених рішень.

Об'єктом дослідження є процес автоматизованого відеомоніторингу дорожнього руху з метою виявлення порушень ПДР.

Предметом дослідження є методи та алгоритми комп'ютерного зору і просторово-часового аналізу відеоданих, що базуються на використанні згорткових нейронних мереж для розпізнавання транспортних засобів, розпізнавання номерних знаків і визначення порушень.

Наукова новизна отриманих результатів:

– набув подальшого розвитку метод автоматичної фіксації порушень ПДР на основі просторово-часового аналізу відеопотоку, який поєднує нейромережеву розпізнавання об'єктів із алгоритмами відстеження та логікою прийняття рішень, що дозволило підвищити точність виявлення порушень в умовах складної дорожньої обстановки;

– удосконалено архітектуру програмного забезпечення кіберфізичної системи автофіксації порушень ПДР шляхом розподілу функцій між edge-пристроями та серверною частиною, а також оптимізації обчислювальних процесів, що забезпечило роботу системи в режимі реального часу на обмежених

ресурсах. На основі проведених досліджень розроблена архітектура і компоненти програмного забезпечення.

Практична значимість отриманих результатів полягає у розробленні кіберфізичної системи автофіксації порушень правил дорожнього руху, яка може бути впроваджена для підвищення безпеки дорожнього руху, автоматизації контролю порушень та зменшення навантаження на відповідні служби.

Для розв'язання поставлених задач використовувалися методи машинного навчання та порівняльного аналізу.

За темою кваліфікаційної роботи опубліковано одну публікацію [77] у збірнику тез VI Міжнародної наукової конференції, 23-24 квітня 2026 р. / упоряд. А.А. Криськов, О.М. Горішна, Н.В. Габрусєва – Тернопіль: ФОП Осадца Ю. В., 2026. ст. 147-148.

1 АНАЛІЗ ПРЕДМЕТНОЇ ОБЛАСТІ ТА СУЧАСНИХ ТЕХНОЛОГІЙ АВТОФІКСАЦІЇ ПОРУШЕНЬ ПДР

1.1 Аналіз сучасної ситуації на дорогах та існуючих систем автоматичної фіксації порушень

Зростання кількості транспортних засобів, інтенсифікація трафіку в містах та збільшення швидкісних режимів руху призводять до підвищення аварійності на автомобільних дорогах. За даними міжнародних організацій, дорожньо-транспортні пригоди залишаються однією з основних причин смертності у світі. Особливо гостро проблема стоїть у країнах з високою щільністю транспортних потоків та недостатнім рівнем автоматизованого контролю [1].

В Україні система контролю за дотриманням правил дорожнього руху (ПДР) зазнала суттєвої модернізації після впровадження автоматичної фото- та відеофіксації порушень. Основними типами порушень залишаються: перевищення встановленої швидкості руху, проїзд на заборонний сигнал світлофора, порушення правил проїзду смуг громадського транспорту, порушення правил зупинки та стоянки [3].

Значна частина порушень пов'язана з людським фактором та недостатнім контролем у режимі реального часу. Традиційний підхід із залученням патрульної поліції є ресурсозатратним і не забезпечує повного покриття дорожньої мережі. В Україні функціонує державна система автоматичної фіксації порушень швидкісного режиму, яка адмініструється Міністерство внутрішніх справ України [1] та Національна поліція України [2].

Система базується на використанні наступного обладнання:

- стаціонарних камер автофіксації (рисунок 1.1);
- мобільних комплексів контролю швидкості (зокрема лазерних вимірювачів TruCAM) (рисунок 1.2);
- центрального серверного центру обробки даних;
- інтеграції з реєстром транспортних засобів.



Рисунок 1.1 – Стационарна камера автофіксації [5]



Рисунок 1.2 – Радар контролю швидкості TruCAM [6]

Принцип роботи полягає у вимірюванні швидкості транспортного засобу, фотофіксації номерного знаку, формуванні електронного доказового пакету та автоматичному створенні постанови про адміністративне правопорушення. Перевагами впровадження таких систем є зменшення рівня перевищення

швидкості на контрольованих ділянках, мінімізація корупційних ризиків, автоматизація процесу накладення штрафів. Недоліками залишаються обмежене покриття території, відсутність комплексної розпізнавання різних типів порушень, залежність від погодних умов та якості зображення та централізована архітектура без глибокої edge-обробки.

Розглянемо також світову практику фіксації порушень ПДР. У Великій Британії широко застосовуються системи середньої швидкості (average speed control) та ANPR (Automatic Number Plate Recognition) (рисунок 1.3). Камери фіксують транспортний засіб на початку та в кінці контрольної ділянки, після чого обчислюється середня швидкість руху [8-9].



Рисунок 1.3 – Камери фіксації швидкості на магістралях Великобританії [9]

У США активно використовуються системи фіксації проїзду на червоне світло та перевищення швидкості (рисунок 1.4). У багатьох штатах інтеграція здійснюється з міськими центрами управління трафіком (Traffic Management Centers) [10]. Використання хмарних обчислень на рівні таких центрів дозволяє агрегувати дані з тисяч периферійних вузлів для глобального аналізу дорожньої

ситуації. Це забезпечує можливість адаптивного керування світлофорами та оперативного реагування на надзвичайні події в масштабах усього мегаполіса.



Рисунок 1.4 – Система фіксації проїзду на червоне світло у США [10]

У Німеччині застосовуються як стаціонарні, так і мобільні комплекси контролю швидкості, включаючи системи секційного контролю (Section Control), що забезпечують високу точність вимірювання та мінімізацію помилкових спрацювань (рисунок 5) [16].

Сучасні системи переходять від простого вимірювання швидкості до повноцінних кіберфізичних платформ, які включають використання алгоритмів глибокого навчання для розпізнавання транспортних засобів, автоматичне розпізнавання номерних знаків (ALPR/ANPR), edge-обробку відеопотоку для зменшення навантаження на центральні сервери, інтеграцію з інтелектуальними транспортними системами (ITS) та застосування захищених каналів передачі даних. Водночас актуальними залишаються проблеми кібербезпеки, захисту персональних даних, забезпечення високої точності при складних погодних умовах та обробки великих обсягів відеоданих у реальному часі. Такі підходи дозволяють підвищити не лише точність виявлення порушень, а й швидкість

реагування відповідних служб на потенційно небезпечні дорожні ситуації. Особливого значення набуває можливість локальної обробки даних безпосередньо на пристроях спостереження, що зменшує затримки та підвищує автономність системи. У перспективі поєднання комп'ютерного зору, периферійних обчислень та аналітичних модулів може стати основою для створення більш адаптивної й надійної інфраструктури моніторингу дорожнього руху.



Рисунок 1.5 – Система секційного контролю швидкості на дорогах Німеччини [16]

1.2 Аналіз архітектур кіберфізичних систем відеоспостереження

Кіберфізичні системи (КФС) відеоспостереження є інтегрованими апаратно-програмними комплексами, у яких фізичні процеси (рух транспортних засобів, зміна дорожньої обстановки) взаємодіють із цифровими компонентами обробки, передавання та збереження даних. У контексті автоматичної фіксації порушень правил дорожнього руху такі системи виконують функції збору відеоданих,

аналізу подій у реальному часі та формування доказової інформації. Типова архітектура КФС відеоспостереження складається з таких рівнів:

- 1) Фізичний рівень (sensing layer) об'єднує камери, датчики швидкості, освітлення, руху.
- 2) Обчислювальний рівень (processing layer) включає edge-пристрої або локальні сервери.
- 3) Мережевий рівень (communication layer) являє собою канали передачі даних.
- 4) Прикладний рівень (application layer) відповідає за серверну обробку, роботу з базою даних, аналітику, інтерфейс користувача.

Така багаторівнева структура дозволяє забезпечити масштабованість, модульність та гнучкість системи. Схематично архітектура кіберфізичної системи зображена на рисунку 1.6.

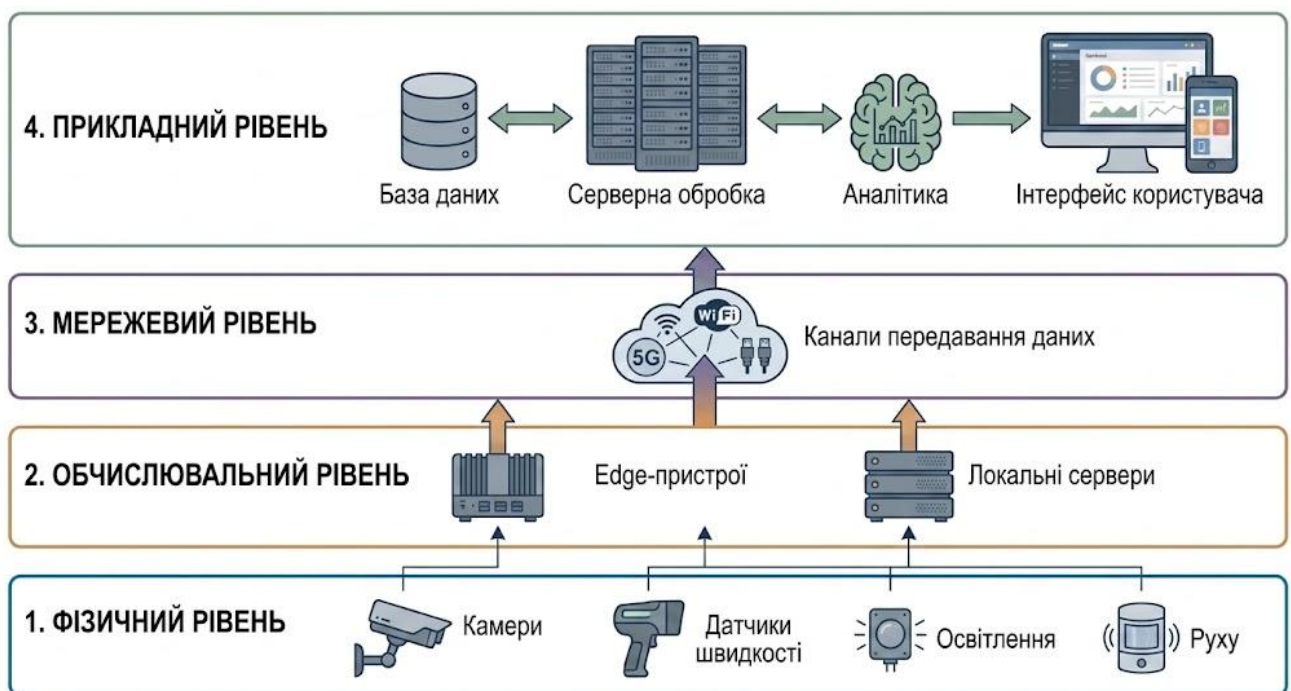


Рисунок 1.6 – Загальна схема архітектури кіберфізичної системи

При проектуванні кіберфізичних систем виділяють такі види архітектур як централізована, децентралізована або розподілена архітектура, а також архітектура на базі Edge-AI та хмарна архітектура.

Централізована архітектура передбачає, що всі відеопотоки передаються до центрального серверного центру, де виконується їх обробка та збереження. Перевагами такої архітектури є спрощене адміністрування, централізований контроль та зберігання та зручність інтеграції з державними реєстрами. До недоліків можна віднести високі вимоги до пропускну здатності мережі, затримки при обробці великих обсягів відеоданих, низьку стійкість до відмов каналу зв'язку, підвищені ризики кіберзагроз через концентрацію даних. Такий підхід характерний для перших поколінь систем автофіксації. Приклад централізованої архітектури розглянуто у [17] та представлено на рисунку 1.7.

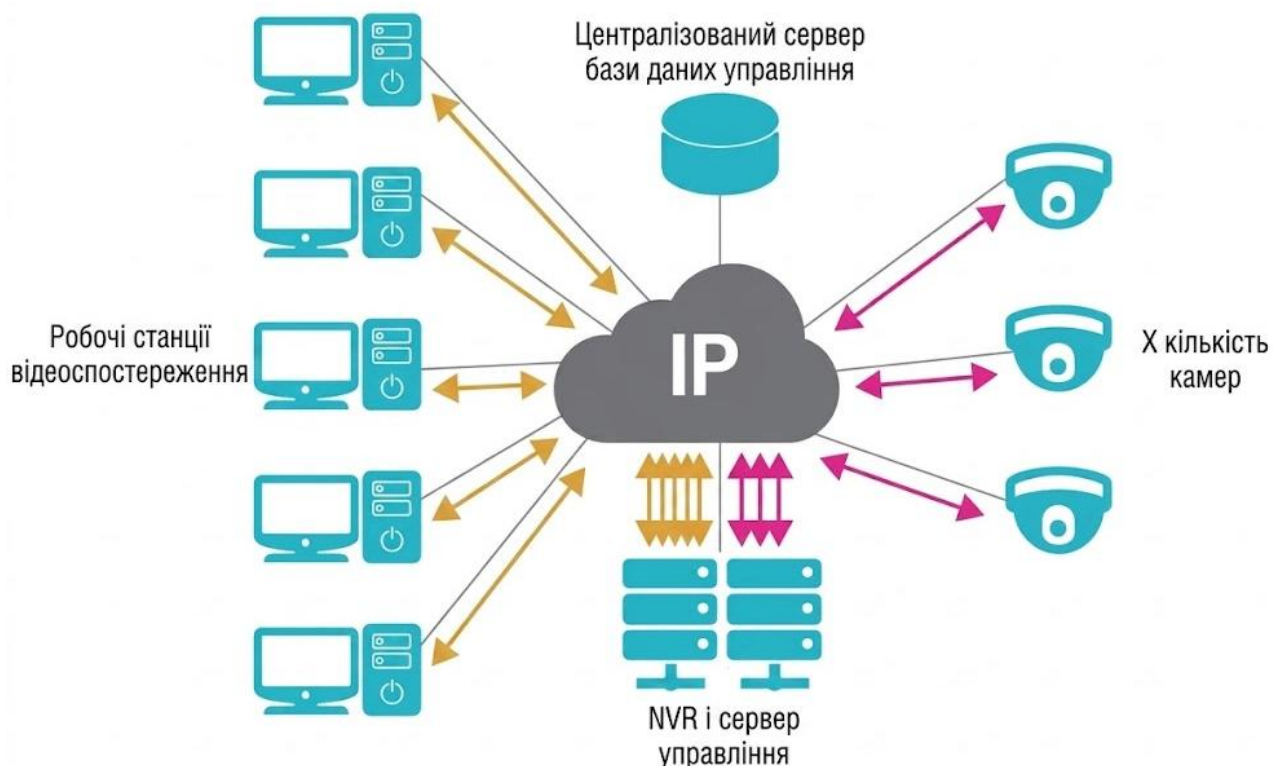


Рисунок 1.7 – Схема централізованої архітектури згідно з [17]

У розподіленій архітектурі частина обробки виконується безпосередньо на периферійних пристроях (edge computing). Камери або локальні модулі

здійснюють попередню обробку відео та передають лише релевантні дані. Перевагами такої архітектури є зменшення мережевого навантаження, зниження затримок, підвищення відмовостійкості та масштабованість. Недоліками є складність оновлення програмного забезпечення, підвищені вимоги до обчислювальних ресурсів на периферії, необхідність розподіленого управління безпекою. Саме такий підхід є перспективним для кіберфізичних систем автоматичної фіксації порушень ПДР. Приклад розподіленої архітектури розглянуто у [18] на прикладі розумного міста та представлено на рисунку 1.8.

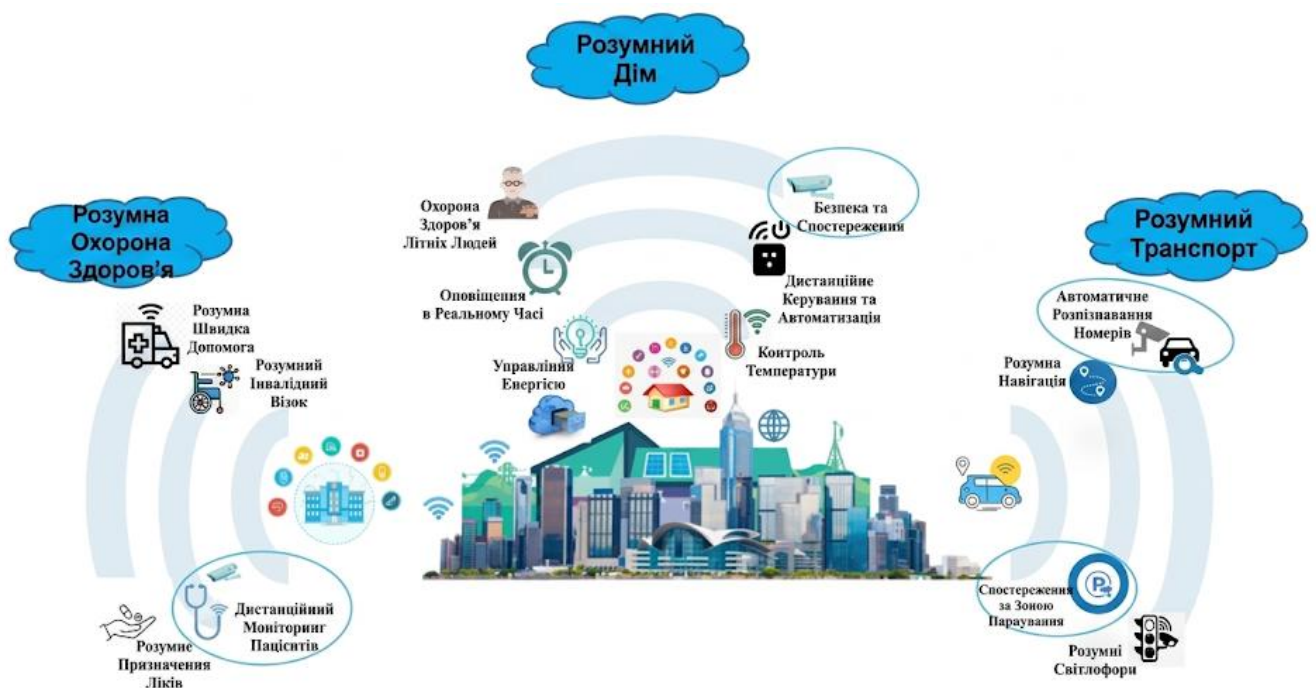


Рисунок 1.8 – Схема розподіленої архітектури на прикладі розумного міста згідно з [18]

Сучасні системи активно використовують концепцію Edge-AI, за якої алгоритми глибокого навчання працюють безпосередньо на вбудованих пристроях (наприклад, NVIDIA Jetson, ARM-based SoC). Особливістю такої архітектури є локальне розпізнавання транспортних засобів та локальне розпізнавання номерних знаків (ANPR/ALPR), передавання на сервер лише метаданих та фрагментів доказових зображень. Перевагами є мінімізація затримок, економія трафіку, підвищення рівня захисту персональних даних,

можливість автономної роботи. У [19] приклад такої архітектури розглянуто для задачі розпізнавання номерного знаку автомобіля. Автори демонструють [20] архітектуру обчислень на периферійних пристроях, а саме NVIDIA TAO + Jetson Orin Nano, розглядають для моніторингу дорожнього руху у розумних містах (рисунок 1.9).



Рисунок 1.9 – Приклад Edge-AI архітектури з використанням NVIDIA TAO + Jetson Orin Nano для моніторингу дорожнього руху у розумних містах згідно [20]

Уряд Таїланду запустив проєкт «Таїланд 4.0» для інтеграції штучного інтелекту в існуючі системи управління дорожнім рухом у містах з метою оптимізації дорожніх умов та покращення планування міського транспорту (рисунок 1.10). Для цього LAN-порти AIEdge-X®500 були підключені до камер відеоспостереження, встановлених на перехрестях, для запису та розпізнавання номерних знаків, щоб виявляти порушників правил дорожнього руху, які перевищують обмеження швидкості, перетинають червону лінію та водіїв, які припаркували свої транспортні засоби в зонах, заборонених для паркування. Схема підключення такої архітектури представлена на рисунку 1.11 [21].

Хмарні архітектури передбачають передавання відеоданих або метаданих до хмарних центрів обробки. Перевагою такої архітектури є практично необмежена масштабованість, централізована аналітика та гнучкість у розгортанні. До

недоліків можна віднести залежність від стабільності інтернет-з'єднання, потенційні ризики конфіденційності та затримки при передачі відеопотоку.

Зараз спостерігається тенденція до впровадження гібридних архітектур, які поєднують переваги обох підходів. У таких системах периферійні пристрої виконують первинний аналіз відео та розпізнавання об'єктів у реальному часі, а до хмари передаються лише оптимізовані метадані або критично важливі кадри для довгострокового зберігання та глибокого аналізу.

Така комбінація дозволяє мінімізувати затримки та знизити витрати на передачу трафіку, зберігаючи при цьому можливість централізованого управління та масштабування. Це забезпечує оптимальний баланс між продуктивністю, надійністю та вартістю впровадження систем розумного міста. Додатково такий підхід суттєво підвищує рівень захисту персональних даних, оскільки конфіденційна відеоінформація не виходить за межі локального вузла без нагальної потреби. Це дозволяє гнучко адаптувати систему до суворих нормативних вимог щодо приватності, зберігаючи при цьому високу точність ідентифікації правопорушень.

Окрім технічних переваг, гібридна модель забезпечує високу живучість системи в умовах нестабільного зв'язку, оскільки автономні алгоритми на периферії продовжують фіксацію інцидентів навіть під час тимчасового розриву мережевого з'єднання. Це дозволяє уникнути прогалин у моніторингу та гарантує безперервність збору доказової бази для подальшої верифікації та правового реагування.

Впровадження таких рішень також сприяє економічній ефективності проекту за рахунок значного скорочення витрат на оренду хмарних потужностей і пропускну здатність магістральних каналів. Завдяки передачі лише релевантних метаданих муніципалітети отримують можливість масштабувати мережу інтелектуального відеомоніторингу без пропорційного зростання операційних витрат на підтримку серверної інфраструктури. Важливим аспектом функціонування подібних мереж є можливість дистанційного адміністрування та оновлення вагових коефіцієнтів моделей безпосередньо з центрального вузла

управління. Такий підхід забезпечує гнучку адаптацію системи до нових типів транспортних засобів або змін у законодавстві, гарантуючи високу точність інференсу протягом усього життєвого циклу експлуатації обладнання.

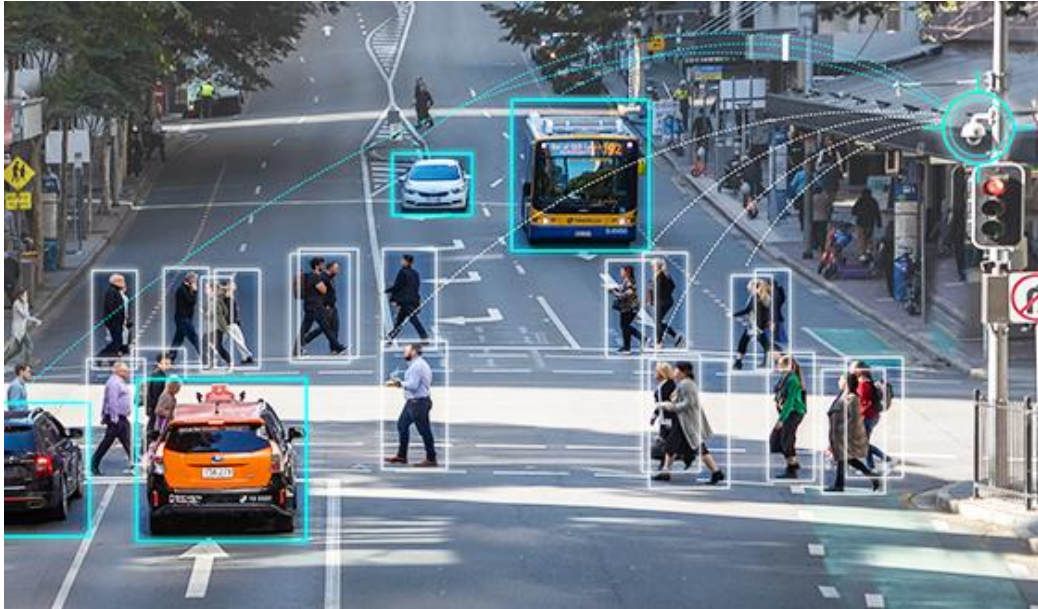


Рисунок 1.10 – Приклад роботи проекту «Таїланд 4.0», інтеграція ШІ в системи управління дорожнім рухом [21]

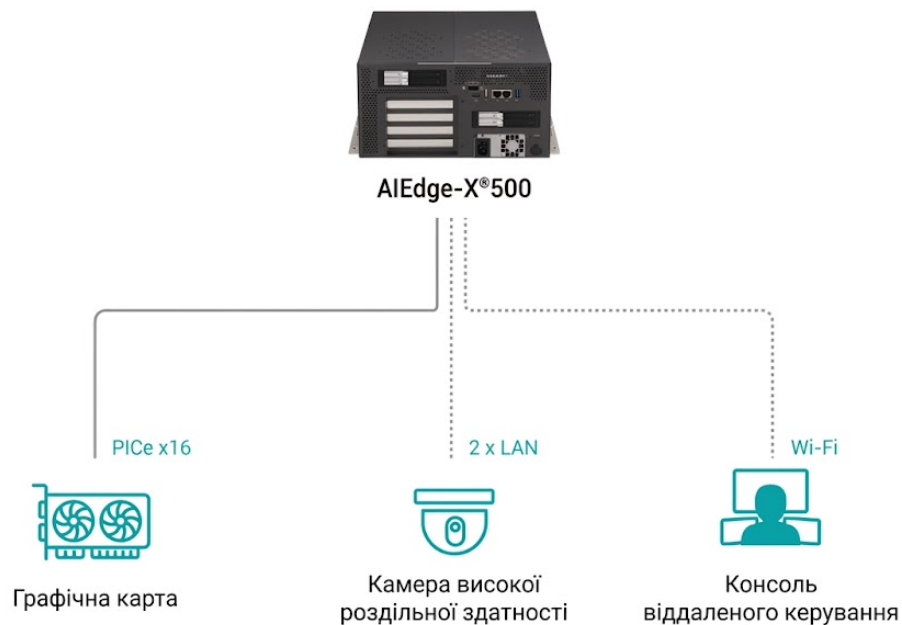


Рисунок 1.11 – Схема підключення архітектури на основі Edge-AI у проєкті «Таїланд 4.0» [21]

Визначення найбільш ефективного підходу до побудови мережі потребує комплексного оцінювання функціональних спроможностей периферійних та хмарних обчислень.

У ході дослідження було виконано порівняльний аналіз описаних вище архітектур, за результатами якого складено таблицю 1.1.

Таблиця 1.1 – Порівняльний аналіз архітектур кіберфізичних систем відеоспостереження

Критерій	Централізована	Розподілена	Edge-AI	Хмарна	Гібридна
Місце обробки відео	Центральний сервер	Частково на локальних вузлах	Безпосередньо на edge-пристрої	У хмарному центрі	Edge + центральний сервер
Мережеве навантаження	Високе	Середнє	Низьке	Високе	Середнє
Затримка обробки	Вища	Середня	Мінімальна	Залежить від мережі	Низька
Масштабованість	Обмежена	Висока	Висока	Дуже висока	Висока
Відмовостійкість	Низька (single point of failure)	Вища	Висока	Залежить від провайдера	Висока

Кінець таблиці 1.1

Вимоги до мережі	Високі	Середні	Низькі	Дуже високі	Середні
Захист персональних даних	Централізований ризик	Розподілений	Кращий (локальна обробка)	Залежить від політичних умов	Контрольований
Складність впровадження	Невисока	Середня	Висока	Середня	Висока
Вартість розгортання	Середня	Вища	Вища	Залежить від підписки	Середня/Вища
Доцільність для систем автофіксації ПДР	Частково	Доцільна	Найбільш доцільна	Обмежена	Оптимальна

Аналіз архітектур кіберфізичних систем відеоспостереження показав, що еволюція від централізованих до розподілених та Edge-AI рішень обумовлена необхідністю обробки великих обсягів відеоданих у реальному часі та підвищення вимог до кібербезпеки. Для задач автоматичної фіксації порушень ПДР найбільш доцільною є гібридна архітектура, що поєднує edge-обробку (локальна розпізнавання та розпізнавання), централізоване зберігання доказових матеріалів, захищений канал передачі даних та резервування критичних компонентів. Така модель дозволяє забезпечити баланс між продуктивністю, масштабованістю, безпекою та економічною доцільністю.

1.3 Методи розпізнавання транспортних засобів та розпізнавання номерних знаків

Автоматична фіксація порушень правил дорожнього руху базується на двох ключових технологічних компонентах: розпізнавання транспортних засобів у відеопотоці та розпізнаванні номерних знаків (Automatic License Plate Recognition, ALPR). Ефективність кіберфізичної системи безпосередньо залежить від точності, швидкодії та стійкості цих алгоритмів до змін умов освітлення, погодних факторів і складності дорожньої сцени.

Перші системи відеоаналізу використовували алгоритми комп'ютерного зору на основі ручного виділення ознак. До них належать:

- методи фонові субстракції (Background Subtraction);
- алгоритми визначення руху (Motion Detection);
- гістограми орієнтованих градієнтів (HOG);
- каскадні класифікатори на основі ознак Haar.

Принцип роботи полягав у порівнянні поточного кадру з моделлю фону, виділенні рухомих об'єктів та їх класифікації за геометричними характеристиками. Перевагами таких методів були низькі обчислювальні вимоги та можливість роботи на малопотужних пристроях. До недоліків можна віднести чутливість до змін освітлення, низьку точність у складних сценах та проблеми з перекриттям об'єктів. Класичні методи нині використовуються переважно як допоміжні або у системах з обмеженими ресурсами.

Сучасні системи автофіксації базуються на згорткових нейронних мережах (CNN), що забезпечують високу точність розпізнавання транспортних засобів. Найбільш поширені архітектури:

- YOLO (You Only Look Once) - алгоритм одноетапної розпізнавання з високою швидкістю обробки (рисунок 1.12) [22];
- SSD (Single Shot Detector) - баланс між швидкістю та точністю;

– Faster R-CNN - двоетапний алгоритм з підвищеною точністю (рисунок 1.13) [23].

Переваги нейромережових методів: висока точність розпізнавання, стійкість до складних умов, можливість класифікації типів транспортних засобів та робота в режимі реального часу (особливо YOLO). Основними обмеженнями є значне навантаження на обчислювальні потужності, необхідність формування репрезентативних навчальних вибірок та труднощі з адаптацією алгоритмів для роботи на кінцевих пристроях. Для кіберфізичних систем автофіксації найбільш доцільними є модифікації YOLO (наприклад, YOLOv5 або YOLOv8), оптимізовані для роботи на edge-AI платформах.

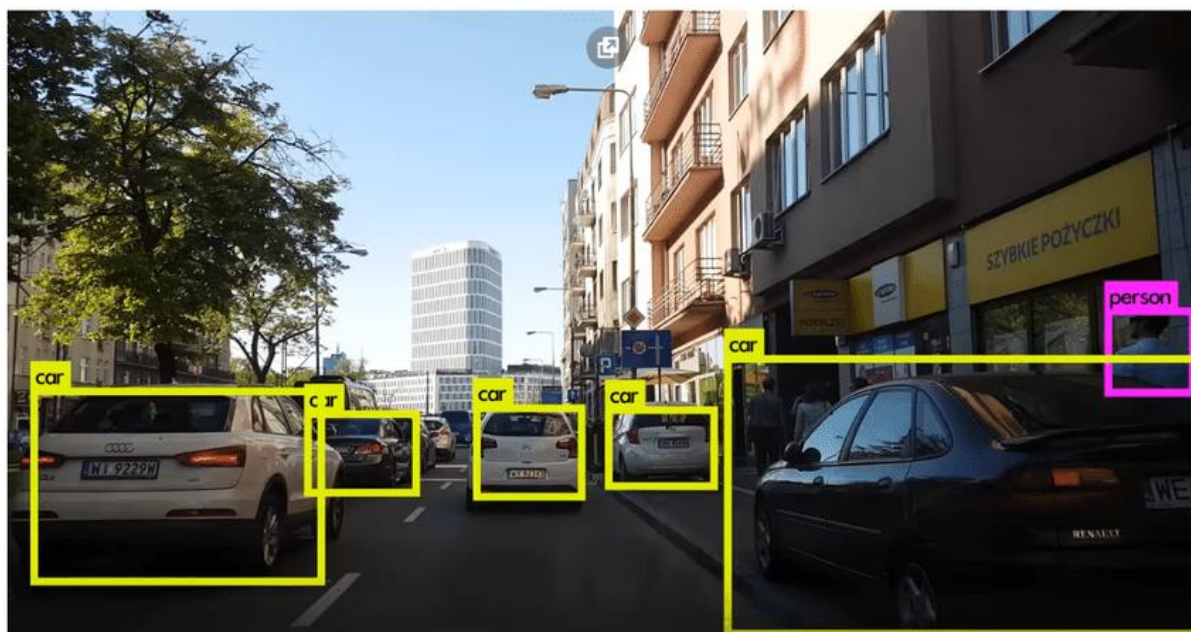


Рисунок 1.12 – Приклад застосування нейромережової моделі YOLO для розпізнавання дорожньої обстановки згідно з [22].

Традиційно процес автоматичного розпізнавання номерного знаку включає кілька етапів. Автори [24] пропонують алгоритм розпізнавання номерних знаків, який представлено на рисунку 1.14.

- 1) Локалізація номерної пластини на зображенні.
- 2) Сегментація символів.
- 3) Оптичне розпізнавання символів (OCR).

4) Постобробка та перевірка коректності результату.

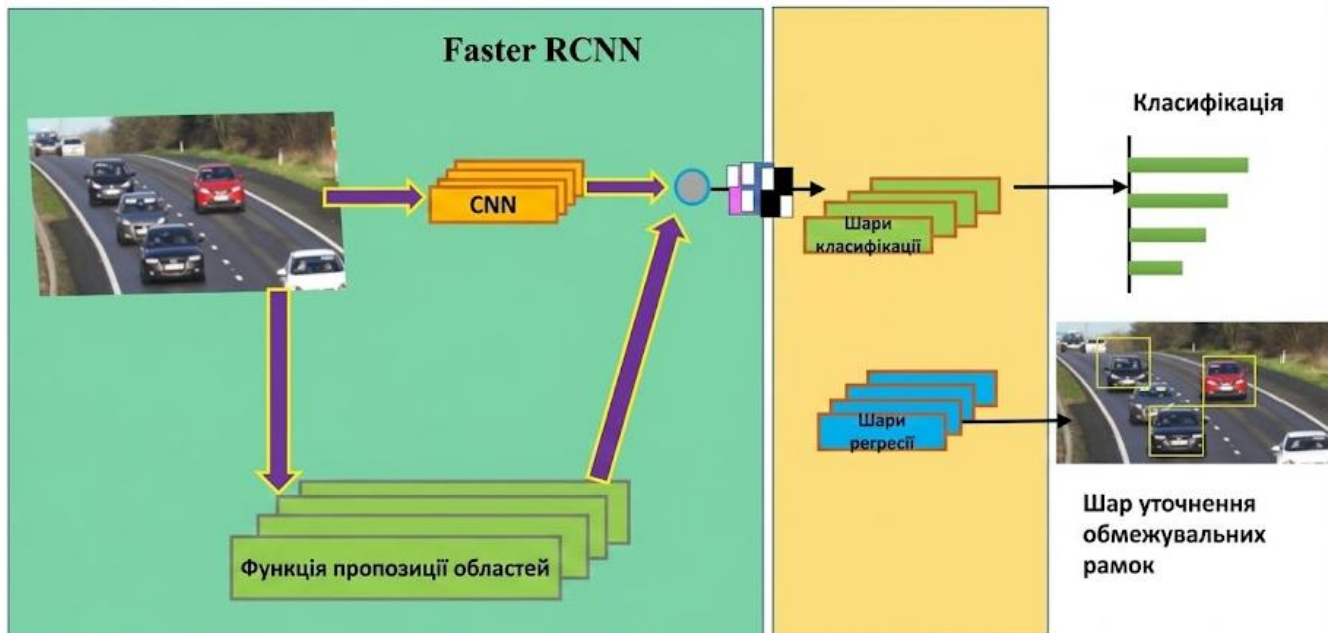


Рисунок 1.13 – Приклад застосування Faster R-CNN для розпізнавання дорожньої обстановки згідно з [23].

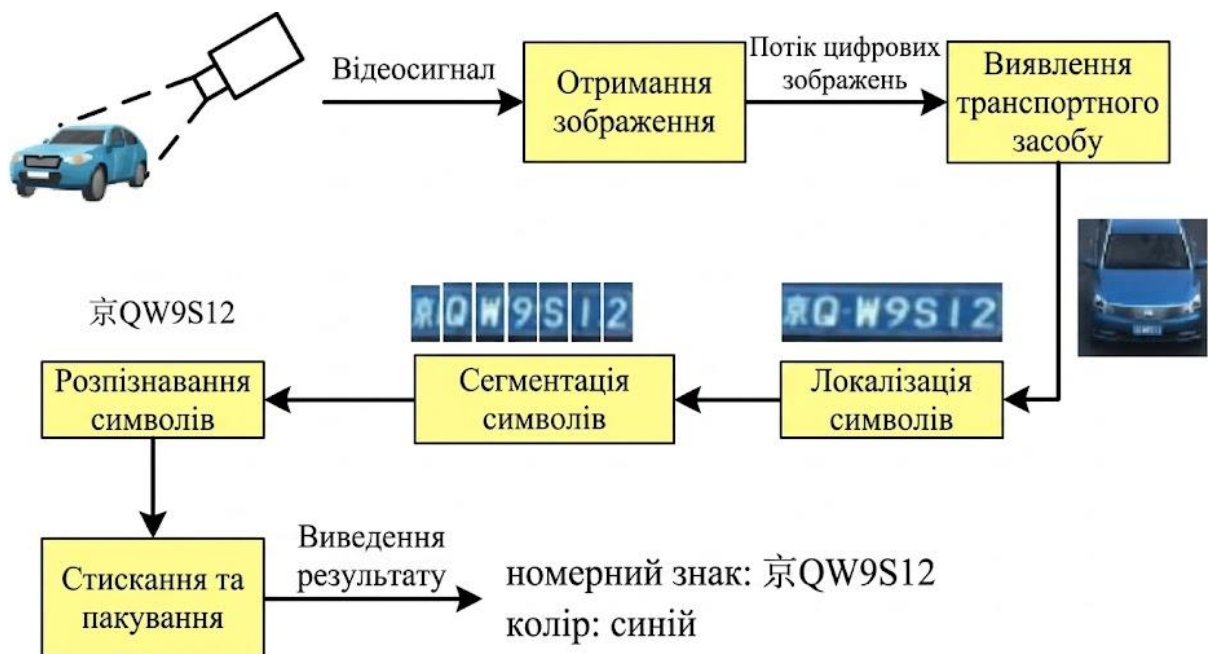


Рисунок 1.14 – Алгоритм розпізнавання номерних знаків згідно з [24].

Також у ході дослідження було проведено аналіз наукових публікацій. Відтак, у роботі [41] систематизовано еволюцію розпізнавання об'єктів за останні

десятиліття: перехід від ручних ознак до deep learning, поява одноетапних та двоетапних детекторів, зростання вимог до швидкодії в реальному часі. У близькій за змістом праці [40] акцент зроблено на класифікації детекторів, компромісі «точність–швидкість» і проблемах узагальнення моделей у складних сценах, що напряду відповідає умовам дорожнього відеоспостереження. Додатково [27] узагальнює підходи на основі глибокого навчання до виявлення об'єктів та підкреслює важливість якісних датасетів і коректної постановки експериментів, що корисно для планування валідації у магістерській. Для транспортної тематики найбільш корисні огляди, сфокусовані саме на виявлення транспортних засобів. Автори [43] подають узагальнення підходів розпізнавання транспортних засобів, типових складнощів (зміна освітлення, оклюзії, щільний трафік) та вимог до систем реального часу. Стаття [44] розширює картину, включаючи також класифікацію типів ТЗ у відео, що важливо для кейсів фіксації порушень (наприклад, смуга громадського транспорту, вантажні обмеження тощо). Сукупно ці роботи підтверджують: для реальних міських умов переважають методи на основі глибокого навчання, а ключовими критеріями стають точність на складних сценах і продуктивність на обмежених ресурсах.

Для кіберфізичної системи автофіксації критично важлива швидкодія, тому одноетапні детектори часто є пріоритетними. Базова робота [36], у якій розглядається модель YOLO, запропонувала підхід, орієнтований на швидке виявлення об'єктів у кадрі, що робить її фундаментом для «реального часу» у дорожніх сценаріях. Автори у [37] (YOLOv4) демонструють інженерні покращення, спрямовані на оптимальний баланс точності та швидкості, що корисно при виборі моделі для edge-обчислень. Більш прикладним є дослідження [35], де розглядаються модифікації YOLOv8 для покращення розпізнавання транспортних засобів; такі роботи важливі як джерело ідей для власних поліпшень (наприклад, адаптація під ракурси дорожніх камер, щільний потік, дрібні об'єкти на дальній відстані). У задачах, де критична доказовість і мінімізація хибних спрацювань (формування постанов/доказового пакету), часто обирають двоетапні детектори. Відтак, [38] є ключовою працею, що поєднала

регіональні пропозиції та CNN-ознаки для високоточної розпізнавання. Для транспортної предметної області показовою є робота [45], яка аналізує Faster R-CNN саме у контексті vehicle detection і звертає увагу на специфічні помилки в дорожніх сценах. Практично прикладна праця [23] фокусується на оптимізації Faster R-CNN для задачі розпізнавання транспортних засобів і є корисною як орієнтир для підбору компромісів у навчанні/налаштуванні моделей, особливо якщо в роботі планується акцент на точність. Окремий клас рішень - Single Shot Detector як компромісний варіант для реального часу без надмірної втрати точності. Стаття [33] є базовим джерелом для пояснення одноетапної розпізнавання з якірними рамками та її ефективності. Окремим ключовим блоком автофіксації є ALPR, особливо у випадку edge-реалізації. Дослідження у статті [19] зосереджені на ALPR у ресурсно-обмежених середовищах, що відповідає практичній постановці задачі кіберфізичної системи (edge-пристрої, обмеження по GPU/CPU, енергії, пропускній здатності).

Аналіз розглянутих джерел показує, що сучасні системи автофіксації найчастіше будуються як поєднання детектора транспортних засобів (YOLO/SSD для швидкодії або Faster R-CNN для точності), модуля ALPR/ANPR, бажано оптимізованого під edge та гібридної архітектури cloud-edge, де на edge виконується первинна аналітика і відбір подій, а на сервері - збереження доказів, керування та інтеграція. Також було проаналізовано переваги, недоліки, а також особливості кожного з розглянутих методів. Результати аналізу наведено у таблиці 1.2.

Таблиця 1.2 – Порівняльний аналіз методів розпізнавання транспортних засобів та розпізнавання номерних знаків

Критерій	Класичні методи	Неймережеві методи
Точність	Низька/середня	Висока

Кінець таблиці 1.2

Стійкість до умов	Низька	Висока
Обчислювальні вимоги	Низькі	Високі
Можливість роботи в реальному часі	Так	Так (за оптимізації)
Масштабованість	Обмежена	Висока

Аналіз методів розпізнавання транспортних засобів та розпізнавання номерних знаків показав, що сучасні кіберфізичні системи автофіксації базуються переважно на алгоритмах глибокого навчання, які забезпечують високу точність та стійкість до змін умов середовища. Для розроблення кіберфізичної системи автоматичної фіксації порушень ПДР доцільним є застосування нейромережових моделей розпізнавання (зокрема YOLO) у поєднанні з глибокими OCR-алгоритмами для розпізнавання номерних знаків з подальшою оптимізацією для роботи на edge-AI пристроях.

1.4 Вибір апаратного забезпечення та постановка задачі

Ефективність кіберфізичної системи автоматичної фіксації порушень правил дорожнього руху визначається не лише алгоритмічним забезпеченням, але й правильно обраною апаратною платформою. Апаратна частина повинна забезпечувати безперервний збір відеоданих, їх обробку в режимі реального часу, захищене передавання та збереження доказової інформації.

З урахуванням специфіки задачі автоматичної фіксації порушень ПДР апаратна платформа повинна відповідати таким вимогам, як підтримка відеозйомки з високою роздільною здатністю (не нижче Full HD), можливість роботи в складних погодних умовах (дощ, сніг, туман), підтримка інфрачервоної підсвітки для нічної зйомки, забезпечення стабільної роботи при високій

швидкості руху транспортних засобів, наявність обчислювальних ресурсів для виконання алгоритмів глибокого навчання, підтримка захищених мережевих протоколів передачі даних та енергоефективність та автономність (за необхідності). Для задач автофіксації доцільно використовувати спеціалізовані IP-камери з такими характеристиками: роздільна здатність 2–8 Мп, підтримка високої частоти кадрів (30–60 fps), глобальний або швидкий електронний затвор, інфрачервона підсвітка, широкий динамічний діапазон (WDR). Камера повинна забезпечувати чітку фіксацію номерного знаку навіть при швидкості транспортного засобу понад 100 км/год. Оскільки система передбачає локальну обробку відеопотоку, необхідно обрати edge-пристрій із підтримкою апаратного прискорення нейромережевих моделей. До можливих варіантів належать: NVIDIA Jetson Nano, NVIDIA Jetson Xavier NX, ARM-based платформи з NPU-прискоренням. Для прототипування доцільним є використання NVIDIA Jetson Xavier NX як компромісу між продуктивністю та енергоефективністю.

Серверна частина забезпечує централізоване збереження доказових матеріалів, ведення журналів подій, інтеграцію з реєстрами транспортних засобів та адміністрування системи. Передавання даних здійснюється через захищені канали зв'язку (VPN, TLS), із можливістю резервування каналу. Кіберфізична система включає такі апаратні компоненти:

- 1) Відеокамера спостереження.
- 2) Edge-обчислювальний модуль.
- 3) Мережевий комунікаційний модуль.
- 4) Центральний сервер обробки та збереження.
- 5) Робоче місце оператора (веб-інтерфейс).

Метою роботи є розроблення кіберфізичної системи автоматичної фіксації порушень правил дорожнього руху на основі відеоспостереження та алгоритмів комп'ютерного зору.

Для досягнення мети необхідно вирішити такі задачі:

- 1) Проаналізувати сучасні методи розпізнавання транспортних засобів та розпізнавання номерних знаків.

- 2) Обґрунтувати вибір апаратної платформи для реалізації edge-обробки відеопотоку.
- 3) Розробити структурну та функціональну модель кіберфізичної системи.
- 4) Реалізувати алгоритм розпізнавання транспортних засобів у режимі реального часу.
- 5) Реалізувати алгоритм розпізнавання номерних знаків.
- 6) Провести експериментальне дослідження точності та продуктивності системи.

1.5 Висновки до першого розділу

У першому розділі проаналізовано сучасний стан автоматичної фіксації порушень ПДР та встановлено необхідність впровадження інтелектуальних кіберфізичних систем для підвищення рівня дорожньої безпеки. Дослідження існуючих рішень показало обмеження централізованих систем і доцільність використання гібридної архітектури з edge-обробкою та централізованим зберіганням даних.

Огляд методів розпізнавання транспортних засобів і розпізнавання номерних знаків підтвердив перевагу нейромережевих підходів (YOLO, Faster R-CNN) для забезпечення високої точності та роботи в режимі реального часу. Також обґрунтовано вимоги до апаратного забезпечення та сформульовано постановку задачі розроблення кіберфізичної системи. Обґрунтовано вибір апаратної архітектури кіберфізичної системи автоматичної фіксації порушень ПДР, що базується на використанні IP-камер із підтримкою нічного режиму та edge-платформи з апаратним прискоренням нейронних мереж. Сформульовано постановку задачі розроблення системи, яка передбачає розпізнавання транспортних засобів, розпізнавання номерних знаків та формування доказових матеріалів у режимі реального часу з використанням гібридної архітектури обробки даних.

2 ПРОЄКТУВАННЯ МЕТОДУ ТА КІБЕРФІЗИЧНОЇ СИСТЕМИ АВТОФІКСАЦІЇ ПОРУШЕНЬ ПДР

2.1 Метод та загальна концепція системи автофіксації порушень ПДР

Розробка кіберфізичної системи автоматичної фіксації порушень правил дорожнього руху (ПДР) передбачає інтеграцію апаратних засобів відеоспостереження, алгоритмів комп'ютерного зору та мережевої інфраструктури в єдину узгоджену архітектуру. Основною ідеєю запропонованої системи є реалізація гібридного підходу, за якого первинна обробка відеопотоку виконується на периферійному (edge) рівні, а централізований сервер забезпечує збереження, адміністрування та інтеграцію з зовнішніми інформаційними ресурсами. Загальна концепція системи базується на таких принципах:

- 1) Безперервний моніторинг дорожньої обстановки за допомогою IP-камер високої роздільної здатності.
- 2) Локальна обробка відеоданих із використанням нейромережевих моделей для розпізнавання транспортних засобів та розпізнавання номерних знаків.
- 3) Автоматичне формування події порушення з прив'язкою до часу, координат і типу правопорушення.
- 4) Передавання лише релевантних даних до центрального сервера для збереження та подальшої обробки.

Таким чином, система функціонує як кіберфізичний комплекс, у якому фізичний процес руху транспортних засобів відображається у цифровій моделі подій у режимі реального часу. Запропонований метод автофіксації порушень ПДР складається з послідовності етапів:

- 1) Захоплення відеопотоку $V(t)$ із камери спостереження.
- 2) Розпізнавання транспортного засобу на кожному кадрі із використанням моделі глибокого навчання.
- 3) Відстеження об'єкта (tracking) у часі для визначення траєкторії руху.

- 4) Виявлення факту порушення на основі логічних правил (перевищення швидкості, проїзд на заборонний сигнал, виїзд за стоп-лінію тощо).
- 5) Локалізація та розпізнавання номерного знаку.
- 6) Формування доказового пакету, що містить зображення транспортного засобу, розпізнаний номер, часову мітку, координати або ідентифікатор ділянки та тип порушення ПДР.

Алгоритмічне представлення запропонованого методу зображено на рисунку 2.1.

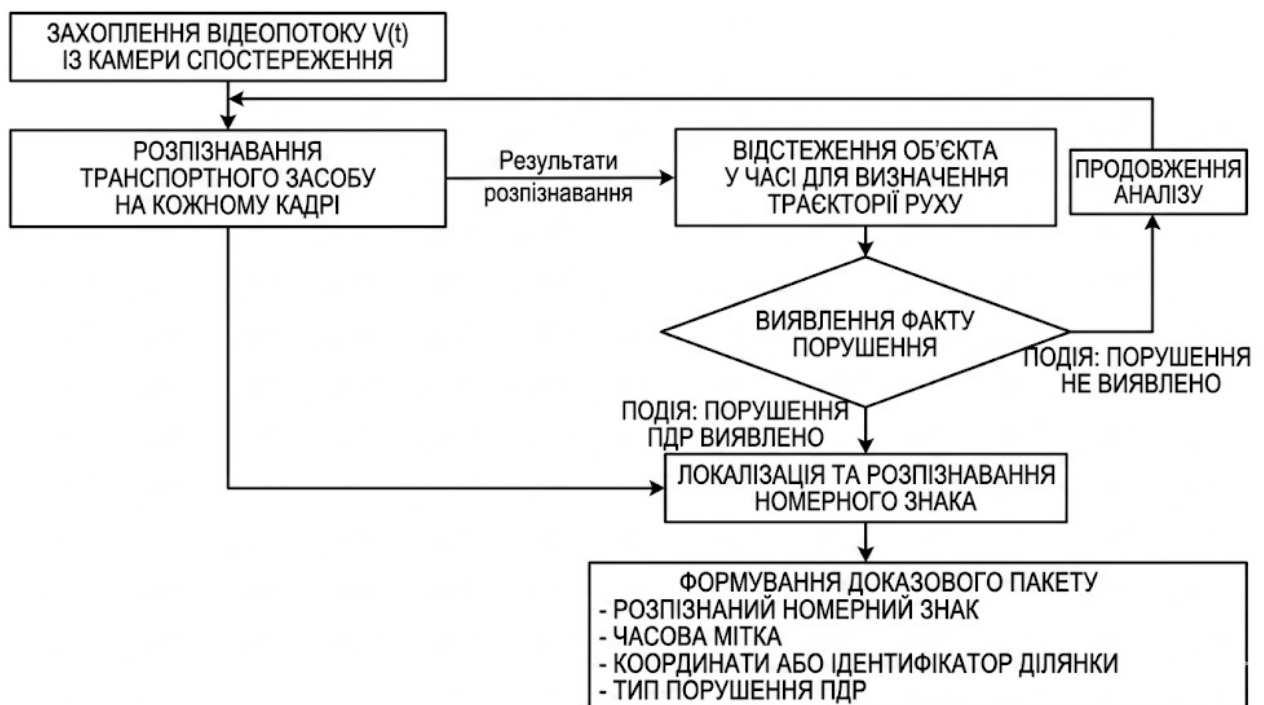


Рисунок 2.1 – Алгоритмічне представлення методу автоматичної фіксації порушень правил дорожнього руху

Процес автоматичної фіксації порушень правил дорожнього руху реалізується як послідовність взаємопов'язаних етапів обробки відеоданих. На першому етапі система отримує відеопотік з камери спостереження, який складається з послідовності окремих кадрів. Ці кадри надходять до модуля комп'ютерного зору для подальшої обробки. Формально функціонування системи

системи автоматичної фіксації порушень правил дорожнього руху можна подати за допомогою відношення 2.1.

$$S: V(t) \rightarrow E, \quad (2.1)$$

де $V(t)$ - відеопотік, E - множина зафіксованих подій порушень.

На другому етапі виконується розпізнавання транспортних засобів. Для кожного кадру відеопотоку застосовується модель глибокого навчання, яка визначає на зображенні області, що відповідають транспортним засобам. Результатом цього етапу є набір обмежувальних рамок, які описують положення та розміри виявлених об'єктів. Нехай система отримує на вхід відеопотік $V(t) = \{F_1, F_2, \dots, F_n\}$, де F_i - i -й кадр відеопотоку, t - час, n - кількість кадрів за інтервал спостереження. На кожному кадрі F_i виконується операція розпізнавання: $D(F_i) = \{b_{i1}, b_{i2}, \dots, b_{ik}\}$, де b_{ij} - j -та обмежувальна рамка, що описує виявлений транспортний засіб, k - кількість об'єктів на кадрі. Кожна рамка описується вектором $b_{ij} = (x, y, w, h, c)$, де x, y - координати центру; w, h - ширина та висота; c - ймовірність належності до класу «транспортний засіб».

Далі виконується відстеження транспортних засобів у часі. Для кожного виявленого об'єкта формується траєкторія руху, що складається з послідовності координат його положення на різних кадрах відео. Це дозволяє визначити напрямок і швидкість руху транспортного засобу, а також відстежити його переміщення через контрольні зони на дорожній ділянці. Відстеження формує траєкторію руху, яка позначається формулою 2.2:

$$T_m = \{(x_1, y_1, t_1), (x_2, y_2, t_2), \dots, (x_p, y_p, t_p)\}, \quad (2.2)$$

де T_m - траєкторія m -го транспортного засобу, p - кількість зафіксованих позицій порушень ПДР.

Наступним етапом є аналіз поведінки транспортного засобу та виявлення факту порушення. На основі сформованої траєкторії руху та встановлених правил визначається, чи відбулося порушення ПДР. Наприклад, система може зафіксувати перевищення швидкості, проїзд на заборонний сигнал світлофора, перетин стоп-лінії або рух по забороненій смузі. Швидкість руху автомобіля визначається за формулою 2.3.

$$\vartheta = \frac{d}{\Delta t} \quad (2.3)$$

де d - відстань між двома послідовними положеннями об'єкта, Δt - часовий інтервал між кадрами.

Порушення перевищення швидкості фіксується, якщо $v > v_{max}$, де v_{max} - дозволена швидкість на даній ділянці.

Логіку виявлення порушень можна формалізувати наступним чином: нехай множина можливих порушень визначається за формулою 2.4.

$$P = \{p_1, p_2, \dots, p_s\}, \quad (2.4)$$

де p_1 - перевищення швидкості, p_2 - проїзд на червоне світло, p_3 - перетин стоп-лінії, p_4 - рух забороненою смугою тощо.

Визначаємо функцію прийняття рішення щодо наявності чи відсутності умов порушення ПДР за формулою 2.

$$R(T_m) = \begin{cases} 1, & \text{якщо умови порушення виконані} \\ 0, & \text{інакше} \end{cases} \quad (2.5)$$

Подія порушення формується, якщо $R(T_m) = 1$.

Після підтвердження факту порушення система переходить до етапу розпізнавання номерного знаку транспортного засобу. Для цього у межах області, де знаходиться транспортний засіб, локалізується номерна пластина, після чого виконується сегментація символів та їх оптичне розпізнавання. Результатом цього етапу є текстове представлення номерного знаку. Для області b_{ij} , що відповідає транспортному засобу, виконується локалізація номерної пластини: $L(b_{ij}) \rightarrow N$, де N - область номерного знаку. Тоді функція розпізнавання номерного знаку може бути описана за формулою 2.6.

$$O(N) = PlateID, \quad (2.5)$$

де $PlateID$ - текстове представлення номерного знаку.

На завершальному етапі формується подія порушення, що містить усю необхідну доказову інформацію. До неї входять зображення транспортного засобу, розпізнаний номерний знак, час фіксації події, координати або ідентифікатор ділянки дороги, а також тип виявленого порушення. Сформований пакет даних передається на центральний сервер для збереження та подальшої обробки. Подія порушення визначається як кортеж 2.6.

$$E = (PlateID, T_m, p_k, t, \Omega), \quad (2.6)$$

де $PlateID$ - розпізнаний номер, T_m - траєкторія руху, p_k - тип порушення, t - час фіксації, Ω - координати або ідентифікатор ділянки.

Узагальнено система реалізує функцію $S: V(t) \rightarrow \{E_1, E_2, \dots, E_r\}$, де E_i - множина зафіксованих подій порушень. Час обробки одного кадру можна обрахувати за формулою 2.7.

$$T_{proc} = T_{det} + T_{track} + T_{rec} + T_{logic}, \quad (2.7)$$

Система працює в режимі реального часу, якщо: $T_{proc} \leq T_{frame}$, де T_{frame} - інтервал між кадрами відеопотоку. Система орієнтована на виявлення таких порушень:

- перевищення встановленої швидкості руху (на основі аналізу переміщення об'єкта між кадрами або інтеграції з датчиком швидкості);
- проїзд на заборонний сигнал світлофора;
- перетин стоп-лінії;
- рух смугою громадського транспорту;
- порушення правил зупинки та стоянки.

Кожен тип порушення реалізується як набір формалізованих правил, що застосовуються до параметрів траєкторії транспортного засобу.

2.2 Структура системи автофіксації порушень ПДР

На рисунку 2.2 представлена структурна схема системи автоматичної фіксації порушень правил дорожнього руху. Дана технологічна схема описує багаторівневий конвеєр обробки візуальних даних, що базується на інтеграції методів глибокого навчання та формальної логіки. Процес розпочинається на фізичному рівні, де камери спостереження та спеціалізовані сенсори здійснюють безперервне захоплення відеопотоку й параметрів руху транспортних засобів. Отримані масиви інформації передаються на обчислювальний рівень, де за допомогою моделей глибокого навчання виконується швидке розпізнавання автомобілів та відстеження їхніх траєкторій у реальному часі. Далі в дію вступають алгоритми формальної логіки, які зіставляють ці динамічні траєкторії із заданими критеріями для автоматичної ідентифікації фактів відхилення від правил дорожнього руху. Робота методу структурована за принципом послідовної дедукції - від отримання «сирого» відеосигналу до формування структурованого юридичного доказу та складається з наступних чотирьох етапів:

1. Етап первинної обробки та розпізнавання об'єктів. Вхідним параметром системи є неперервний відеопотік $V(t)$, що надходить із засобів фото-

відеофіксації. На першому етапі реалізується сегментація кадрів з використанням моделей глибоких згорткових нейронних мереж. Основним завданням цього блоку є прецизійна розпізнавання транспортних засобів (ТЗ) у просторі кадру, що дозволяє виділити цільові об'єкти на фоні статичного середовища.

2. Динамічне відстеження та екстраполяція траєкторії. Наступним кроком є застосування алгоритмів багатокритеріального відстеження. Процес передбачає ідентифікацію об'єкта на послідовних кадрах та побудову його траєкторії руху у часовому вимірі. Це дозволяє системі не лише фіксувати наявність ТЗ, але й обчислювати його векторні характеристики: швидкість, напрямок та просторове положення відносно дорожньої розмітки.

3. Інтелектуальний аналіз подій та верифікація порушень. Центральним елементом архітектури є логічний фільтр, який зіставляє отримані динамічні параметри об'єкта з детермінованим набором логічних правил. Система проводить перевірку на відповідність сценаріям порушень ПДР, таким як: перевищення встановлених лімітів швидкості, ігнорування заборонних сигналів світлофора, несанкціонований перетин ліній дорожньої мітки (стоп-лінія, подвійна суцільна тощо). Архітектура передбачає оптимізацію обчислювальних ресурсів: у разі відсутності ознак порушення система автоматично повертається до фази моніторингу, минаючи енергозатратні етапи розпізнавання метаданих.

4. Ідентифікація та формування доказової бази. При підтвердженні факту порушення активується підсистема автоматичного розпізнавання номерних знаків. Вона виконує локалізацію області номера та оптичне розпізнавання символів. Фінальний етап полягає в агрегації метаданих, що завершується формуванням цілісного доказового пакету. Останній включає часову мітку, візуальні матеріали фіксації, ідентифікований державний номер ТЗ, геопросторові координати ділянки та класифікацію типу правопорушення згідно з чинним законодавством.

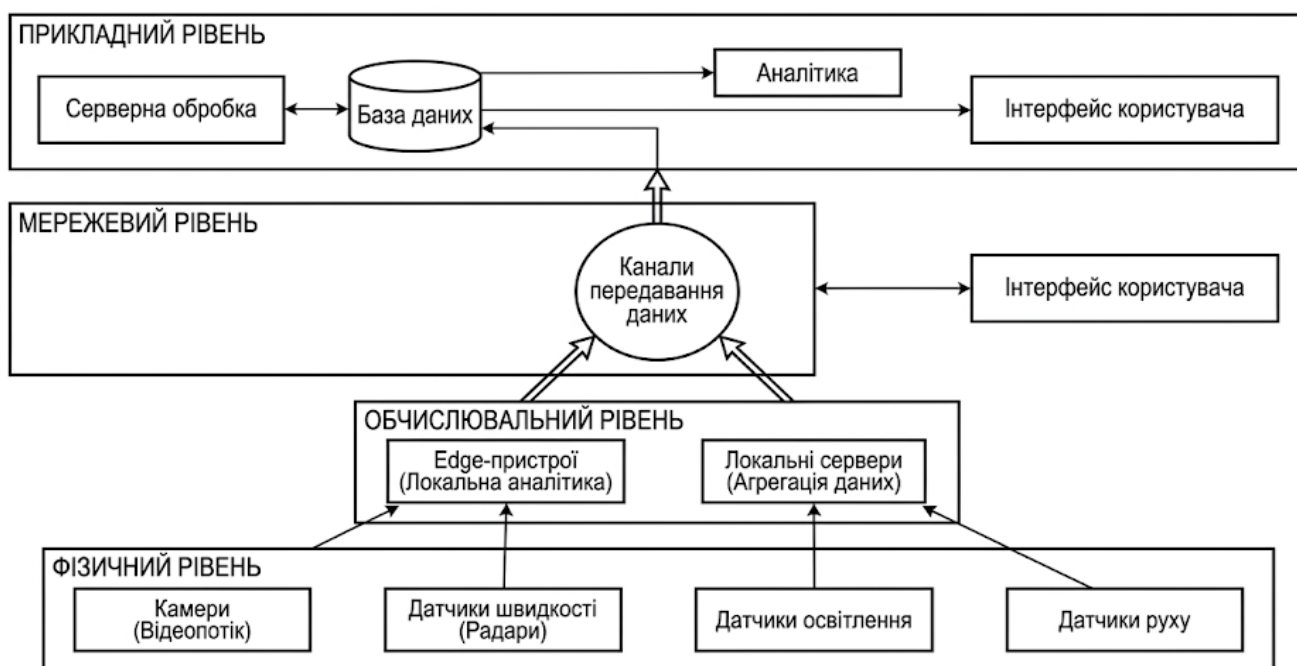


Рисунок 2.2 – Структурна схема системи автоматичної фіксації порушень правил дорожнього руху

2.3 Вибір апаратної платформи для реалізації кіберфізичної системи автоматичної фіксації порушень правил дорожнього руху

Ефективність функціонування кіберфізичної системи автоматичної фіксації порушень правил дорожнього руху значною мірою залежить від правильно обраної апаратної платформи. Апаратні компоненти повинні забезпечувати надійний збір відеоданих, їх обробку в режимі реального часу, вимірювання параметрів руху транспортних засобів та передачу інформації до центрального сервера системи. До основних елементів апаратної платформи належать відеокамери спостереження, edge-обчислювальні пристрої, сенсори вимірювання швидкості та мережеве обладнання.

Відеокамери є основним сенсорним елементом системи, що забезпечує отримання візуальної інформації про дорожню ситуацію. Для задач автофіксації порушень ПДР доцільно використовувати спеціалізовані IP-камери, які підтримують високу роздільну здатність та здатні працювати у складних умовах освітлення.

Основними вимогами до камер є:

- роздільна здатність не нижче 1920×1080 (Full HD), бажано 4K;
- частота кадрів 25–60 fps;
- підтримка широкого динамічного діапазону (WDR);
- наявність інфрачервоної підсвітки для нічної зйомки;
- використання швидкого або глобального затвору для уникнення розмиття при високих швидкостях руху;
- можливість передачі відео через мережеві протоколи (RTSP, ONVIF).

Застосування таких камер дозволяє забезпечити достатню якість зображення для надійної розпізнавання транспортних засобів і розпізнавання номерних знаків. Приклади камер, які можна було б застосувати для проектування кіберфізичної системи автоматичної фіксації порушень правил дорожнього руху представлені на рисунках 2.3-2.5.

Edge-пристрій призначений для локальної обробки відеопотоку та виконання алгоритмів комп'ютерного зору. Використання edge-обчислень дозволяє значно зменшити обсяг переданих даних і знизити затримку обробки.

Завдяки інтеграції спеціалізованих апаратних прискорювачів, таких як нейропроцесори (NPU), ці пристрої забезпечують високу обчислювальну потужність при низькому енергоспоживанні. На периферійному рівні зазвичай розгортаються оптимізовані версії нейромережових архітектур, зокрема сімейства YOLO, що дозволяє виявляти складні об'єкти з мінімальною затримкою. Для стабільної роботи в умовах обмеженої пам'яті моделі піддаються процедурам квантування, що дає змогу ефективно виконувати інференс без залучення потужних стаціонарних станцій.

Розподілена архітектура обробки також сприяє підвищенню загальної кібербезпеки та конфіденційності даних, оскільки первинний відеопотік аналізується локально без необхідності його трансляції у відкриті мережі. Це мінімізує ризики несанкціонованого доступу до інформації та дозволяє системі функціонувати в автономному режимі за умов нестабільного мережевого з'єднання.



Рисунок 2.3 – Приклад камер спостереження для розробки кіберфізичної системи автоматичної фіксації порушень правил дорожнього руху [63]

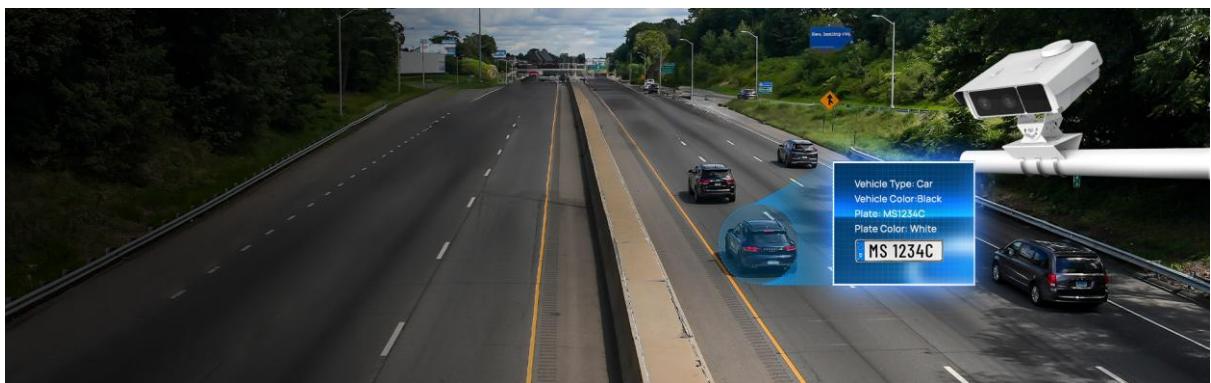


Рисунок 2.4 – Приклад камери спостереження з вбудованим розпізнаванням номерних знаків [64]

До основних вимог до edge-платформи належать:

- наявність графічного процесора (GPU) або нейропроцесора (NPU);
 - підтримка фреймворків CUDA, TensorRT або OpenVINO;
- оперативна пам'ять 4–16 ГБ;
- підтримка високошвидкісних інтерфейсів підключення камер (CSI, USB, Ethernet);
 - низьке енергоспоживання.

Як приклад платформи для реалізації системи може використовуватися NVIDIA Jetson Xavier NX (рисунок 2.6), яка забезпечує достатню продуктивність для виконання моделей глибокого навчання в режимі реального часу[66]. Також можна NVIDIA Jetson Nano (рисунок 2.7) [67]. Використання таких компактних обчислювальних платформ є доцільним для побудови систем комп'ютерного зору, які мають працювати безпосередньо біля джерела отримання відеоданих. NVIDIA Jetson Xavier NX може застосовуватися для більш ресурсомістких моделей нейронних мереж, коли необхідна вища швидкодія, стабільна обробка відеопотоку та підтримка декількох камер. Натомість NVIDIA Jetson Nano може бути використана як бюджетніше рішення для тестування, прототипування або розгортання менш складних моделей розпізнавання. Обидві платформи підтримують сучасні бібліотеки для обробки даних на мові Python, що дозволяє легко інтегрувати розроблені алгоритми в академічні дослідження та освітні проекти. Завдяки високій продуктивності ці модулі ідеально підходять для розгортання моделей архітектури YOLO, що є актуальним для розробок у сфері автоматизації та комп'ютерного зору.



Рисунок 2.5 – Приклад камери спостереження з вбудованим розпізнаванням номерних знаків [65]

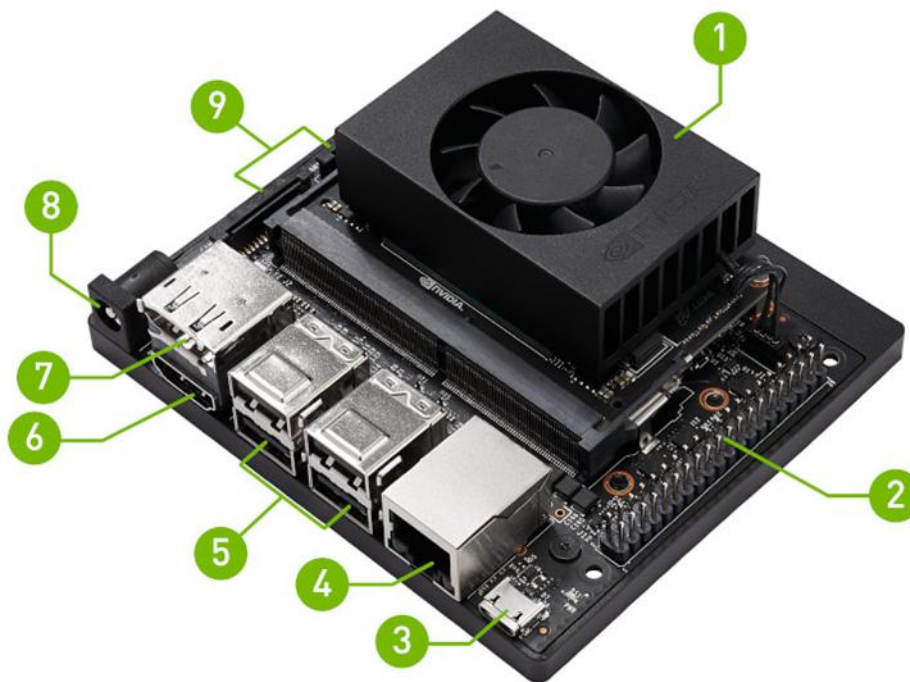


Рисунок 2.6 - Зображення платформи NVIDIA Jetson Xavier NX [65]

На рисунку 2.6 на платформі нумерацією позначені наступні компоненти:

- слот для карти microSD для основної пам'яті;
- 40-контактний роз'єм розширення;
- порт Micro-USB;
- порт Gigabit Ethernet;
- порти USB 3.1 типу A (x4);
- вихідний порт HDMI;
- роз'єм DisplayPort;
- гніздо постійного струму для живлення 19 В;
- роз'єми для камери MIPI CSI.

Наведений перелік компонентів демонструє, що платформа має достатній набір інтерфейсів для підключення периферійних пристроїв, мережевого обладнання, камер та засобів виведення інформації. Наявність портів USB 3.1, Gigabit Ethernet, HDMI, DisplayPort і роз'ємів MIPI CSI дозволяє використовувати NVIDIA Jetson Xavier NX у складі автономних систем комп'ютерного зору та відеоаналітики.

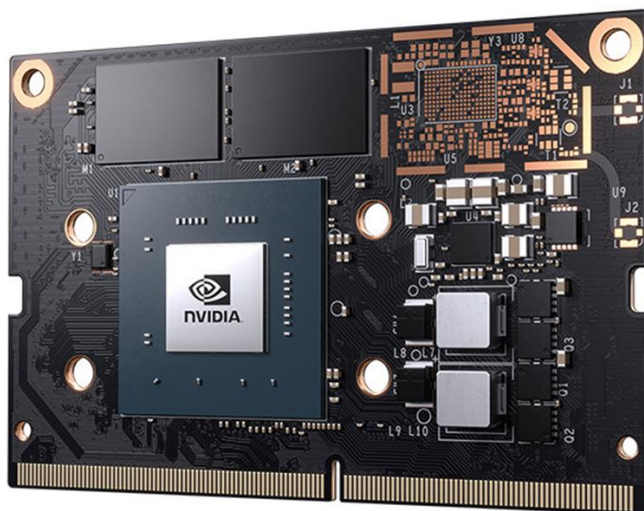
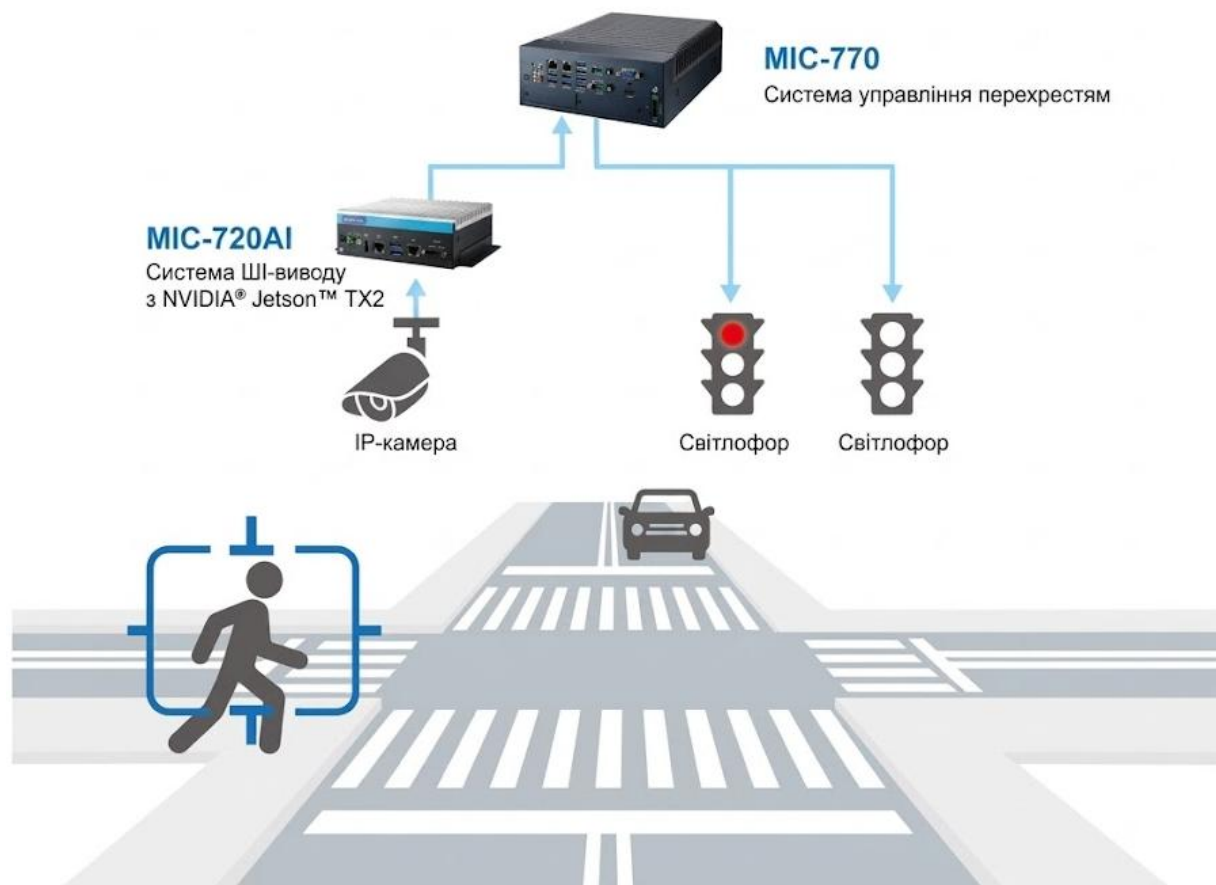


Рисунок 2.7 - Зображення платформи NVIDIA Jetson Nano [67]

У статті [68] запропоновано застосування платформи MIC-720AI фірми Advantech. Це система логічного виводу на базі NVIDIA® Jetson™ Tegra X2 256 CUDA-ядер. на рисунку 2.8 (а) представлено таку платформу, а на рисунку 2.8 (б) представлено схему її підключення для контролю дорожньої обстановки та спостереженнями щодо дотримань ПДР як пішоходами, так і автомобілістами.



а)



б)

Рисунок 2.7 – Приклад застосування платформи MIC-720AI на базі NVIDIA® Jetson™ Tegra X2 [68]

Для визначення швидкості транспортних засобів можуть використовуватися різні типи сенсорів, зокрема радарні або лазерні вимірювачі швидкості. Найбільш поширеними є доплерівські радарні сенсори, принцип роботи яких базується на зміні частоти відбитого сигналу. Такі сенсори дозволяють вимірювати швидкість транспортного засобу з високою точністю навіть за несприятливих погодних умов. Основні характеристики сенсорів швидкості: діапазон вимірювання швидкості 0–250 км/год, точність вимірювання $\pm 1-2$ км/год, можливість інтеграції з відеосистемою, робота в різних погодних умовах. Інтеграція радарного сенсора з відеосистемою дозволяє підвищити точність фіксації перевищення швидкості. Одним з таких прикладів може бути знак радіолокаційного контролю швидкості або знак зворотного зв'язку щодо швидкості (рисунок 2.9) [69]. Це інтерактивний знак, що складається з пристрою для вимірювання швидкості (наприклад,

детектора петлі або радара) та знаку повідомлення, який зазвичай складається з серії світлодіодів, що відображає швидкість транспортного засобу, що наближається. Мета радіолокаційних знаків швидкості уповільнювати автомобілі, повідомляючи водіїв про те, що вони рухаються зі швидкістю, що перевищує встановлені обмеження. Вони використовуються як засіб заспокоєння дорожнього руху на додаток до або замість фізичних пристроїв, таких як лежачі поліцейські та смуги шуму.

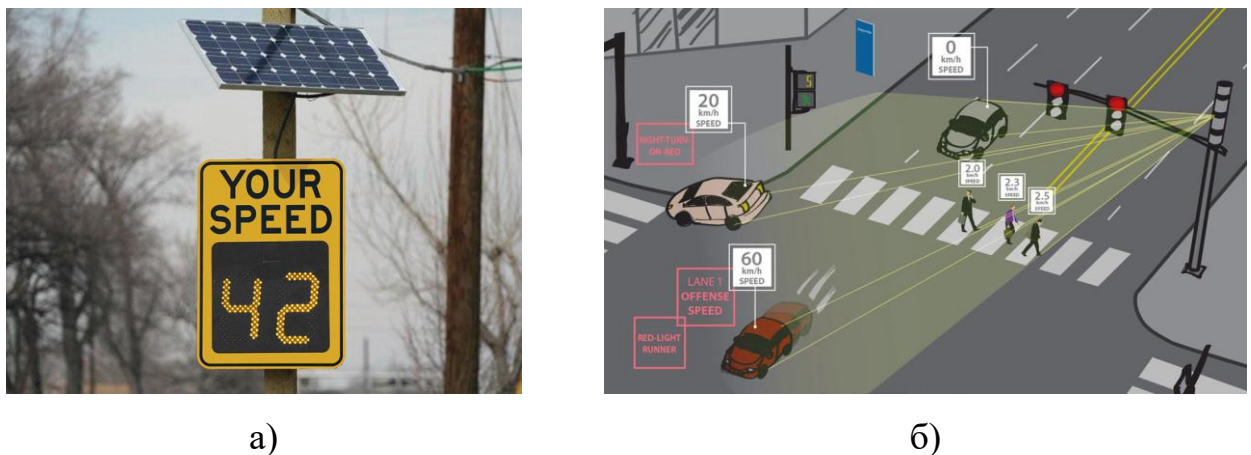


Рисунок 2.8 – Приклад використання системи вимірювання швидкості з використанням радара та технології LIDAR (а)знак швидкості, що показує радар, із сонячною панеллю. б) контроль дорожньої обстановки за допомогою технології LIDAR [70].

Мережеве обладнання забезпечує передачу даних між компонентами системи та центральним сервером. Основними елементами мережевої інфраструктури є комутатори, маршрутизатори та канали передачі даних. До вимог мережевої інфраструктури належать підтримка Gigabit Ethernet, можливість роботи в умовах зовнішнього середовища, підтримка протоколів захищеного передавання даних (VPN, TLS), резервування каналів зв'язку. Передача даних може здійснюватися через оптоволоконні мережі (рисунок 2.9) [71], Ethernet або бездротові канали зв'язку (4G/5G), залежно від умов розгортання системи.



Рисунок 2.9 – Мережеве обладнання для кіберфізичної системи автоматичної фіксації порушень правил дорожнього руху [71]

На рисунку 2.10 представлено схему підключення мережевого обладнання для моніторингу дорожньої обстановки [72]. На рисунку 2.11 представлено панель налаштування мережевого маршрутизатор [73].

Використання мережевого обладнання є важливою складовою кіберфізичної системи, оскільки саме воно забезпечує передавання відеопотоків, службових повідомлень і результатів обробки даних між камерами, периферійними обчислювальними пристроями, сервером та робочими станціями оператора. Правильно налаштована мережева інфраструктура дозволяє забезпечити стабільний обмін даними, мінімізувати затримки та зменшити ризик втрати інформації під час фіксації дорожніх подій. Особлива увага при конфігуруванні приділяється сегментації мережі, що дозволяє пріоритезувати передачу критичних пакетів даних від периферійних вузлів до центрального сервера. Такий підхід гарантує стабільний інференс моделей архітектури YOLO на периферійному рівні та унеможливорює затримки при трансляції відеопотоків високої чіткості.

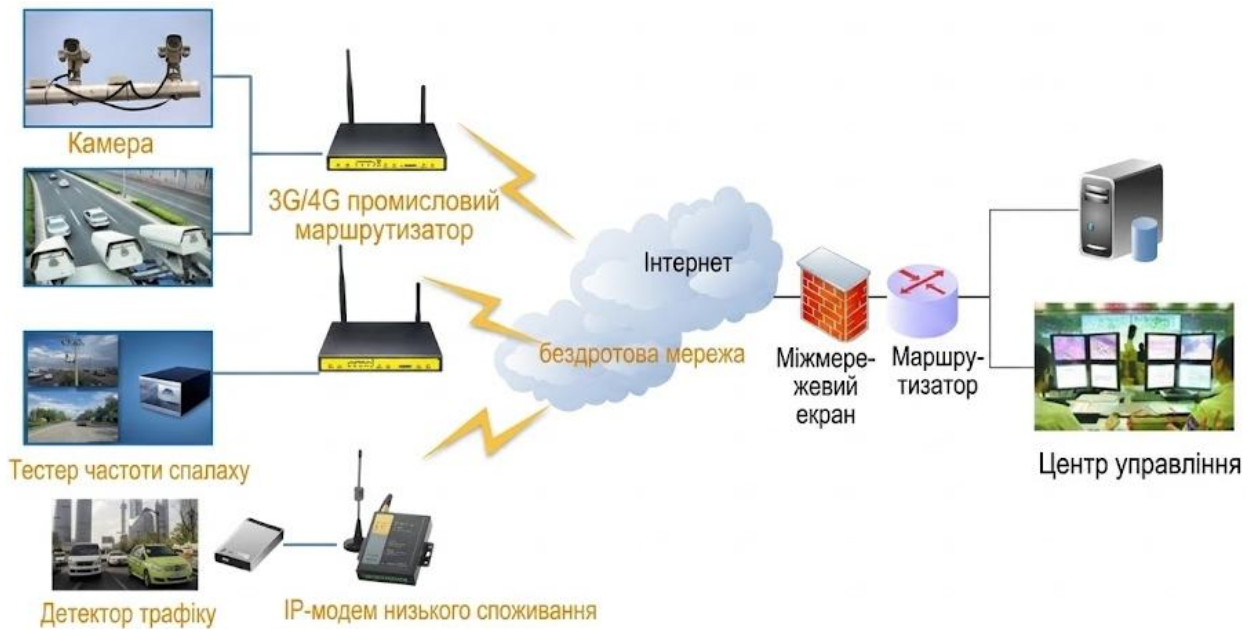


Рисунок 2.10 – Схема підключення мережевого обладнання для моніторингу дорожньої обстановки [72]

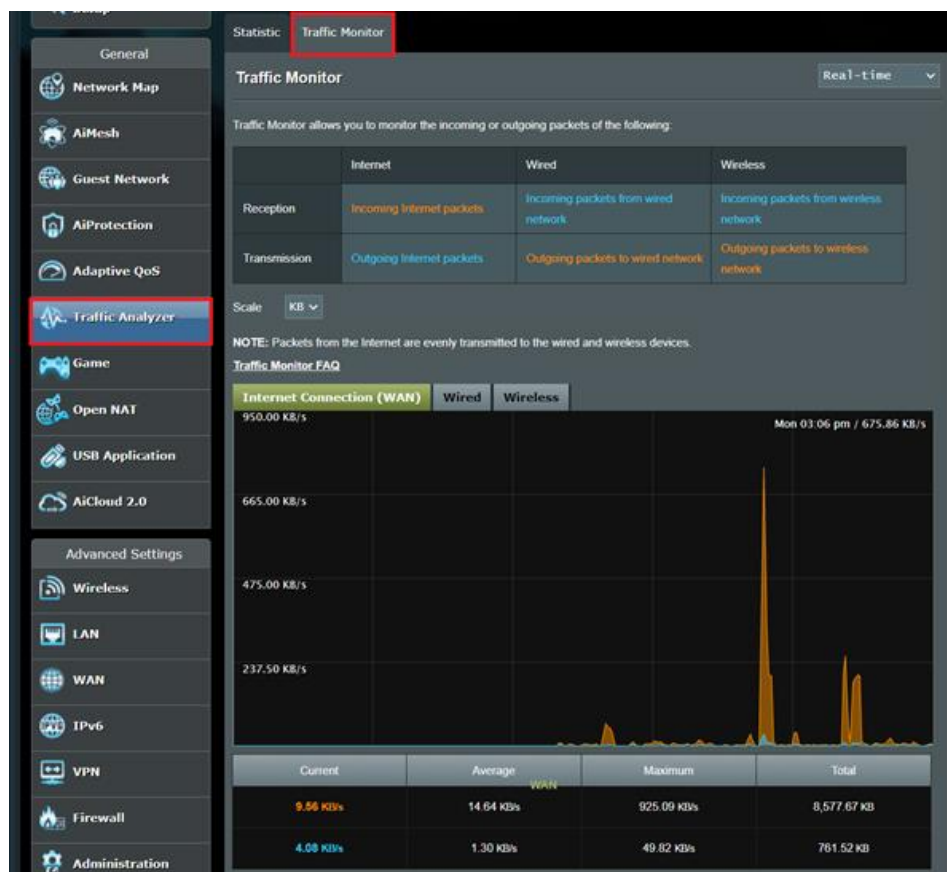


Рисунок 2.11 – Панель налаштування мережевого маршрутизатора для моніторингу дорожньої обстановки [73]

2.4 Проєктування програмної архітектури кіберфізичної системи автоматичної фіксації порушень правил дорожнього руху

Програмна архітектура кіберфізичної системи автоматичної фіксації порушень правил дорожнього руху повинна забезпечувати ефективну взаємодію між компонентами збору даних, обробки відеопотоку, збереження інформації та централізованого керування системою. Для забезпечення масштабованості, надійності та можливості подальшого розвитку системи доцільно використовувати модульний підхід, за якого функціональні елементи системи реалізуються у вигляді окремих програмних модулів. Запропонована програмна архітектура складається з таких основних компонентів: модуля збору відео, модуля обробки даних, модуля збереження інформації та серверної частини системи.

Модуль збору відео відповідає за отримання відеопотоку з камер спостереження та передачу його до модуля обробки. Основною функцією цього модуля є забезпечення стабільного приймання відеоданих у режимі реального часу. Джерелом відеопотоку є IP-камери, які передають дані через мережеві протоколи, зокрема RTSP або HTTP Streaming. Модуль збору відео виконує такі функції: підключення до відеокамери, декодування відеопотоку, формування послідовності кадрів, синхронізація часових міток, передача кадрів до модуля обробки. Для реалізації цього модуля можуть використовуватися бібліотеки комп'ютерного зору, такі як OpenCV або GStreamer, які забезпечують ефективну роботу з потоковим відео.

Модуль обробки є центральним компонентом системи, оскільки саме він виконує аналіз відеопотоку та визначає наявність порушень правил дорожнього руху. Основними функціями цього модуля є розпізнавання транспортних засобів на відеокадрах, відстеження руху об'єктів, визначення траєкторії руху транспортних засобів, аналіз поведінки об'єктів відносно контрольних зон та розпізнавання номерних знаків. Розпізнавання транспортних засобів виконується із використанням моделей глибокого навчання, зокрема алгоритмів сімейства

YOLO. Для підвищення точності роботи системи може використовуватися відстеження об'єктів між кадрами відео, що дозволяє формувати траєкторії руху та визначати швидкість транспортних засобів. У разі виявлення порушення модуль обробки формує структурований пакет даних, який містить зображення транспортного засобу, розпізнаний номерний знак, часову мітку, координати або ідентифікатор камери та тип порушення.

Модуль збереження відповідає за архівування результатів роботи системи та забезпечення довготривалого зберігання інформації. Основними функціями цього модуля є збереження зображень та відеофрагментів, запис метаданих подій, ведення журналу подій системи, забезпечення доступу до архівних даних. Для зберігання структурованої інформації доцільно використовувати реляційну або документно-орієнтовану базу даних. Метадані подій можуть включати номер транспортного засобу, дату та час порушення, тип порушення, ідентифікатор камери та інші параметри. Зображення та відеофрагменти можуть зберігатися у файловій системі або у спеціалізованих сховищах мультимедійних даних.

Серверна частина забезпечує централізоване керування системою, обробку отриманих даних та взаємодію з користувачами. Основними функціями серверної частини є приймання даних від edge-пристроїв, збереження та обробка інформації про події, надання доступу до даних через веб-інтерфейс, адміністрування системи та інтеграція з зовнішніми інформаційними системами. Серверна частина може реалізовуватися у вигляді веб-сервера з використанням сучасних технологій розробки серверних застосунків. Для забезпечення безпеки даних використовуються механізми автентифікації користувачів, шифрування мережевого трафіку та контроль доступу до інформації. Централізована база даних забезпечує довгострокове зберігання структурованих пакетів інформації, що включають візуальні докази, розпізнані номерні знаки та часові мітки правопорушень. Це дозволяє формувати комплексну аналітичну звітність та здійснювати швидкий пошук у великих масивах даних для потреб моніторингу та верифікації подій.

Схема програмних компонентів кіберфізичної системи автоматичної фіксації порушень ПДР представлена на рисунку 2.11.

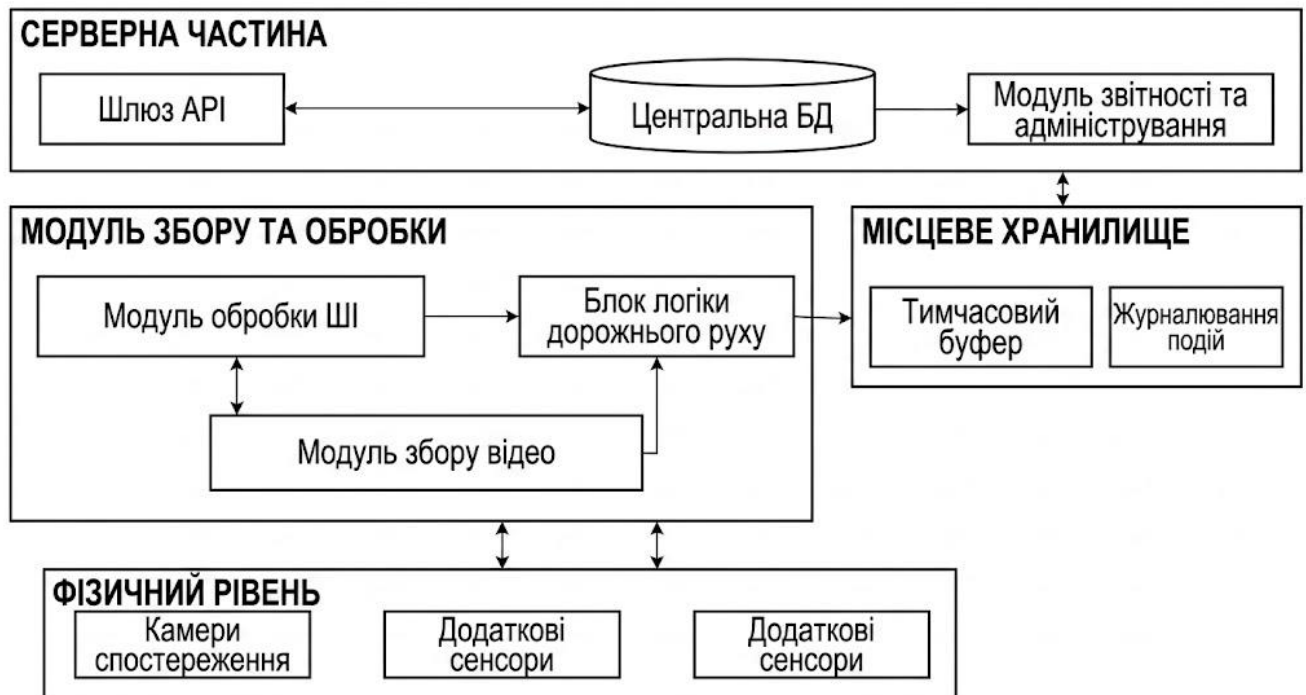


Рисунок 2.11 – Схема компонентів архітектури програмної частини кіберфізичної системи автоматичної фіксації порушень ПДР

1. Фізичний рівень включає апаратне забезпечення для збору первинних даних. Окрім камер, сюди інтегруються радари (для прецизійного вимірювання швидкості) та контролери світлофорів (для синхронізації фаз сигналу з відеопотоком).

2. Периферійні обчислення формують інтелектуальну основу системи, де зосереджене основне навантаження для обробки даних. Перша складова забезпечує захоплення відеокадрів, їхню нормалізацію та підготовку до проведення аналізу. Компонент штучного інтелекту реалізує неймережеві моделі архітектури YOLO або Faster R-CNN для розпізнавання транспортних засобів і номерних знаків. Логічний вузол автоматично порівнює просторово-часові координати об'єкта з чинними правилами дорожнього руху.

3. Місцеве сховище гарантує стабільну роботу та високу відмовостійкість архітектури всього рішення. За умови втрати з'єднання з центральним сервером сформовані доказові пакети автоматично накопичуються в локальній пам'яті.

Механізм черги застосовується для раціонального розподілу ресурсів і програмної оптимізації накопичувача.

4. Серверна інфраструктура виступає централізованим вузлом для довготривалого накопичення та комплексної обробки отриманих результатів. Шлюз прикладного інтерфейсу гарантує захищений обмін інформацією за допомогою сучасних мережевих протоколів. Головна база даних систематизує структуровані доказові пакети, що містять візуальну фіксацію, часові мітки та ідентифікаційні параметри. Аналітична платформа надає функціонал для верифікації інцидентів операторами та автоматизованого формування звітної документації.

2.5 Висновки до другого розділу

У другому розділі виконано проектування кіберфізичної системи автоматичної фіксації порушень правил дорожнього руху та визначено основні принципи її функціонування. Запропоновано загальну концепцію системи, що базується на використанні гібридної архітектури з локальною обробкою відеоданих на edge-рівні та централізованим збереженням інформації на сервері. Розроблено метод автофіксації порушень, який включає послідовні етапи обробки відеопотоку: розпізнавання транспортних засобів, відстеження їх руху, аналіз поведінки відносно контрольних зон, розпізнавання номерних знаків та формування події порушення. Виконано формалізацію запропонованого методу у вигляді математичної моделі, що описує перетворення відеопотоку у множину зафіксованих подій. Для кожного випадку порушення формується набір даних, який може включати дату й час події, тип порушення, координати або ідентифікатор контрольної зони, зображення транспортного засобу, результат розпізнавання номерного знаку, а також службову інформацію про рівень

упевненості алгоритмів розпізнавання та розпізнавання. Такий підхід дозволяє не лише фіксувати сам факт порушення, а й забезпечувати можливість подальшої перевірки, аналізу та формування доказової бази.

Важливою особливістю запропонованої системи є поєднання автоматизованого аналізу відеопотоку з можливістю контролю результатів оператором або відповідальним модулем перевірки. Це дає змогу зменшити ймовірність помилкової фіксації, особливо у складних умовах руху, при поганій видимості, перекритті об'єктів або некоректному розпізнаванні номерного знаку. У результаті система може працювати як інструмент попередньої автоматичної фіксації подій, після чого відібрані випадки передаються на подальшу валідацію, збереження або інтеграцію з іншими інформаційними сервісами.

Обґрунтовано вибір апаратної платформи системи, яка включає відеокамери високої роздільної здатності, edge-обчислювальний пристрій для виконання алгоритмів комп'ютерного зору, сенсори вимірювання швидкості та мережеве обладнання для передачі даних. Запропонована конфігурація забезпечує можливість обробки відеоданих у режимі реального часу та підвищує ефективність роботи системи.

Також розроблено програмну архітектуру системи, що складається з модулів збору відео, обробки відеоданих, збереження результатів та серверної частини. Модульний підхід до побудови програмного забезпечення забезпечує масштабованість, гнучкість та можливість подальшої модернізації системи.

3 АЛГОРИТМИ ПРОГРАМНОГО ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ КІБЕРФІЗИЧНОЇ СИСТЕМИ АВТОФІКСАЦІЇ ПОРУШЕНЬ ПДР

3.1 Алгоритм розпізнавання транспортних засобів

Розпізнавання транспортних засобів є ключовим етапом функціонування кіберфізичної системи автофіксації порушень ПДР, оскільки саме на цьому етапі здійснюється виявлення об'єктів, що підлягають подальшому аналізу. Від точності та швидкодії алгоритму розпізнавання залежить ефективність всієї системи, включаючи правильність визначення порушень та розпізнавання номерних знаків.

Нехай на вхід системи подається відеопотік, який позначимо формулою 3.1.

$$V_{(t)} = \{F_1, F_2, \dots, F_n\}, \quad (3.1)$$

де F_1 - окремий кадр відео.

Необхідно визначити множину об'єктів (формула 3.2):

$$D_{(F_i)} = \{b_1, b_2, \dots, b_k\}, \quad (3.2)$$

де b_j - область, що відповідає транспортному засобу.

Таким чином, задача розпізнавання полягає у знаходженні координат і класів об'єктів на кожному кадрі відеопотоку.

Для реалізації розпізнавання транспортних засобів обрано нейромережевий підхід на основі алгоритму YOLO (You Only Look Once) [74], який належить до класу одноетапних детекторів. Основними перевагами цього алгоритму є:

- висока швидкість обробки (режим реального часу);
- можливість розпізнавання кількох об'єктів на одному кадрі;
- висока точність у складних умовах;
- ефективність для edge-платформ.

Алгоритм YOLO виконує одночасно локалізацію та класифікацію об'єктів, що дозволяє значно зменшити час обробки кадру.

Алгоритм розпізнавання складається з таких основних етапів:

Попередня обробка кадру. Вхідне зображення масштабується до фіксованого розміру (наприклад, 416×416 або 640×640) та нормалізується.

Розбиття зображення на сітку. Кадр поділяється на $S \times S$ клітин, кожна з яких відповідає за виявлення об'єктів у своїй області.

Визначення параметрів обмежувальної рамки: для кожного сегмента сітки мережа розраховує координати x, y, w, h , імовірність наявності та клас об'єкта.

Очищення результатів шляхом придушення не-максимумів: цей етап забезпечує видалення дублікатів і вибір найбільш вірогідних зон виявлення.

Кожна знайдена область описується вектором (формула 3.3):

$$b = (x, y, w, h, p, c), \quad (3.3)$$

де x, y - координати центру, w, h - ширина та висота, p - ймовірність наявності об'єкта, c - клас (тип транспортного засобу).

Результат роботи детектора визначається за формулою 3.4.

$$D(F_i) = \{b_j \mid p_j > \theta\}, \quad (3.4)$$

де θ - порогове значення впевненості.

Для забезпечення роботи системи в режимі реального часу застосовуються такі підходи: використання оптимізованих версій моделей YOLO, апаратне прискорення (GPU, TensorRT), зменшення роздільної здатності кадру, обробка кожного n -го кадру, використання батчевої обробки. Ці методи дозволяють досягти швидкості обробки понад 25–30 кадрів за секунду. На рисунку 3.1 запропонована архітектура системи автоматизованої фіксації порушень правил дорожнього руху базується на чотирьох ключових структурних компонентах, що

забезпечують повний цикл обробки даних - від захоплення сигналу до формування юридично значущої доказової бази.

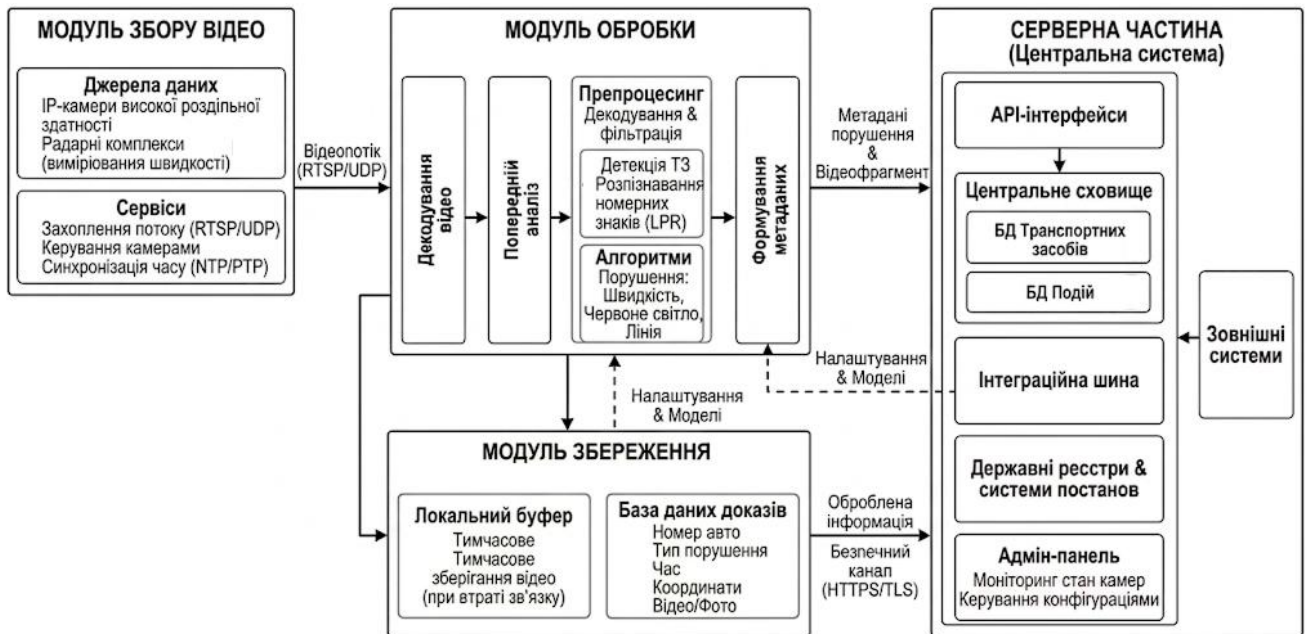


Рисунок 3.1 – Архітектура системи автоматизованої фіксації порушень правил дорожнього руху

Першою ланкою виступає модуль збору відео, функціональне призначення якого полягає в отриманні даних з первинних джерел, зокрема IP-камер високої роздільної здатності та радарних комплексів для вимірювання швидкісного режиму. На цьому рівні реалізовано сервіси захоплення потоку за протоколами RTSP/UDP, механізми керування камерами та блоки синхронізації часу, що є критично важливим для забезпечення точності часових міток. Згенерований відеопотік передається до модуля обробки, де в реальному часі здійснюється декомпозиція та аналіз даних. Процес обробки включає етапи декодування, попереднього аналізу та препроцесингу, після чого застосовуються спеціалізовані алгоритми розпізнавання транспортних засобів і розпізнавання номерних знаків. Інтелектуальний аналіз дозволяє автоматично ідентифікувати такі типи порушень, як перевищення швидкості, проїзд на заборонний сигнал світлофора та недотримання вимог дорожньої розмітки. Результатом роботи модуля є

формування метаданих, що містять структуровану інформацію про зафіксовану подію. Паралельно з аналізом функціонує модуль збереження, який забезпечує відмовостійкість системи шляхом використання локального буфера для тимчасового зберігання відео при втраті мережевого зв'язку. База даних доказів на цьому рівні акумулює вичерпний пакет інформації про інцидент: номерний знак, тип порушення, точний час, географічні координати та відповідні медіафайли.

Завершальним етапом є передача обробленої інформації через захищений канал до серверної частини. Даний блок виконує роль центрального сховища з базами даних транспортних засобів та подій, забезпечуючи інтеграцію із зовнішніми системами та державними реєстрами через спеціалізовану інтеграційну шину. Керування всією інфраструктурою, моніторинг стану обладнання та зворотне оновлення конфігураційних моделей обробки здійснюється через адміністративну панель, що замикає контур управління та обміну даними в системі.

3.2 Алгоритм визначення порушення ПДР

Алгоритм визначення порушень правил дорожнього руху є логічним продовженням етапу розпізнавання та відстеження транспортних засобів. Його основне завдання полягає в аналізі траєкторії руху об'єкта відносно заданих правил та контрольних зон із подальшим прийняттям рішення про наявність або відсутність порушення.

Нехай для кожного транспортного засобу сформовано траєкторію T , яка представлена формулою 3.5:

$$T = \{(x_1, y_1, t_1), (x_2, y_2, t_2), \dots, (x_n, y_n, t_n)\}, \quad (3.5)$$

де (x_i, y_i) - координати об'єкта на кадрі, t_i - час.

Для визначення наявності або відсутності факту порушення необхідно визначити функцію $R(T,Z) \rightarrow \{0,1\}$, де Z - множина контрольних зон або правил, якщо $R=1$, значить порушення ПДР зафіксовано, $R=0$ - порушення відсутнє. Швидкість транспортного засобу визначається на основі зміни його координат у часі, яка представлена функцією 3.6. Графічне моделювання відповідної ситуації на дорозі представлено на рисунку 3.2.

$$v = \frac{d}{\Delta t}, \quad (3.6)$$

де d - відстань між двома положеннями об'єкта, Δt - інтервал часу.

Для переходу від піксельної відстані на відео та фото до реальної використовується коефіцієнт масштабування (формула 3.7).

$$v = \frac{d_{px} \cdot k}{\Delta t}, \quad (3.7)$$

де k - коефіцієнт калібрування.

Умова порушення допустимої швидкості визначається за формулою 3.8:

$$V > V_{max}, \quad (3.8)$$

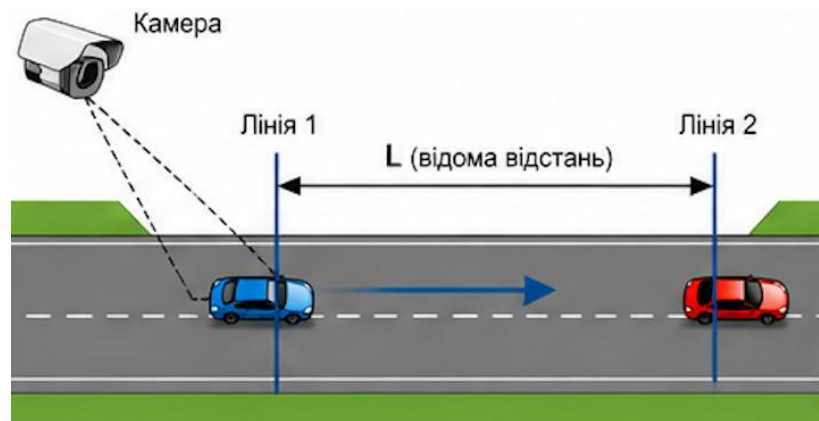


Рисунок 3.2 – Графічне моделювання ситуації на дорозі при перевищенні швидкості (синій автомобіль)

Таким чином, алгоритм визначення перевищення швидкості складається з наступних кроків:

- 1) Визначити координати об'єкта на кількох кадрах.
- 2) Обчислити переміщення.
- 3) Розрахувати швидкість.
- 4) Порівняти з допустимою.

Графічне представлення алгоритму визначення перевищення швидкості представлено на рисунку 3.3.

Для формалізації алгоритму визначення проїзду на заборонний сигнал світлофора вводимо наступні позначення:

- зона стоп-лінії Z_{stop} ;
- стан світлофора $S_{(t)}$, де $S_{(t)} \in \{green, yellow, red\}$.

Умова порушення даного правила дорожнього руху визначається за формулою 3.9.

$$(x, y) \in Z_{stop} \wedge S_{(t)} = red. \quad (3.9)$$

Таким чином, алгоритм визначення проїзду на заборонний сигнал світлофора складається з наступних кроків:

- 1) Визначити положення транспортного засобу.
- 2) Визначити стан світлофора (за допомогою окремого модуля або сенсора).
- 3) Перевірити факт перетину стоп-лінії.
- 4) Якщо світло червоне, зафіксувати порушення.

Моделювання відповідної ситуації на дорозі представлено на рисунку 3.4. Графічне представлення алгоритму визначення проїзду на заборонний сигнал світлофора представлено на рисунку 3.5.

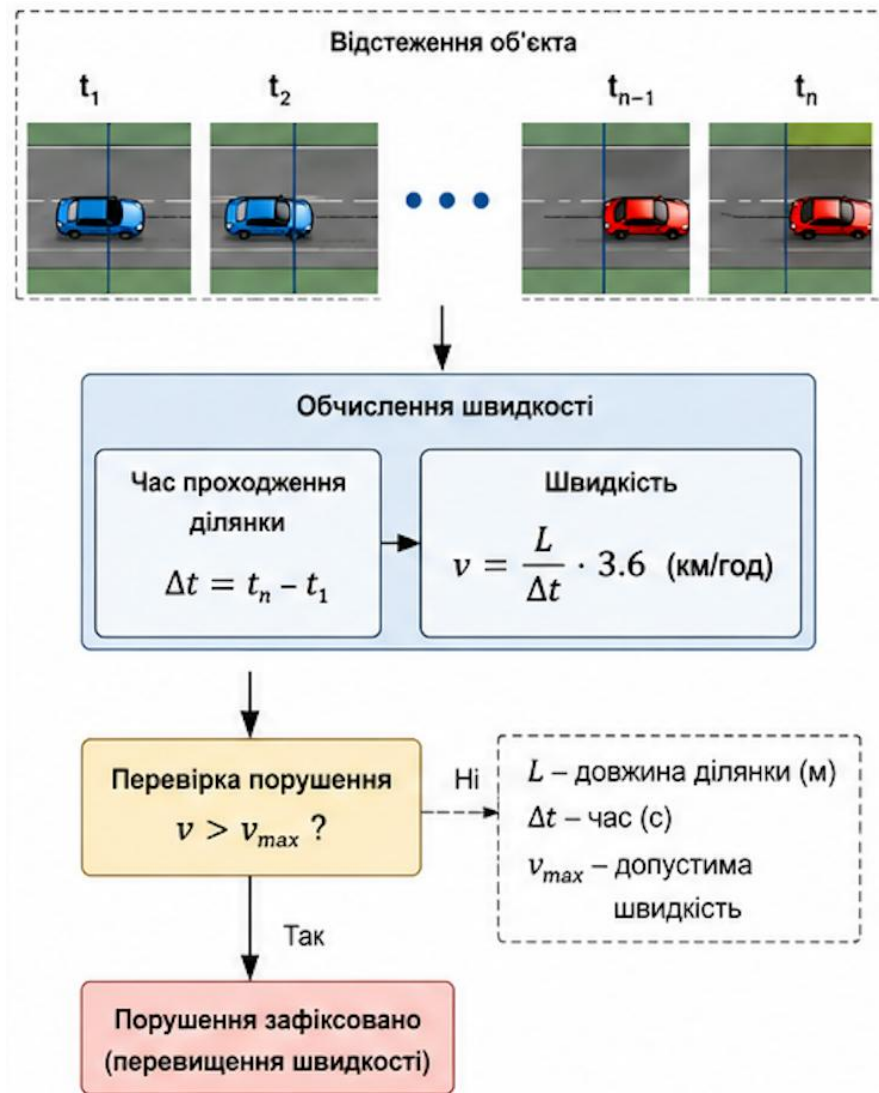


Рисунок 3.3 – Графічне представлення алгоритму визначення перевищення швидкості

Такий алгоритм дозволяє формалізувати процес виявлення порушення та зменшити залежність від ручного аналізу відеоматеріалів. Основна увага приділяється синхронному аналізу двох ключових умов: стану світлофора та положення транспортного засобу відносно стоп-лінії.

Якщо транспортний засіб перетинає контрольну зону саме в момент дії заборонного сигналу, система формує подію порушення з відповідними часовими мітками та візуальними доказами. Це забезпечує більш об'єктивну фіксацію факту проїзду на червоне світло та може бути використано як основа для подальшої реалізації програмного модуля автоматичного контролю.

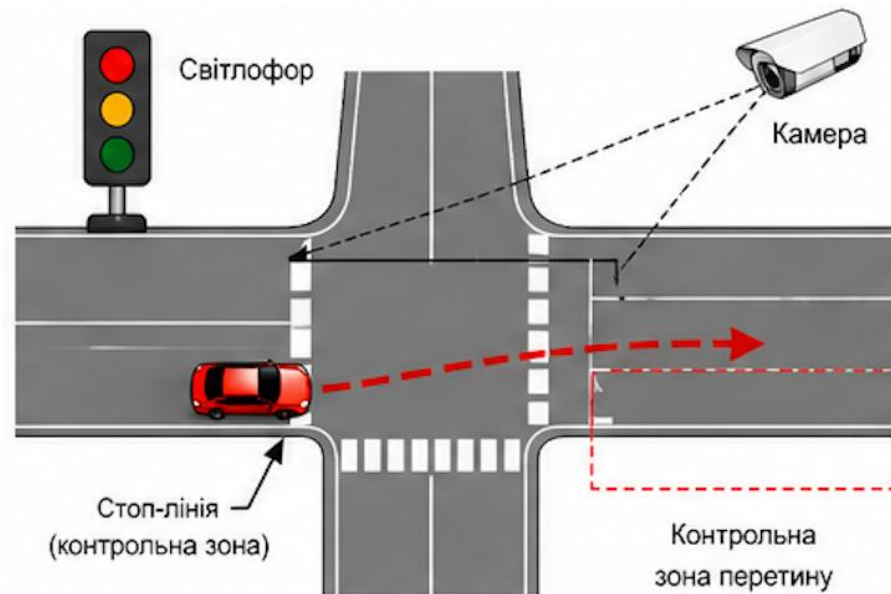


Рисунок 3.4 – Графічне моделювання ситуації на дорозі перетину перехрестя на заборонний сигнал світлофора (червоний автомобіль)

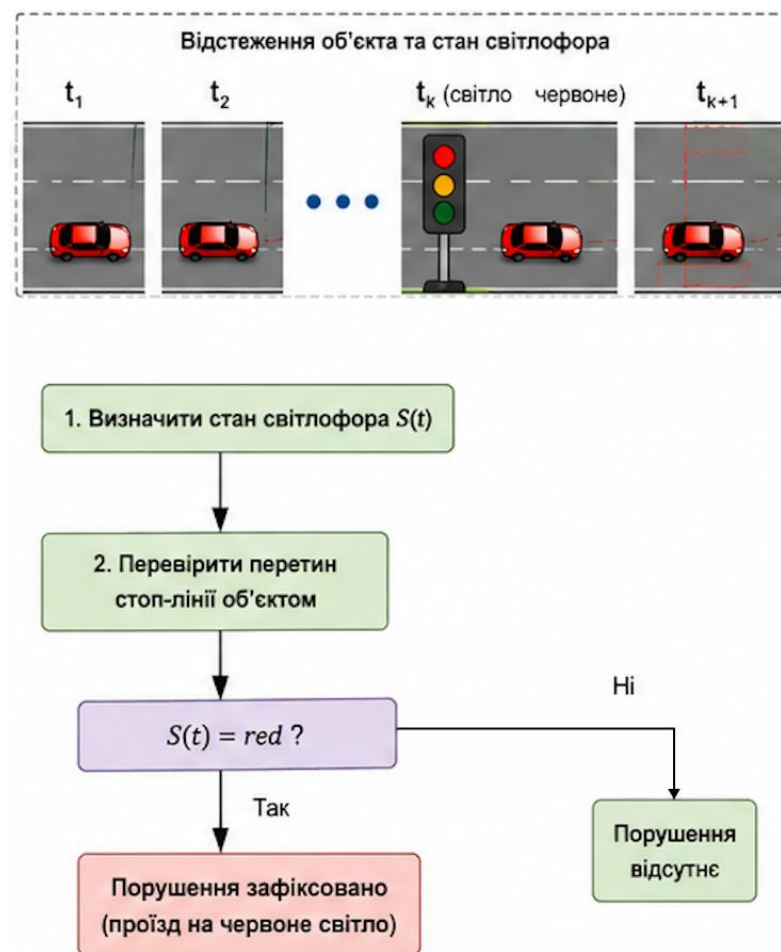


Рисунок 3.5 – Графічне представлення алгоритму визначення проїзду на заборонний сигнал світлофора

Для опису алгоритму виїзду за смугу (приклад представлено на рисунку 3.6) контролю руху вводяться зони смуг $Z=\{Z_1, Z_2, \dots, Z_m\}$, де кожна зона відповідає певній смузі руху. Умова порушення може бути записана за формулою 3.10.

$$(x, y) \in Z_{forbidden}, \quad (3.10)$$

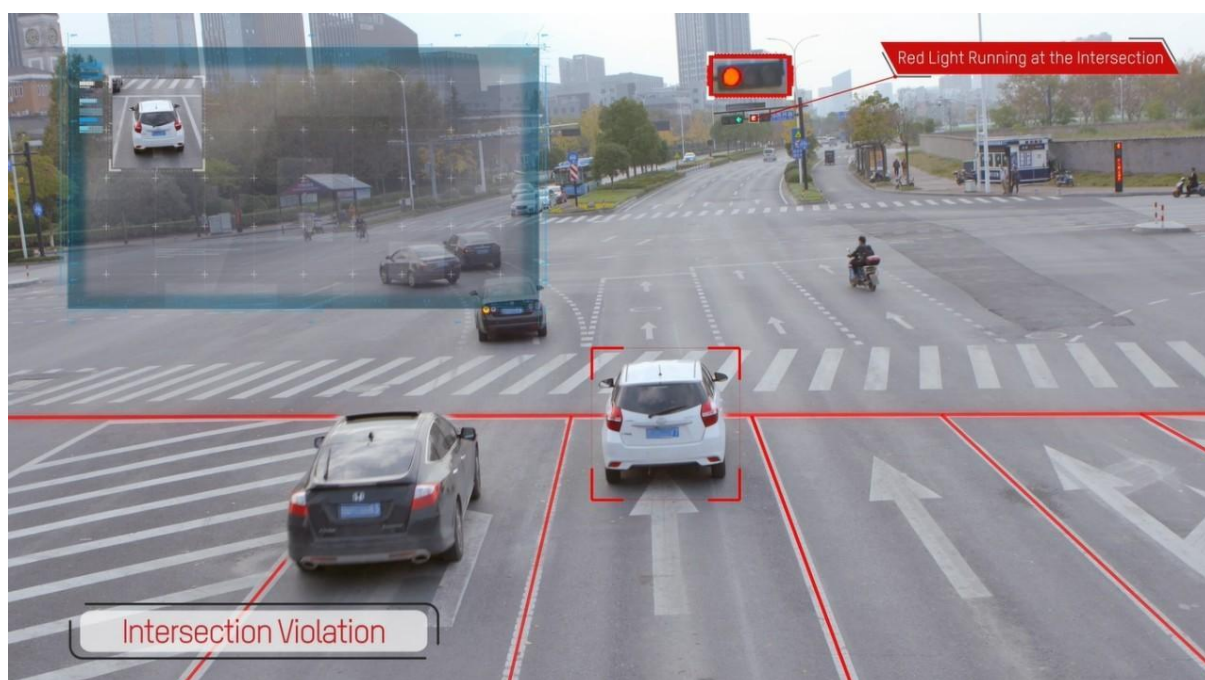


Рисунок 3.6 – Приклад порушення ПДР - перетин обмежувальної смуги дорожньої розмітки [75]

Алгоритм визначення порушення - виїзду на обмежувальну смугу складається з наступних кроків:

- 1) Виконати розпізнавання дорожньої розмітки.
- 2) Визначити положення транспортного засобу.
- 3) Перевірити належність до забороненої зони.
- 4) Зафіксувати порушення у разі входження в неї.

Графічне представлення алгоритму визначення порушення - виїзду на обмежувальну смугу представлено на рисунку 3.7.

Узагальнений алгоритм визначення порушення можна представити у вигляді послідовності:

- 1) Отримання траєкторії руху T ;
- 2) Визначення параметрів руху (швидкість, координати);
- 3) Перевірка умов для кожного типу порушення;
- 4) Формування події: $E=(T,p,t)$, де p - тип порушення.

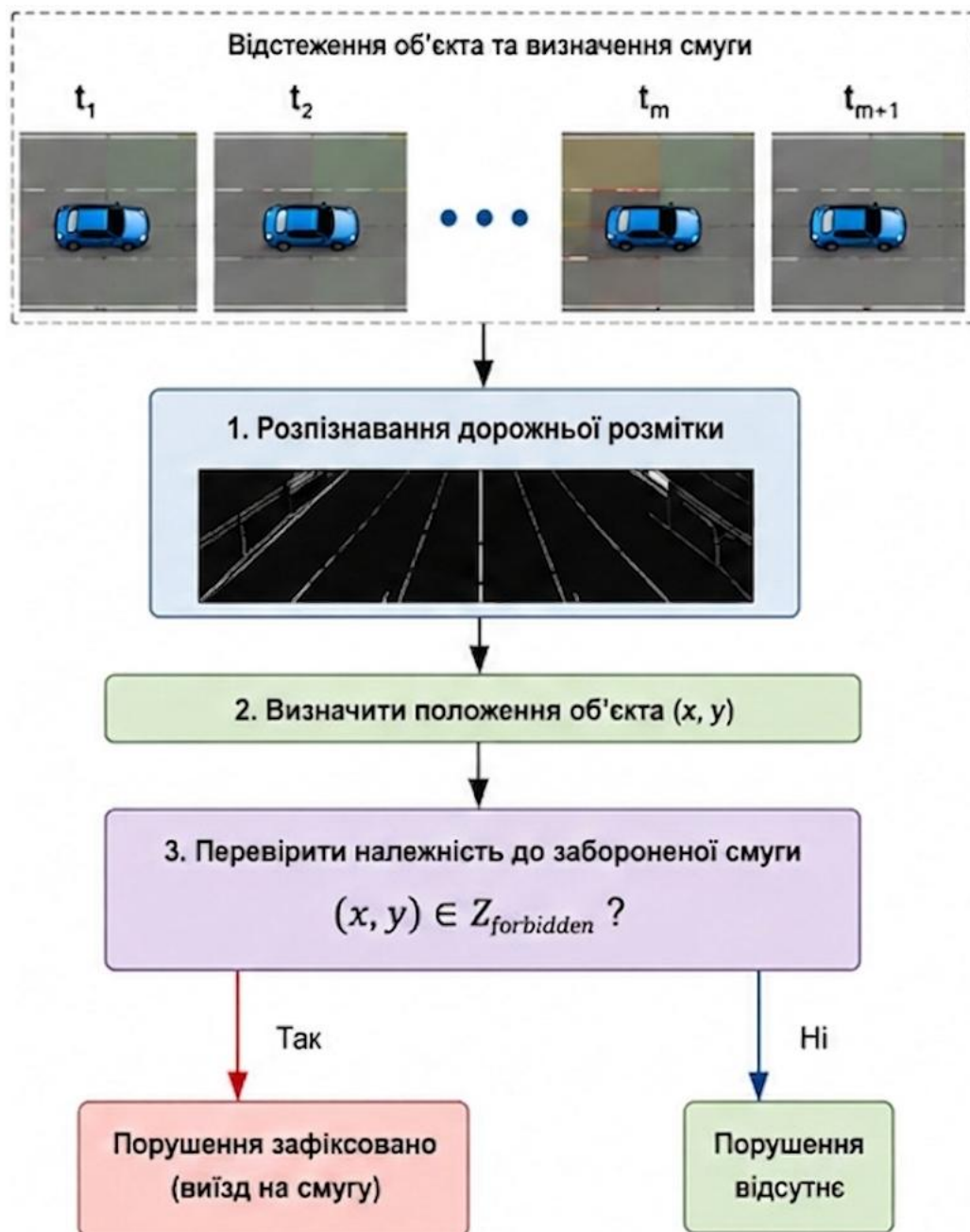


Рисунок 3.7 – Графічне представлення алгоритму визначення порушення - виїзду на обмежувальну смугу

Для підвищення точності системи використовуються фільтрація шумів у траєкторії (фільтр Калмана), перевірка логічної узгодженості подій, використання кількох кадрів для підтвердження події, об'єднання даних із різних сенсорів.

3.3 Алгоритм розпізнавання номерного знаку

Розпізнавання номерного знаку транспортного засобу є завершальним етапом обробки відеоданих у кіберфізичній системі автофіксації порушень ПДР. Метою цього етапу є отримання текстового представлення державного номерного знаку на основі зображення транспортного засобу. Від точності роботи даного алгоритму залежить коректність ідентифікації транспортного засобу та формування доказової бази. Нехай на вхід подається область зображення транспортного засобу: I_{veh} . Необхідно визначити функцію $F(I_{veh}) \rightarrow PlateID$, де $PlateID$ - це текстове представлення номерного знаку. Процес розпізнавання номерного знаку реалізується як послідовність етапів (кроків) обробки зображення. Алгоритм розпізнавання номерного знаку складається з наступних етапів:

- 1) Локалізація номерної пластини.
- 2) Попередня обробка зображення.
- 3) Сегментація символів.
- 4) Оптичне розпізнавання символів (OCR).
- 5) Постобробка результатів.

Графічне представлення алгоритму розпізнавання номерного знаку представлено на рисунку 3.8.

На першому етапі необхідно знайти область з номерною пластиною на зображенні транспортного засобу: $L(I_{veh}) \rightarrow I_{plate}$. Для цього можуть використовуватися: нейромережеві детектори (YOLO, SSD), методи пошуку контурів, аналіз геометричних характеристик (прямокутна форма, співвідношення сторін). Результатом є виділена область I_{plate} , що містить номерний знак.

На цьому етапі важливо забезпечити максимально точне виділення номерної пластини, оскільки помилки локалізації можуть суттєво вплинути на всі подальші кроки розпізнавання. Якщо область номера буде обрізана частково, міститиме зайві фрагменти кузова або буде визначена з неправильним нахилом, якість сегментації символів і подальшого OCR знизиться.

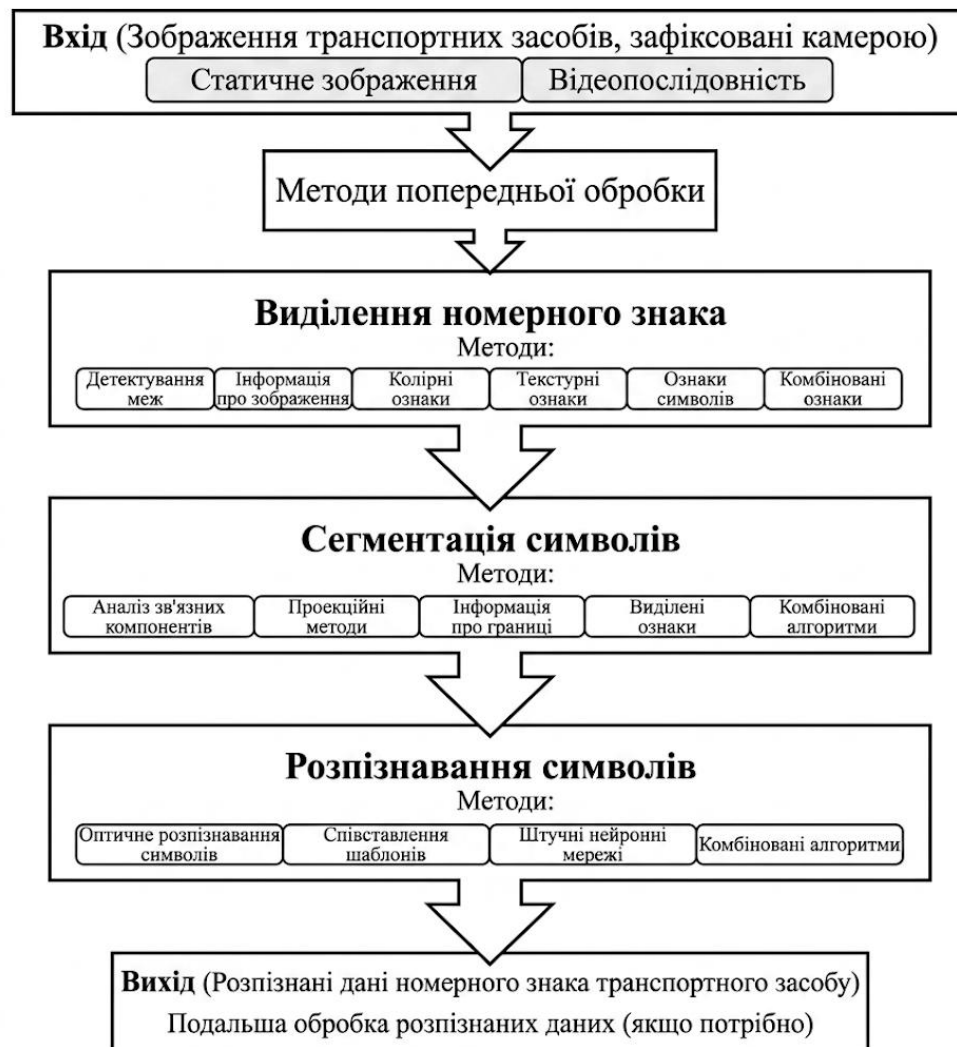


Рисунок 3.8 – Графічне представлення кроків алгоритму розпізнавання номерного знаку

З метою підвищення якості розпізнавання виконується попередня обробка:

- перетворення у відтінки сірого;
- нормалізація яскравості та контрасту;
- бінаризація;

- фільтрація шумів;
- вирівнювання перспективи.

Формалізоване представлення етапу попередньої обробки має наступний вигляд: $I_{prep}=P(I_{plate})$. На цьому етапі виконується поділ зображення номерного знаку на окремі символи $S(I_{prep})=\{C_1, C_2, \dots, C_n\}$, де C_i - i -й символ.

Сегментація може здійснюватися за допомогою: аналізу контурів, вертикальних проєкцій, неймережевих підходів. Для кожного символу застосовується функція розпізнавання: $O(C_i) \rightarrow c_i O$, де c_i - розпізнаний символ. Розпізнавання може здійснюватися класичними OCR-алгоритмами, неймережевими моделями (CNN, CRNN), готовими бібліотеками (наприклад, Tesseract). Після обробки всіх символів формується рядок $PlateID=c_1c_2\dots c_n$. Для підвищення точності застосовується постобробка, а саме перевірка формату номерного знаку (регулярні вирази), виправлення помилок розпізнавання, фільтрація недостовірних результатів, використання бази допустимих шаблонів номерів. Алгоритм розпізнавання можна представити як композицію функцій: $F=O * S * P * L$, тобто: $PlateID=O(S(P(L(I_{veh})))$). При реалізації алгоритму необхідно враховувати різні формати номерних знаків, вплив освітлення та погодних умов, можливі спотворення зображення та часткове перекриття номерного знаку. Для підвищення точності доцільно використовувати ансамблі моделей та комбіновані підходи. Розширена схема розпізнавання номерного знаку автомобіля представлена на рисунку 3.9.

Алгоритм розпізнавання номерного знаку реалізується як послідовність взаємопов'язаних етапів обробки зображення транспортного засобу. На першому етапі виконується локалізація номерної пластини, де за допомогою неймережевого детектора (наприклад, YOLO) визначається область зображення, що містить номерний знак. Результатом цього етапу є виділене зображення номерної пластини I_{plate} , яке передається на подальшу обробку.

На другому етапі здійснюється попередня обробка зображення, що включає перетворення у відтінки сірого, нормалізацію контрасту, фільтрацію шумів, бінаризацію та вирівнювання перспективи. Метою цього етапу є підготовка

зображення до коректного виділення символів та підвищення точності розпізнавання. Попередня обробка дозволяє зменшити вплив зовнішніх факторів, таких як нерівномірне освітлення, тіні, відблиски, розмиття або забруднення номерної пластини. Завдяки цьому символи на номерному знаку стають більш виразними, що спрощує їх подальшу сегментацію та обробку OCR-модулем.

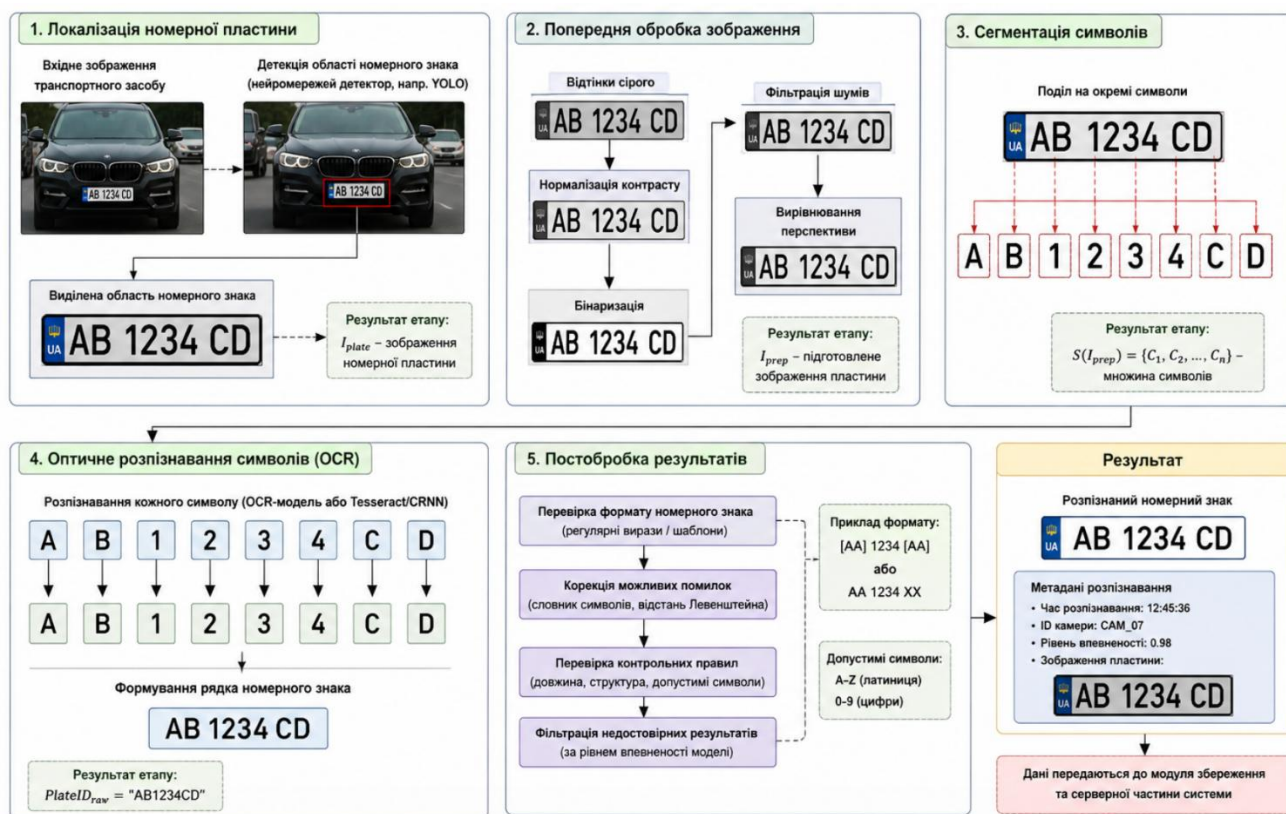


Рисунок 3.9 – Розширена схема розпізнавання номерного знаку автомобіля

Далі виконується сегментація символів, під час якої номерний знак розбивається на окремі символи. Для цього застосовуються методи аналізу контурів або проєкцій, у результаті чого формується множина символів $S(I_{prep}) = \{C_1, C_2, \dots, C_n\}$. На наступному етапі проводиться оптичне розпізнавання символів (OCR). Кожен сегментований символ обробляється за допомогою алгоритмів розпізнавання (неймережевих моделей або OCR-бібліотек), після чого формується текстове представлення номерного знаку у вигляді послідовності символів. Після цього виконується постобробка результатів, яка включає перевірку формату номерного знаку за допомогою шаблонів або регулярних

виразів, корекцію можливих помилок розпізнавання, перевірку допустимих символів та фільтрацію результатів за рівнем впевненості моделі. На завершальному етапі формується кінцевий результат, який містить розпізнаний номерний знак, а також додаткові метадані, такі як час розпізнавання, ідентифікатор камери та рівень впевненості. Отримані дані передаються до модуля збереження та серверної частини системи для подальшого використання. Таким чином, запропонований алгоритм забезпечує поетапне перетворення зображення транспортного засобу у структуровану текстову інформацію, що дозволяє здійснювати надійну ідентифікацію транспортних засобів у системі автофіксації порушень ПДР.

3.4 Метрики оцінювання ефективності

Для оцінювання результатів розпізнавання транспортних засобів та розпізнавання номерних знаків використовуються базові метрики класифікації:

- 1) True Positive (TP) - правильно виявлені об'єкти;
- 2) False Positive (FP) - помилково виявлені об'єкти;
- 3) False Negative (FN) - пропущені об'єкти;
- 4) True Negative (TN) - правильно відхилені об'єкти.

На основі цих величин визначаються такі показники:

Точність (Precision) характеризує частку правильних спрацювань серед усіх виявлених об'єктів та визначається за формулою 3.11.

$$Precision = \frac{TP}{TP+FP}. \quad (3.11)$$

Повнота (Recall) показує, яку частину реальних об'єктів було виявлено системою, визначається за формулою 3.12.

$$Recall = \frac{TP}{TP+FN}. \quad (3.12)$$

Метрика F1 є гармонійним середнім між точністю та повнотою, визначається за формулою 3.13.

$$F1 = 2 \cdot \frac{Precision \cdot Recall}{Precision + Recall} \quad (3.13)$$

Для задачі розпізнавання транспортних засобів важливим є не лише факт виявлення, але й точність локалізації об'єкта. Для цього використовується метрика Intersection over Union (IoU) (формула 3.14).

$$IoU = \frac{Area_{intersection}}{Area_{union}} \quad (3.14)$$

Де $Area_{intersection}$ - площа перетину передбаченої та еталонної областей, $Area_{union}$ - площа їх об'єднання.

Об'єкт вважається правильно детектованим, якщо $IoU \geq \theta$, де θ - порогове значення (зазвичай 0.5).

Для комплексної оцінки роботи детектора використовується метрика mean Average Precision (mAP), яка визначається як середнє значення точності для різних класів об'єктів (формула 3.15)

$$mAP = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N AP_i \quad (3.15)$$

де AP_i - середня точність для i -го класу,

N - кількість класів.

Ця метрика широко використовується для оцінювання моделей розпізнавання об'єктів.

Для оцінки якості розпізнавання номерних знаків використовуються

Character Accuracy (CA) - точність розпізнавання символів, визначена за формулою 3.16.

$$CA = \frac{\text{кількість правильно розпізнаних символів}}{\text{загальна кількість символів}}. \quad (3.16)$$

Plate Recognition Accuracy (PRA) - точність повного розпізнавання номерного знаку, визначена за формулою 3.17.

$$PRA = \frac{\text{кількість правильно розпізнаних номерів}}{\text{загальна кількість номерів}}. \quad (3.17)$$

Ці показники дозволяють оцінити як часткову, так і повну правильність розпізнавання. Окрім точності, важливим є оцінювання швидкодії системи, а саме час обробки кадру, кількість кадрів за секунду та затримка системи.

Час обробки кадру визначається за формулою 3.18.

$$T_{proc} = T_{det} + T_{track} + T_{rec}. \quad (3.18)$$

Кількість кадрів за секунду (FPS) визначається за формулою 3.19.

$$FPS = \frac{1}{T_{proc}}. \quad (3.19)$$

Затримка системи (Latency) - час від моменту отримання кадру до формування результату. Система вважається такою, що працює в режимі реального часу, якщо $FPS \geq 25$.

Для оцінки загальної ефективності системи також введемо метрики ефективності автофіксації порушень:

Точність виявлення порушень можна визначити за формулою 3.20.

$$Accuracy = \frac{\text{правильно визначені порушення}}{\text{загальна кількість подій}}. \quad (3.20)$$

False Alarm Rate (FAR) - частота хибних спрацювань, яку можна визначити за формулою 3.21.

$$FAR = \frac{FP}{FP+TN}. \quad (3.21)$$

Miss Rate - частка пропущених порушень, яку визначаємо за формулою 3.22.

$$Miss = \frac{FN}{TP+FN}. \quad (3.22)$$

3.5 Висновки до третього розділу

У третьому розділі розроблено алгоритмічне забезпечення кіберфізичної системи автоматичної фіксації порушень правил дорожнього руху. Сформовано та обґрунтовано основні етапи обробки відеоданих, що забезпечують виявлення транспортних засобів, визначення порушень та ідентифікацію номерних знаків.

Розглянуто алгоритм розпізнавання транспортних засобів на основі нейромережевого підходу, що забезпечує високу точність і можливість роботи в режимі реального часу. Запропоновано алгоритм визначення порушень, який базується на аналізі траєкторії руху об'єктів та їх взаємодії з контрольними зонами, що дозволяє автоматично фіксувати перевищення швидкості, проїзд на заборонний сигнал світлофора та порушення смугового руху.

Також розроблено алгоритм розпізнавання номерних знаків, що включає етапи локалізації номерної пластини, попередньої обробки зображення, сегментації символів та оптичного розпізнавання. Запропонована модель забезпечує надійну ідентифікацію транспортних засобів навіть у складних умовах

експлуатації. Окрім цього, визначено систему метрик для оцінювання ефективності роботи алгоритмів, яка включає показники точності, повноти, метрики F1, IoU, mAP, а також параметри продуктивності, такі як час обробки кадру та кількість кадрів за секунду.

Отримані результати формують цілісну алгоритмічну основу для реалізації кіберфізичної системи автофіксації порушень ПДР та створюють передумови для її практичної реалізації та експериментального дослідження в наступному розділі роботи.

4 ПРАКТИЧНА РЕАЛІЗАЦІЯ ТА ЕКСПЕРИМЕНТАЛЬНЕ ДОСЛІДЖЕННЯ СИСТЕМИ

4.1 Реалізація програмного забезпечення кіберфізичної системи автоматичної фіксації порушень правил дорожнього руху

Практична реалізація кіберфізичної системи автоматичної фіксації порушень правил дорожнього руху передбачає розроблення програмного забезпечення, яке забезпечує обробку відеопотоку, розпізнавання транспортних засобів, визначення порушень та розпізнавання номерних знаків у режимі реального часу. Розроблення програмного забезпечення здійснювалося з використанням мови програмування Python, яка є однією з найбільш поширених у задачах комп'ютерного зору та машинного навчання завдяки великій кількості спеціалізованих бібліотек. У якості інтегрованого середовища розробки було використано Visual Studio Code, що забезпечує зручний інтерфейс для написання, тестування та налагодження програмного коду. Для управління залежностями та ізоляції середовища використовувалася система Anaconda або віртуальні середовища Python (venv), що дозволяє уникнути конфліктів між бібліотеками. Для обробки зображень і відеопотоку використано модель YOLO, яка забезпечує захоплення відео з камер, обробку кадрів, роботу з зображеннями та виконання базових операцій комп'ютерного зору. Для потокової обробки відео може також застосовуватися GStreamer, що забезпечує ефективну роботу з RTSP-потокami. Для реалізації алгоритмів розпізнавання транспортних засобів використано фреймворки глибокого навчання: PyTorch для навчання та запуску нейромережових моделей та TensorFlow - альтернативний фреймворк для побудови моделей; Для реалізації алгоритму розпізнавання застосовано моделі сімейства YOLO, зокрема реалізації, доступні у бібліотеках на базі PyTorch. Ці технології дозволяють значно зменшити час обробки кадру та забезпечити роботу системи в режимі реального часу. Для реалізації OCR-модуля використано Tesseract OCR для розпізнавання тексту та нейромережові моделі (CNN) для підвищення точності. Для попередньої обробки зображень використовуються

можливості OpenCV. Для реалізації серверної частини системи можуть використовуватися веб-фреймворки Flask або Django та база даних PostgreSQL або MongoDB. Сервер забезпечує збереження подій, обробку запитів та взаємодію з користувачем через веб-інтерфейс. Програмне забезпечення реалізовано за модульним принципом, де кожен компонент виконує окрему функцію:

- 1) модуль збору відео;
- 2) модуль розпізнавання;
- 3) модуль визначення порушень;
- 4) модуль розпізнавання номерних знаків;
- 5) модуль збереження даних.

Обмін даними між модулями здійснюється через внутрішні API або черги повідомлень. Структурна схема кіберфізичної системи для автоматичної фіксації порушень ПДР наведена на рисунку 4.1.

У межах розробки кіберфізичної системи автоматичної фіксації порушень правил дорожнього руху спроектовано інтегрований користувацький інтерфейс (рисунок 4.2), що забезпечує комплексний моніторинг та верифікацію даних у реальному часі. Основу графічної оболонки становить багатофункціональна панель керування, яка поєднує геоінформаційний модуль для візуалізації дислокації камер на мапі міста та підсистему прямої трансляції відеопотоків із контрольних ділянок дорожньої мережі. Процес обробки інформації базується на послідовному виконанні алгоритмів попередньої обробки зображень, виділення номерних знаків та сегментації символів для подальшого оптичного розпізнавання, що детально відображено у технологічній схемі системи. Результати автоматизованого аналізу акумулюються в інтерактивному реєстрі активних порушень, де зафіксовані інциденти класифікуються за типом, часом та статусом перевірки. Такий інтерфейс дозволяє оператору швидко оцінювати поточну дорожню ситуацію, переглядати відеодокази та перевіряти коректність автоматично сформованих подій. Поєднання карти, відеопотоків і реєстру порушень в одному робочому середовищі підвищує зручність контролю та скорочує час прийняття рішень щодо подальшої обробки інцидентів.

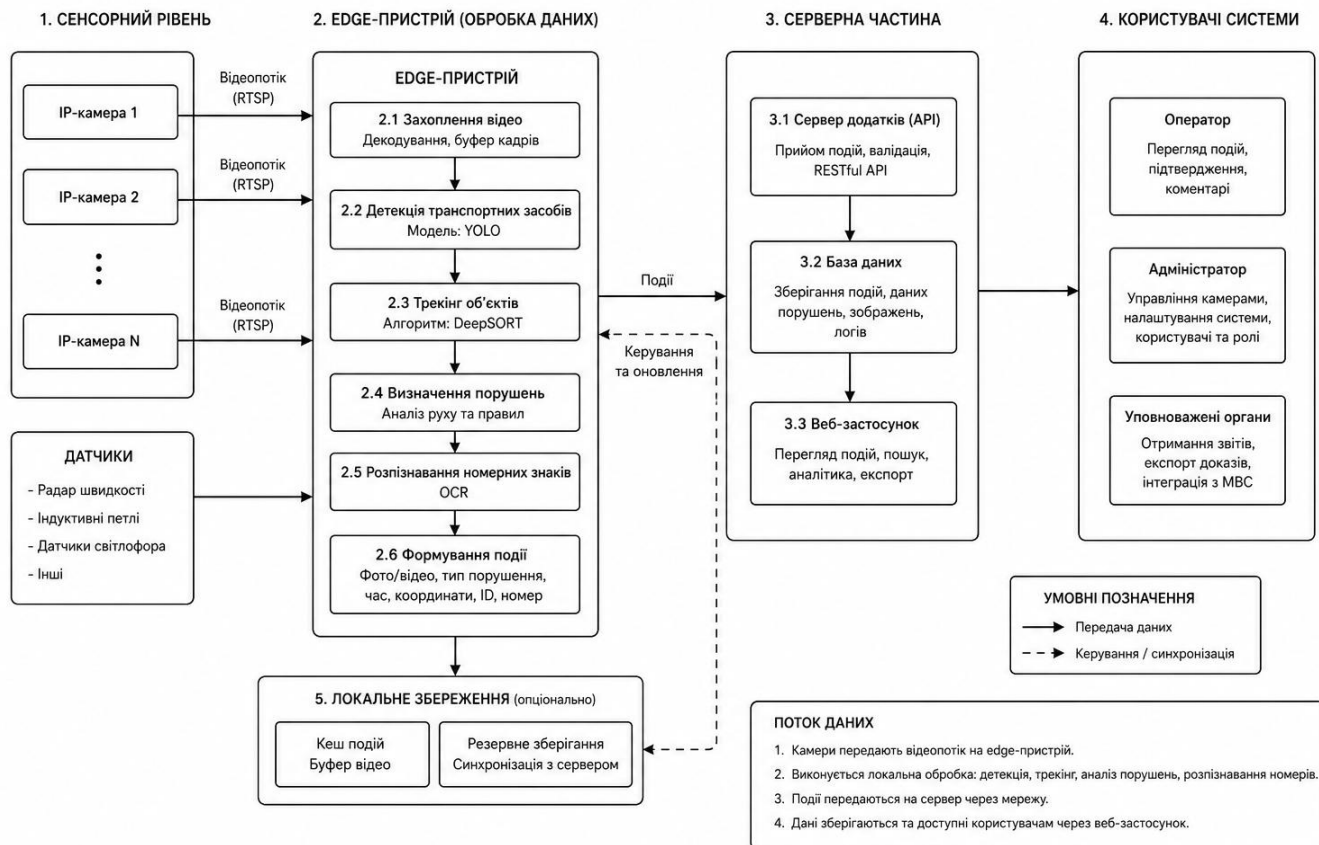


Рисунок 4.1 – Структурна схема кіберфізичної системи для автоматичної фіксації порушень ПДР

Для забезпечення високої достовірності даних в інтерфейсі реалізовано спеціалізоване вікно верифікації, яке надає оператору повний набір доказів: від панорамного знімка транспортного засобу до збільшеного фрагмента номерного знаку з ідентифікованими метаданими про марку, колір та фактичну швидкість руху. Системна архітектура завершується блоком інтелектуальної аналітики, що візуалізує статистичні тенденції правопорушень та відображає технічний стан апаратних ресурсів, забезпечуючи стабільне функціонування всієї кіберфізичної структури. Наявність такого вікна дозволяє поєднати автоматизовану обробку даних із контрольованою перевіркою результатів оператором. Це зменшує ризик помилкового підтвердження порушень у випадках складних погодних умов, перекриття транспортних засобів або неточного розпізнавання номерного знаку.

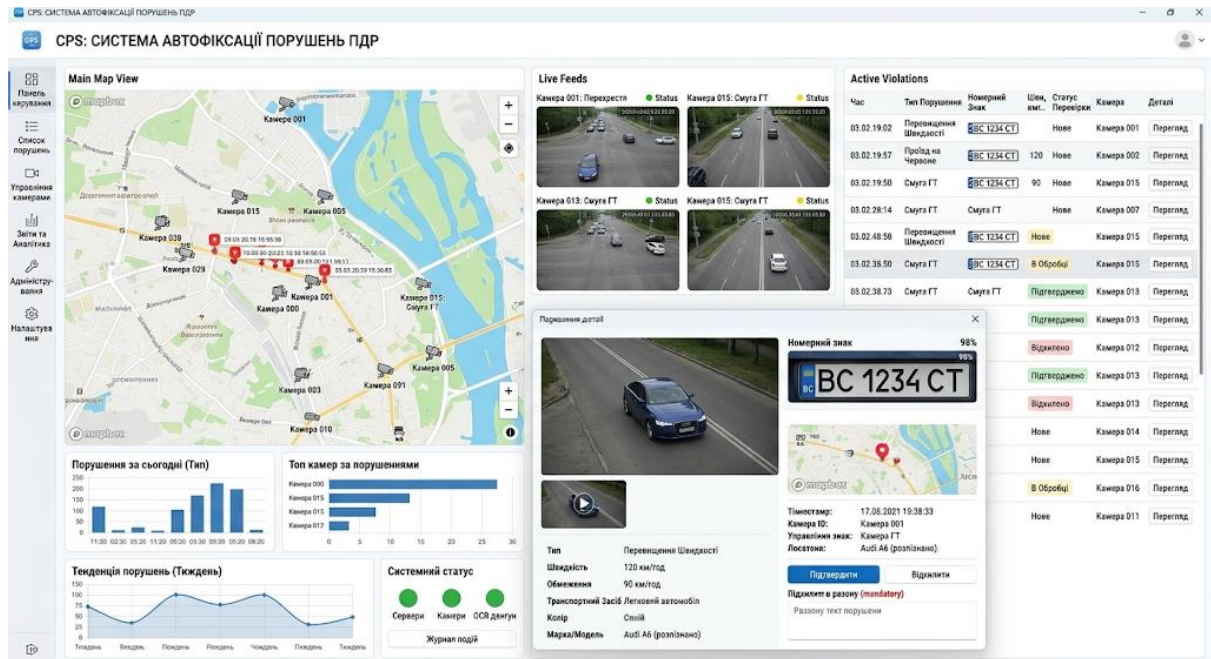


Рисунок 4.2 – Користувацький інтерфейс кіберфізичної системи для автоматичної фіксації порушень ПДР

Інтерфейс організований за принципом багатозонної структури, де кожен функціональний блок відповідає за окремий аспект роботи системи.

У верхній частині вікна розміщено заголовок системи, що ідентифікує програму як комплекс автофіксації порушень ПДР. Ліва частина інтерфейсу містить вертикальну навігаційну панель, яка забезпечує доступ до основних функцій системи, зокрема перегляду панелі керування, списку порушень, управління камерами, аналітики, адміністрування та налаштувань. Це свідчить про наявність модульної структури програмного забезпечення з розмежуванням функціональних можливостей. Центральну частину займає інтерактивна карта міста, на якій відображено розташування камер спостереження та зафіксовані події. Камери позначені відповідними маркерами, а місця порушень виділені кольоровими індикаторами з часовими мітками. Такий підхід дозволяє здійснювати просторовий аналіз дорожньої ситуації та швидко ідентифікувати проблемні ділянки. Праворуч від карти розташований блок відеопотоків (Live Feeds), який відображає зображення з кількох камер у режимі реального часу. Кожен відеофрагмент супроводжується інформацією про камеру та її статус, що

дозволяє оператору здійснювати моніторинг ситуації на різних ділянках дороги. Ще правіше знаходиться таблиця активних порушень (Active Violations), яка містить структуровану інформацію про зафіксовані події. У таблиці відображаються такі параметри, як дата і час, тип порушення, номерний знак, швидкість, статус обробки, камера та можливість перегляду деталей. Це забезпечує централізований облік подій та зручний доступ до них. У нижній частині інтерфейсу представлено аналітичні блоки, які містять графіки та діаграми, зокрема статистику порушень за певний період, розподіл порушень за камерами, а також часову динаміку. Окремо відображається стан системи, що дозволяє контролювати працездатність серверів, камер і журналу подій. Особливу увагу привертає спливаюче вікно з деталями конкретного порушення, яке містить зображення транспортного засобу, розпізнаний номерний знак, карту місця події, а також детальну інформацію, включаючи швидкість, тип порушення, час і додаткові характеристики. У цьому ж вікні передбачено можливість підтвердження або відхилення порушення, що вказує на інтерактивність системи та участь оператора в процесі валідації.

4.2 Проведення експериментальних випробувань

Для розв'язання задачі детектування об'єктів дорожньої інфраструктури та моніторингу порушень проїзду на заборонний сигнал світлофора було застосовано архітектуру нейронної мережі YOLOv8n (Nano) від Ultralytics [74]. Вибір даної моделі обґрунтований її високою обчислювальною ефективністю, що дозволяє реалізовувати алгоритми в режимі реального часу на обмежених потужностях (GPU Tesla T4). Навчання проводилося на спеціалізованому наборі даних Red-Light-Violation-Detect-dataset-3 [76], завантаженому з платформи Roboflow (рисунок 4.3). Об'єктом розпізнавання виступали 9 релевантних класів: транспортні засоби (автомобіль, автобус, вантажівка, мотоцикл, велосипед), сигнали світлофора (червоний, жовтий, зелений) та елементи дорожньої розмітки (стоп-лінія).

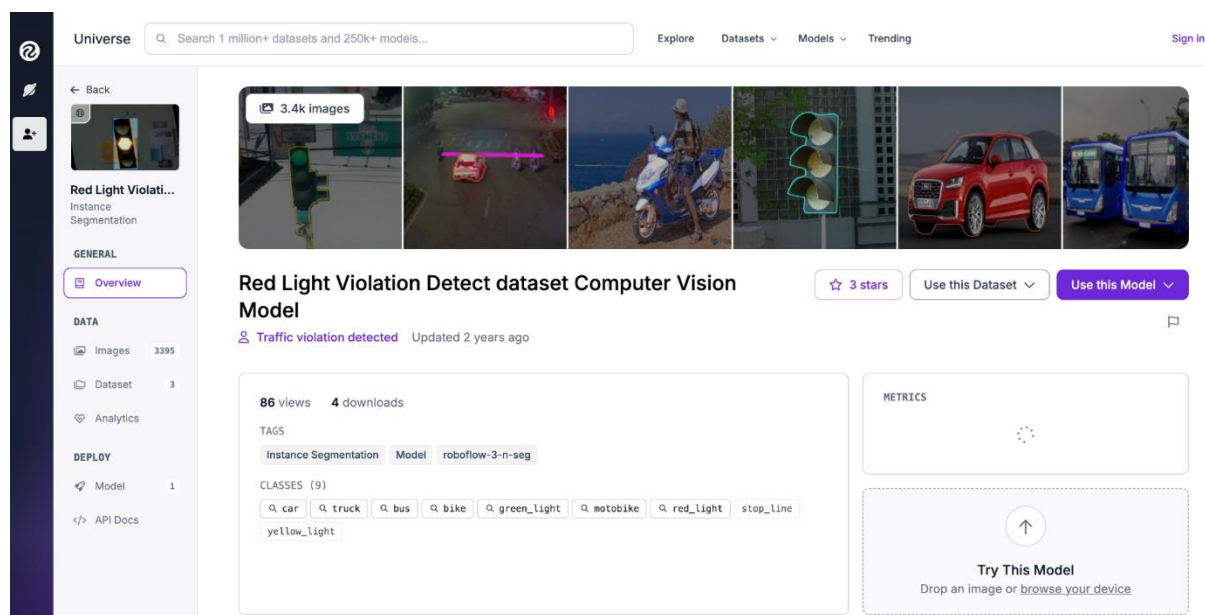


Рисунок 4.3 – Знімок екрану платформи Roboflow з набором даних для навчання нейронної мережі [76]

У межах розробки кіберфізичної системи для автоматизованої фіксації порушень правил дорожнього руху ключовим етапом є вибір релевантного набору даних. Для навчання архітектур нейронних мереж (зокрема сімейства YOLO) було обрано спеціалізований набір даних Red-Light-Violation-Detect-dataset-3 [76], представлений на платформі Roboflow Universe. Характеристика структури та складу даних. Даний набір даних містить вибірку зображень високої роздільної здатності, що відображають типові сценарії дорожнього руху на регульованих перехрестях. Особливістю версії «dataset-3» є розширена анотація об'єктів, яка охоплює такі критичні класи:

- 1) Транспортні засоби: легкові автомобілі, вантажівки, автобуси та мотоцикли.
- 2) Світлофорні об'єкти: диференціація сигналів (червоний, жовтий, зелений) для визначення поточного фазового стану регулятора.
- 3) Інфраструктурні елементи: розмітка «стоп-лінія», що є обов'язковим атрибутом для ідентифікації факту порушення.

Анотування об'єктів виконано у форматі YOLO (Bounding Box з нормованими координатами центру та геометричними параметрами ширини й

висоти). Для підвищення робастності моделі до зміни масштабів, у датасеті застосовано техніку кадрування з ROI з додаванням 30% просторового відступу навколо цільових об'єктів. Це дозволяє нівелювати проблему низької точності розпізнавання малих об'єктів на великій відстані від камери спостереження. Використання цього датасету дозволяє вирішити комплексне завдання комп'ютерного зору, яке включає одночасне відстеження (tracking) динамічних об'єктів та аналіз стану статичних маркерів (світлофора та розмітки). Навчена на цих даних модель забезпечує високу точність ідентифікації моменту перетину транспортним засобом стоп-лінії за умови активного червоного сигналу світлофора, що є основою алгоритму автоматичної фіксації порушень. Приклад зображення з датасету, на якому присутні класи “стоп-лінія”, “червоний сигнал світлофора” та транспортні засоби (автомобіль, автобус та мотоцикли) наведено на рисунку 4.4. Застосування єдиного формату анотацій YOLO спрощує процес підготовки даних до навчання та забезпечує коректну інтерпретацію координат об'єктів під час тренування моделі. Наявність у датасеті як динамічних, так і статичних об'єктів дозволяє моделі навчитися враховувати взаємне розташування транспортного засобу, стоп-лінії та сигналу світлофора. Це підвищує практичну цінність датасету, оскільки він відображає не лише окремі об'єкти дорожньої сцени, а й контекст, необхідний для подальшого виявлення факту порушення.

Процес навчання нейромережі тривав 20 епох із розміром пакету (batch size) 8 та роздільною здатністю вхідних зображень 640x640 пікселів. Використовувався оптимізатор AdamW із початковою швидкістю навчання (lr0) 0.01. Для запобігання перенавчанню та покращення генералізації моделі було застосовано методи аугментації даних (Mosaic, Blur, MedianBlur, CLAHE). За результатами валідації на 20-й епосі було отримано наступні інтегральні показники якості детектування:

- Середня точність (mAP@0.5): 0.843.
- mAP@0.5-0.95: 0.599.
- Загальна точність (Precision): 0.805.
- Повнота (Recall): 0.797.



Рисунок 4.4 – Приклад зображення з датасету [76]

Детальний аналіз по класах (згідно з Precision-Recall Curve) демонструє найвищу ефективність детектування для класів `stop_line` ($AP=0.916$), `bus` ($AP=0.907$) та `truck` ($AP=0.904$). Клас `bike` продемонстрував найнижчу точність ($AP=0.680$), що може бути зумовлено меншою кількістю прикладів у навчальній вибірці або значною варіативністю візуальних ознак.

Результати навчання нейронної мережі на предмет розпізнавання фактів порушення ПДР наведено у таблиці 4.1.

Таблиця 4.1 – Результати навчання нейромережі моделі YOLOv8n

epoch	час	train/box _loss	train/cls _loss	train/df1 _loss	metrics/precis ion(B)	metrics/rec all(B)	metrics/mA P50(B)
1	39.0 094	1.35857	2.54849	1.18027	0.48863	0.48863	0.56615

Кінець таблиці 4.1

2	74.316	1.28203	1.71795	1.13464	0.50245	0.50245	0.64096
3	109.283	1.28031	1.54923	1.12565	0.6482	0.6482	0.62798
4	144.044	1.24302	1.45621	1.12137	0.67531	0.67531	0.65573
5	178.53	1.21065	1.31252	1.09695	0.71005	0.71005	0.67903
6	213.189	1.1874	1.25867	1.09334	0.72173	0.72173	0.70173
7	247.667	1.15784	1.15735	1.06941	1.06941	0.70346	0.72396
8	282.123	1.15121	1.11177	1.07027	1.07027	0.76903	0.68801
9	316.547	1.12142	1.07225	1.06296	1.06296	0.71083	0.73877
10	351.069	1.10145	1.04313	1.049	1.049	0.73779	0.77282
11	384.612	1.09847	0.99902	1.06159	1.06159	0.74898	0.75502
12	417.171	1.08198	0.94222	1.04711	1.04711	0.74878	0.78876
13	449.91	1.04222	0.90003	1.02879	1.02879	0.77636	0.78351
14	482.597	1.03364	0.86924	1.02518	1.02518	0.77903	0.77703
15	515.159	1.01071	0.85348	1.01539	1.01539	0.74944	0.82682
16	547.672	0.99441	0.81603	1.01104	1.01104	0.76301	0.81174
17	579.897	0.97666	0.79801	0.99738	0.99738	0.76251	0.81735
18	612.458	0.95853	0.77743	0.99093	0.99093	0.80661	0.78877
19	645.079	0.94302	0.75463	0.98895	0.98895	0.78434	0.81191
20	677.747	0.94169	0.75173	0.98274	0.98274	0.80533	0.7965

У таблиці 4.1 наведено числові характеристики процесу тренування моделі, у якому кожен рядок відповідає окремій епосі, а стовпці містять значення функцій втрат та основних метрик якості. Це дозволяє простежити динаміку навчання та оцінити ефективність моделі на різних етапах. У таблиці представлені показники тренувальних втрат, зокрема помилка локалізації об'єктів (`box_loss`), помилка класифікації (`cls_loss`) та додаткова складова функції втрат (`dfl_loss`), що використовується для уточнення координат об'єктів. Ці показники характеризують, наскільки точно модель навчається визначати положення транспортних засобів і їх класи на тренувальному наборі даних. Окремо наведені аналогічні показники для валідаційного набору даних. Вони відображають здатність моделі узагальнювати отримані знання та працювати з новими даними. Порівняння тренувальних і валідаційних втрат дозволяє оцінити наявність або відсутність перенавчання. Крім того, таблиця містить основні метрики якості розпізнавання, такі як точність (`precision`) і повнота (`recall`), які характеризують правильність і повноту виявлення об'єктів. Також наведено інтегральні показники якості – середню точність при фіксованому порозі перекриття (`mAP50`) та більш строгий показник `mAP50-95`, що враховує різні рівні точності локалізації.

На рисунку 4.5 представлено результати навчання нейронної мережі для задачі розпізнавання об'єктів (транспортних засобів), відображені у вигляді набору графіків, що характеризують динаміку зміни функцій втрат і метрик якості протягом епох навчання. У верхньому ряду наведено графіки тренувальних втрат. Зокрема, `train/box_loss` демонструє поступове зменшення похибки локалізації об'єктів, що свідчить про покращення точності визначення координат `bounding box`. Аналогічно, `train/cls_loss` відображає зменшення помилки класифікації об'єктів, що означає покращення здатності моделі правильно визначати клас транспортного засобу. Графік `train/dfl_loss` також має спадний характер, що вказує на загальне підвищення якості регресії координат. Поруч наведено графіки основних метрик якості моделі. Значення `precision` (точність) поступово зростає приблизно від 0.5 до понад 0.8, що свідчить про зменшення кількості хибнопозитивних спрацювань. Метрика `recall` (повнота) також демонструє

стабільне зростання, досягаючи значень близько 0.8, що означає зменшення кількості пропущених об'єктів. У нижньому ряду зображено валідаційні втрати (`val/box_loss`, `val/cls_loss`, `val/df_l_loss`), які мають аналогічну тенденцію до зменшення, що підтверджує відсутність перенавчання та здатність моделі узагальнювати знання на нових даних. Незначні коливання на початкових етапах є типовими для процесу навчання.

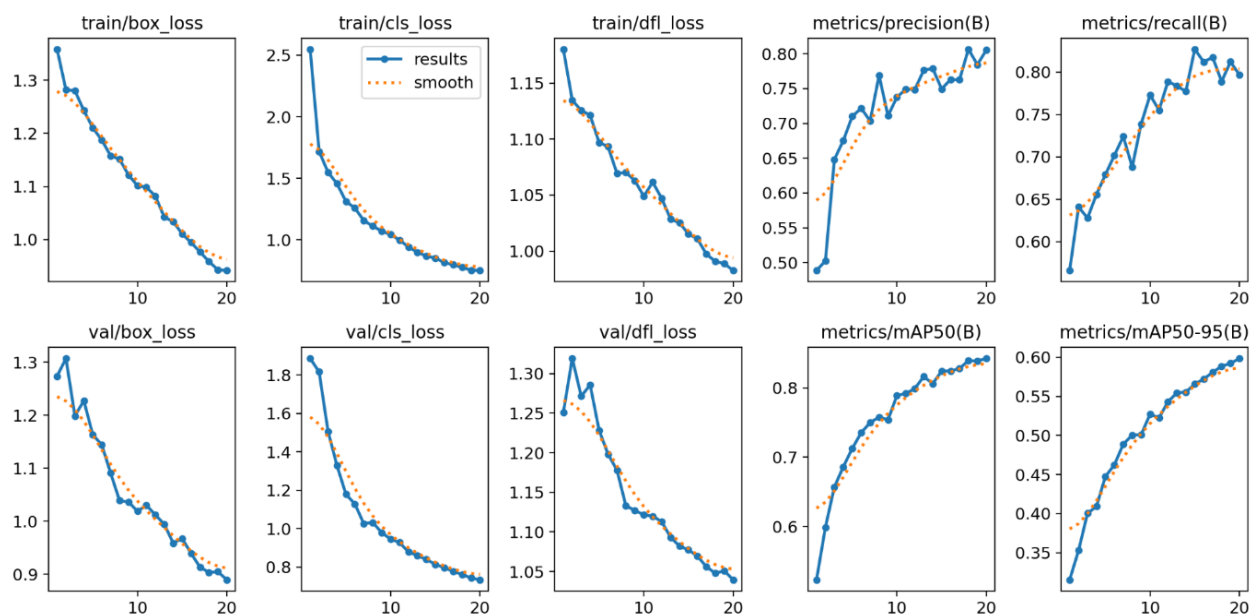


Рисунок 4.5 – Графіки результатів навчання нейронної мережі

Останні два графіки відображають інтегральні метрики якості розпізнавання. Значення `mAP50` (середня точність при `IoU=0.5`) зростає приблизно до 0.85, що свідчить про високу ефективність моделі при виявленні об'єктів. Метрика `mAP50-95`, яка є більш суворою (усереднення по різних порогах `IoU`), також демонструє стабільне зростання до рівня близько 0.6, що підтверджує хорошу якість локалізації об'єктів.

Загалом, представлені графіки свідчать про стабільний процес навчання нейронної мережі, зменшення функцій втрат і одночасне зростання основних метрик якості. Це підтверджує ефективність обраної архітектури та алгоритмів для задачі розпізнавання транспортних засобів у системі автофіксації порушень ПДР.

На рисунках 4.6 - 4.9 відображено результати оцінювання якості роботи нейронної мережі розпізнавання об'єктів для різних класів транспортних засобів і дорожніх елементів, таких як автомобілі, автобуси, вантажівки, мотоцикли, велосипед, а також сигнали світлофора і стоп-лінія. Графіки демонструють залежності основних метрик якості (recall, precision, F1) від порогового значення впевненості (confidence), що використовується під час прийняття рішення про наявність об'єкта.

Рисунок 4.6 (Крива Recall–Confidence) показує, як змінюється повнота виявлення об'єктів залежно від порогу впевненості. При низьких значеннях confidence модель виявляє майже всі об'єкти (recall близький до 1), однак із підвищенням порогу цей показник поступово зменшується. Це пояснюється тим, що модель стає більш «обережною» і відкидає менш впевнені передбачення. Для різних класів швидкість зниження recall відрізняється: наприклад, для великих об'єктів, таких як автобуси чи вантажівки, значення залишається високим довше, тоді як для складніших класів (велосипеди, світлофори) спостерігається швидше падіння.

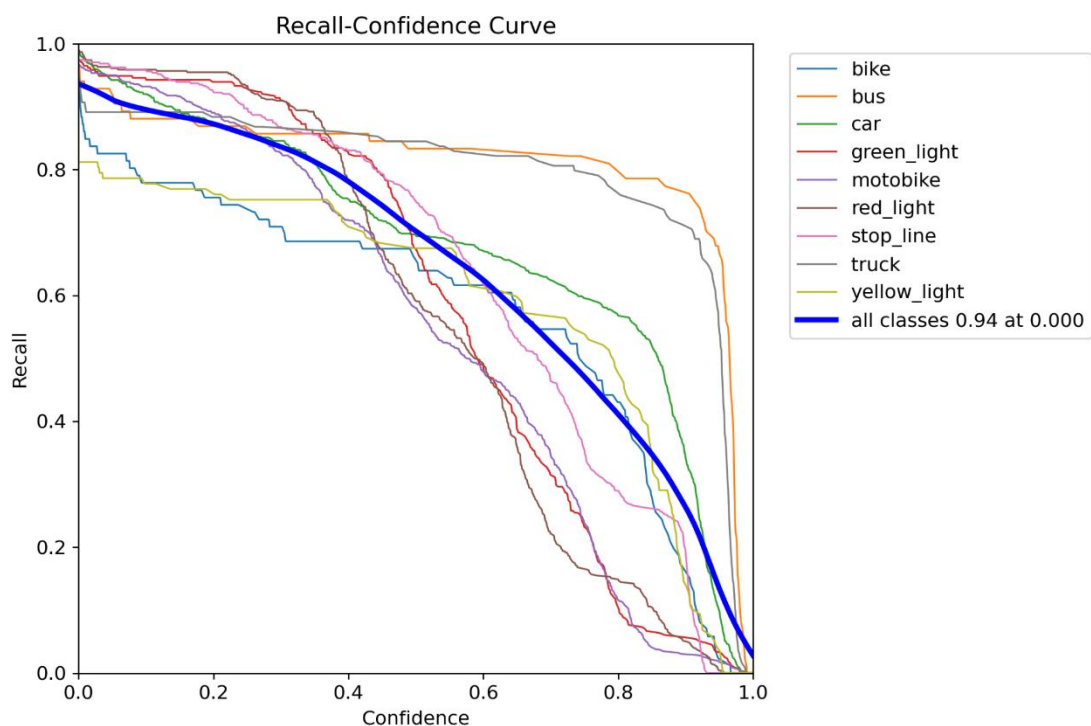


Рисунок 4.6 – Крива Recall–Confidence

Рисунок 4.7 (Крива Precision–Recall) відображає компроміс між точністю та повнотою. Криві показують, як змінюється точність при зростанні recall. Для більшості класів спостерігається характерна залежність: при високій повноті точність поступово знижується. У легенді наведені значення середньої точності (AP) для кожного класу, а також узагальнене значення $mAP@0.5 \approx 0.843$, що свідчить про досить високий рівень якості моделі.

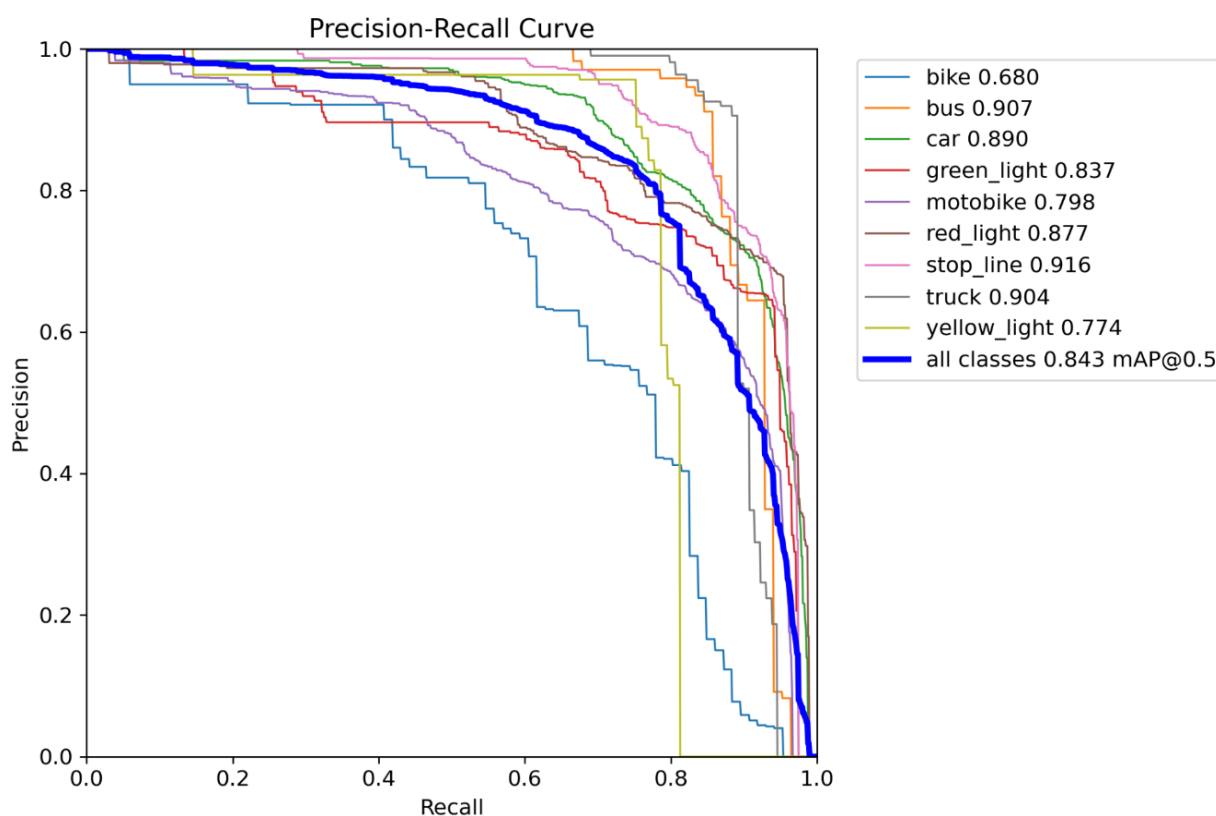


Рисунок 4.7 – Крива Precision–Recall

Перед аналізом графіків доцільно зазначити, що оцінювання моделі за різними порогами confidence дозволяє не лише визначити загальну якість навчання, а й зрозуміти поведінку нейронної мережі в умовах практичного використання. Порогове значення впевненості впливає на те, які саме передбачення будуть залишені системою як достовірні, а які будуть відкинуті. Тому зміна цього параметра безпосередньо позначається на кількості правильно

виявлених об'єктів, хибнопозитивних спрацювань і пропущених елементів дорожньої сцени.

У задачі розпізнавання транспортних засобів і дорожніх елементів важливо забезпечити баланс між чутливістю моделі та надійністю її передбачень. Якщо поріг confidence є заниженим, модель може виявляти більше об'єктів, але водночас формувати більше помилкових спрацювань. Якщо ж поріг занадто високий, система залишатиме лише найбільш упевнені передбачення, однак частина реальних об'єктів може бути пропущена. Саме тому аналіз кривих Recall–Confidence, Precision–Confidence та F1–Confidence є важливим етапом оцінювання ефективності розробленої нейронної мережі.

На рисунках 4.6 - 4.9 відображено результати оцінювання якості роботи нейронної мережі розпізнавання об'єктів для різних класів транспортних засобів і дорожніх елементів, таких як автомобілі, автобуси, вантажівки, мотоцикли, велосипед, а також сигнали світлофора і стоп-лінія. Графіки демонструють залежності основних метрик якості (recall, precision, F1) від порогового значення впевненості (confidence), що використовується під час прийняття рішення про наявність об'єкта.

Рисунок 4.6 (Крива Recall–Confidence) показує, як змінюється повнота виявлення об'єктів залежно від порогу впевненості. При низьких значеннях confidence модель виявляє майже всі об'єкти (recall близький до 1), однак із підвищенням порогу цей показник поступово зменшується. Це пояснюється тим, що модель стає більш «обережною» і відкидає менш впевнені передбачення. Для різних класів швидкість зниження recall відрізняється: наприклад, для великих об'єктів, таких як автобуси чи вантажівки, значення залишається високим довше, тоді як для складніших класів (велосипеди, світлофори) спостерігається швидше падіння. Це свідчить про те, що модель краще розпізнає об'єкти з виразними геометричними ознаками та більшими розмірами в кадрі. Водночас менші або візуально складніші об'єкти потребують більш обережного налаштування порогу confidence, щоб уникнути їх пропуску під час розпізнавання.

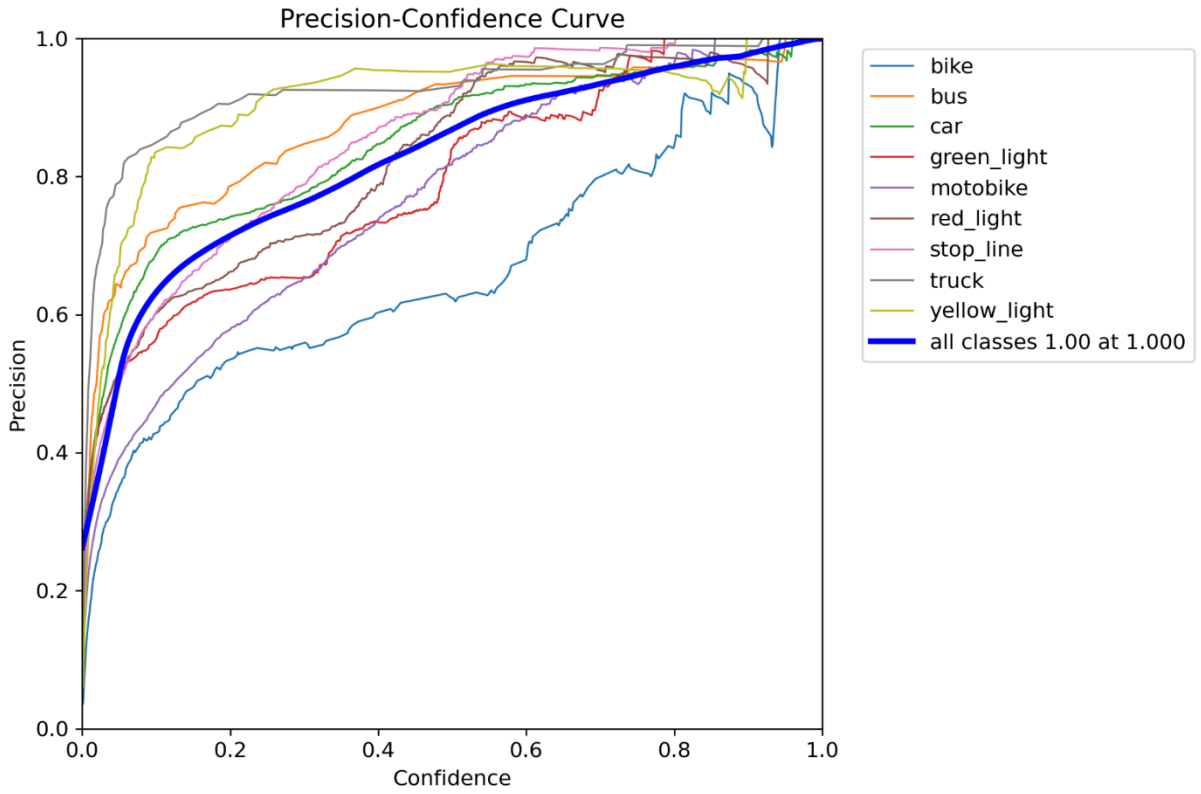


Рисунок 4.8 – Крива Precision-Confidence

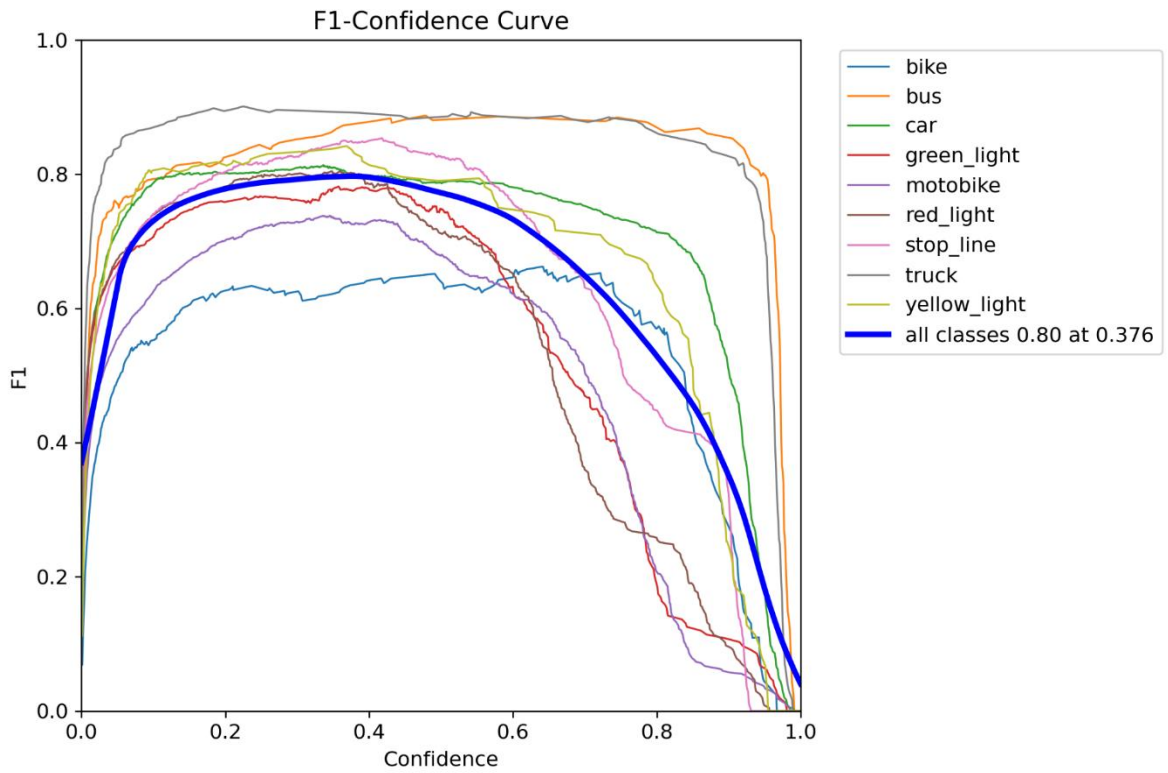


Рисунок 4.9 – Крива F1-Confidence

На рисунку 4.10 відображено результати навчання нейронної мережі у вигляді візуалізації розмічених даних та передбачень моделі для задачі розпізнавання об'єктів у дорожньому середовищі. Кожен рисунок є набором кадрів (batch), на яких показано об'єкти різних класів із нанесеними обмежувальними рамками (bounding boxes) та відповідними числовими позначеннями класів.



Рисунок 4.10 – Приклади зображень для тренування нейронної мережі з набору даних [76]

Зображення містять різноманітні сцени дорожнього руху: перехрестя, міські вулиці, транспортні потоки, а також окремі приклади транспортних засобів і світлофорів. На них виділено основні об'єкти, такі як автомобілі, автобуси, вантажівки, мотоцикли, велосипеди, а також елементи дорожньої інфраструктури - світлофори та стоп-лінії. Кожен тип об'єкта позначено окремим кольором рамки та числовим ідентифікатором класу, що відповідає розмітці навчального датасету.

Частина зображень демонструє складні умови зйомки, зокрема нічний час, різне освітлення, рухомі об'єкти та щільний трафік. Це свідчить про те, що модель навчалася на різноманітних даних, що є важливим для забезпечення її стійкості та здатності узагальнювати інформацію. Також на деяких кадрах видно розпізнавання дрібних або частково перекритих об'єктів, що характеризує рівень складності задачі. Особливу увагу привертають елементи, пов'язані з аналізом порушень: стоп-лінії виділені горизонтальними прямокутниками, а світлофори

вертикальними рамками, що дозволяє системі визначати такі події, як проїзд на заборонний сигнал. Це підтверджує, що модель навчається не лише розпізнавання транспортних засобів, але й аналізу дорожньої ситуації.

На рисунку 4.11 наведені зображення відображають результати роботи навченої нейронної мережі на валідаційній вибірці та дозволяють комплексно оцінити якість розпізнавання об'єктів у задачі автоматичної фіксації порушень ПДР.



Рисунок 4.11 – Результати роботи навченої нейронної мережі на предмет розпізнавання дорожньої обстановки

На зображеннях представлено як еталонну розмітку, так і передбачення моделі, що дає можливість безпосереднього порівняння. У верхніх наборах зображень видно результати розпізнавання у реальних дорожніх сценах. Модель коректно ідентифікує ключові об'єкти: транспортні засоби (car, bus, motobike), світлофори (red_light, yellow_light) та стоп-лінії (stop_line). Для кожного об'єкта відображено не лише обмежувальну рамку, але й значення довіри (confidence), що дозволяє оцінити впевненість моделі у власному рішенні. Для більшості

транспортних засобів значення впевненості знаходяться на рівні 0.7–0.9, що свідчить про високу точність розпізнавання.

Аналіз показує, що модель добре справляється з типовими дорожніми ситуаціями: вона стабільно виявляє автомобілі навіть при різних ракурсах, масштабах і щільності потоку. Також коректно визначаються стоп-лінії, які є критично важливими для виявлення порушень типу проїзду на заборонний сигнал. Світлофори розпізнаються з достатньою точністю, зокрема жовтий сигнал (`yellow_light`) часто визначається з високою впевненістю (до 0.9), що підтверджується окремими наборами зображень, присвяченими цьому класу. Водночас спостерігаються певні недоліки. У складних сценах із великою кількістю об'єктів або перекриттями іноді виникають дублювання рамок або неточності локалізації. Для деяких об'єктів, зокрема мотоциклів, значення впевненості є нижчими (0.3–0.6), що вказує на складність їх стабільного розпізнавання. Також у випадках низької якості зображення або складного освітлення можливе часткове зміщення рамок відносно реального об'єкта. Порівняння зображень із розміткою та передбаченнями демонструє, що модель у більшості випадків правильно відтворює структуру сцени: кількість об'єктів, їх типи та приблизне розташування. Це свідчить про адекватне навчання та хорошу узагальнюючу здатність моделі.

Загалом результати показують, що розроблена нейронна мережа досягла достатнього рівня точності для практичного застосування в системах автоматичної фіксації порушень ПДР, хоча для підвищення надійності доцільно додатково оптимізувати модель для складних умов (нічні сцени, перекриття об'єктів, дрібні об'єкти).

На рисунках 4.12 та 4.13 представлені матриці невідповідностей (звичайна та нормалізована) дозволяють детально оцінити якість класифікації об'єктів нейронною мережею в задачі розпізнавання дорожніх сцен.

У ненормалізованій матриці видно абсолютні значення правильних та помилкових передбачень. Основна діагональ містить найбільші значення, що свідчить про загалом високу точність моделі. Найкраще розпізнаються класи

motobike (732), car (611), red_light (432) та stop_line (429), що підтверджує ефективність моделі для ключових об'єктів дорожньої сцени. Водночас класи bike (67) та truck (111) мають значно менше прикладів і відповідно нижчу абсолютну точність, що може бути пов'язано з дисбалансом датасету. Аналіз нормалізованої матриці дозволяє оцінити відносну точність по кожному класу. Найвищі показники точності (recall) мають:

- green_light - 0.94;
- red_light - 0.93;
- stop_line - 0.90;
- motobike - 0.87;
- car, bus, truck - близько 0.86.

Це означає, що модель дуже добре розпізнає світлофори та ключові елементи для фіксації порушень (що є критично важливим для задачі). Найгірші результати спостерігаються для:

- yellow_light - 0.74;
- bike - 0.78.

Це пояснюється схожістю жовтого сигналу зі змішаними станами світлофора, а також меншою кількістю прикладів або складністю виявлення велосипедів. Окрему увагу варто звернути на помилки класифікації. Найбільш помітні проблеми:

1) Частина об'єктів класифікується як background (наприклад, до 21% для yellow_light, ~16% для car), що свідчить про втрати розпізнавання.

2) Спостерігається плутанина між близькими класами: car - bus / truck (через подібність форм), red_light - yellow_light, green_light (через зміну сигналів та освітлення), bike - motobike (через схожість силуетів).

3) Для класу motobike помітна частка пропусків (~37% у background), що є слабким місцем моделі.

Загалом модель демонструє високу якість класифікації (~85–90% для більшості класів) і добре підходить для задачі автоматичної фіксації порушень

ПДР, особливо для визначення сигналів світлофора та стоп-ліній. Основні напрямки покращення – це зменшення пропусків (false negatives), балансування набору даних та підвищення точності для складних і малих об'єктів, таких як велосипеди та жовтий сигнал світлофора.

4.3 Висновки до четвертого розділу

У результаті виконання завдань цього розділу було розроблено та досліджено алгоритмічне забезпечення кіберфізичної системи автоматичної фіксації порушень правил дорожнього руху. Запропоновано алгоритм розпізнавання транспортних засобів на основі сучасних методів комп'ютерного зору та глибинного навчання, що забезпечує ефективне виявлення об'єктів у реальному часі. Розроблено алгоритми визначення порушень, зокрема перевищення швидкості, проїзду на заборонний сигнал світлофора та перетину стоп-лінії, які враховують просторово-часові параметри руху транспортних засобів.

Окремо реалізовано алгоритм розпізнавання номерних знаків, що дозволяє ідентифікувати транспортні засоби та формувати доказову базу порушень. Також визначено основні метрики оцінювання ефективності системи, зокрема точність (precision), повноту (recall), F1-міру та mAP, які дають можливість комплексно оцінити якість роботи моделі.

Проведений аналіз результатів навчання нейронної мережі показав високий рівень точності розпізнавання для більшості класів об'єктів, особливо для транспортних засобів, сигналів світлофора та стоп-ліній. Разом із тим виявлено окремі недоліки,

ВИСНОВКИ

У результаті виконання магістерської роботи було досягнуто поставленої мети, яка полягала у розробленні та вдосконаленні методів автоматичної фіксації порушень правил дорожнього руху на основі нейромережевого аналізу відеоданих, а також створенні кіберфізичної системи, здатної ефективно функціонувати в умовах реального часу та обмежених обчислювальних ресурсів. У процесі дослідження було послідовно вирішено комплекс взаємопов'язаних науково-технічних задач, що забезпечило отримання цілісного результату у вигляді працездатної системи відеоаналітики.

На початковому етапі роботи проведено детальний аналіз сучасного стану методів комп'ютерного зору та існуючих систем автофіксації порушень ПДР. Розглянуто підходи до розпізнавання транспортних засобів, розпізнавання номерних знаків, а також методи визначення поведінкових характеристик об'єктів у відеопотоці. Встановлено, що існуючі рішення, попри високу точність, часто потребують значних обчислювальних ресурсів або є чутливими до змін умов освітлення, погодних факторів та складності сцени. Це обґрунтувало необхідність розроблення більш адаптивних та ресурсоефективних методів.

У межах роботи було розроблено та формалізовано метод обробки відеопотоку, який включає етапи попередньої обробки даних, розпізнавання транспортних засобів, відстеження їх переміщення та аналізу просторово-часових характеристик руху. Для розпізнавання об'єктів використано сучасні нейромережеві моделі, що забезпечують високу точність розпізнавання транспортних засобів різних типів у реальних умовах дорожнього середовища. Реалізовані алгоритми відстеження дозволили встановлювати відповідність між об'єктами на послідовних кадрах, що є необхідним для подальшого аналізу їх поведінки.

Особливу увагу приділено розробленню алгоритмів визначення порушень правил дорожнього руху. Зокрема, реалізовано алгоритми фіксації перевищення швидкості на основі аналізу зміни координат транспортного засобу у часі,

алгоритм виявлення проїзду на заборонний сигнал світлофора з урахуванням стану світлофорного об'єкта та положення транспортного засобу відносно стоп-лінії, а також алгоритм визначення виїзду за межі дозволеної смуги руху. Запропоновані підходи базуються на інтеграції просторової та часової інформації, що дозволяє зменшити кількість хибних спрацювань та підвищити достовірність прийняття рішень.

У роботі також розроблено алгоритм розпізнавання номерних знаків транспортних засобів, який включає етапи локалізації номерної області, її нормалізації та розпізнавання символів. Використання нейромережевих підходів дозволило досягти достатньо високої точності ідентифікації номерних знаків навіть за наявності шумів, спотворень та різних умов освітлення.

Важливим результатом є проектування апаратної та програмної архітектури кіберфізичної системи автофіксації порушень ПДР. Було визначено склад основних компонентів системи, зокрема модулів відеозбору, обробки даних, збереження інформації та серверної частини. Запропонована архітектура передбачає розподіл обчислювального навантаження між edge-пристроями та центральним сервером, що дозволяє оптимізувати використання ресурсів і забезпечити масштабованість системи. Особливістю є орієнтація на можливість роботи без використання високопродуктивних графічних прискорювачів, що робить систему більш доступною для практичного впровадження.

На основі запропонованих методів було реалізовано програмне забезпечення системи з використанням сучасних бібліотек комп'ютерного зору та глибокого навчання. Реалізація охоплює всі основні етапи обробки відеоданих - від отримання відеопотоку до формування повідомлень про зафіксовані порушення. Програмна частина забезпечує модульність, що дозволяє легко адаптувати систему до різних умов експлуатації та розширювати її функціональні можливості.

З метою перевірки ефективності розроблених рішень проведено експериментальні дослідження, у рамках яких оцінено точність розпізнавання об'єктів, якість розпізнавання номерних знаків, а також ефективність алгоритмів

визначення порушень. Аналіз результатів показав, що система демонструє високі значення точності та прийнятний рівень продуктивності навіть при обмежених обчислювальних ресурсах. Побудовані метрики, зокрема precision, recall, mAP та матриці невідповідностей, підтвердили коректність роботи нейромережових моделей і ефективність запропонованих алгоритмів.

Отримані результати мають як наукову, так і практичну цінність. З наукової точки зору удосконалено підходи до просторово-часового аналізу відеоданих у задачах контролю дорожнього руху. З практичної - створено прототип системи, який може бути використаний для автоматизації процесів контролю порушень ПДР, підвищення безпеки дорожнього руху та зменшення навантаження на відповідні служби.

ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАНЬ

1. Міністерство внутрішніх справ України. URL: <https://mvs.gov.ua> (дата звернення: 21.02.2026).
2. Національна поліція України. URL: <https://www.npu.gov.ua> (дата звернення: 21.02.2026).
3. Офіційна інформація про систему автофіксації порушень ПДР. URL: <https://camera.mvs.gov.ua> (дата звернення: 21.02.2026)
4. Єдиний державний реєстр транспортних засобів. URL: <https://hsc.gov.ua> (дата звернення: 21.02.2026).
5. Auto-fixation cameras will “catch” more driver violations: what is involved. URL: <https://unn.ua/en/news/auto-fixation-cameras-will-catch-more-driver-violations-what-is-involved>. (дата звернення: 21.02.2026).
6. TruCAM radars: police report an increase in the number of devices on Ukrainian roads. URL: https://visitukraine.today/blog/4421/trucam-radars-police-report-an-increase-in-the-number-of-devices-on-ukrainian-roads?srsId=AfmBOor2JP4F3R_7TAe0bCsNnAgtKsPLuu8b8QpNfs_wwtAd1bwRLG50
7. More than 2.5 thousand people have died in road accidents since the beginning of the year. URL: <https://unn.ua/en/news/more-than-25-thousand-people-have-died-in-road-accidents-since-the-beginning-of-the-year>. (дата звернення: 21.02.2026).
8. Офіційний урядовий портал Великої Британії (Speed cameras, road safety). URL: <https://www.gov.uk> (дата звернення: 21.02.2026).
9. National Highways (Traffic enforcement & monitoring). URL: <https://nationalhighways.co.uk> (дата звернення: 21.02.2026)
10. U.S. Department of Transportation. URL: <https://www.transportation.gov> (дата звернення: 21.02.2026)

11. National Highway Traffic Safety Administration (NHTSA). URL: <https://www.nhtsa.gov> (дата звернення: 21.02.2026)
12. Federal Ministry for Digital and Transport (BMDV). URL: <https://bmdv.bund.de> (дата звернення: 21.02.2026)
13. German Road Safety Council (DVR). URL: <https://www.dvr.de> (дата звернення: 21.02.2026).
14. World Health Organization. Road Safety. URL: <https://www.who.int/teams/social-determinants-of-health/safety-and-mobility/road-safety> (дата звернення: 21.02.2026).
15. World Bank. Road Safety. URL: <https://www.worldbank.org/en/topic/transport/brief/road-safety> (дата звернення: 21.02.2026)
16. Section Control – eine neue Ära der Verkehrsüberwachung. URL: <https://www.jenoptik.de/news/blog/artikel> (дата звернення: 22.02.2026)
17. Security surveillance architecture. URL: <https://www.securitysa.com> (дата звернення: 22.02.2026)
18. Sharma, H., Kanwal, N. Video surveillance in smart cities: current status, challenges & future directions. *Multimed Tools Appl* 84, 15787–15832 (2025). <https://doi.org/10.1007/s11042-024-19696-6>
19. Padmasiri, H., Shashirangana, J., Meedeniya, D., Rana, O., & Perera, C. (2022). Automated License Plate Recognition for Resource-Constrained Environments. *Sensors*, 22(4), 1434. <https://doi.org/10.3390/s22041434>
20. Smart City Traffic Analysis - NVIDIA TAO + Jetson Orin Nano. URL: <https://docs.edgeimpulse.com/projects/expert-network> (дата звернення: 22.02.2026)
21. NEXCOM AIEdge-X@500 Edge AI Computing System for Traffic Management in Bangkok. URL: <https://www.nexcom.com/news/Detail/nexcom-aiedge-x-500-ai-edge-computing-system-for-traffic-management-in-bangkok> (дата звернення: 22.02.2026)

22. Oosterhuis T., Schomaker L. “Who is driving around me?” Unique vehicle instance classification using deep neural features. *arXiv*. 2020. DOI: 10.48550/arXiv.2003.08771
23. Deepak, G. D., & Bhat, S. K. (2025). Optimization of deep learning-based Faster R-CNN network for vehicle detection. *Scientific Reports*, 15, 38937. <https://doi.org/10.1038/s41598-025-22828-z>
24. Yu H., Wang X., Shao Y., Qin F., Chen B., Gong S. Research on license plate location and recognition in complex environment. *Journal of Real-Time Image Processing*. 2022. Vol. 19. DOI: 10.1007/s11554-022-01225-z.
25. Lubna, Mufti N., Shah S. Automatic number plate recognition: a detailed survey of relevant algorithms. *Sensors*. 2021. Vol. 21. P. 3028. DOI: 10.3390/s21093028.
26. Amit Y., Felzenszwalb P., Girshick R. Object detection. *Computer Vision: A Reference Guide*. Cham : Springer International Publishing, 2021. P. 875–883
27. Xiao Y. та ін. A review of object detection based on deep learning. *Multimedia Tools and Applications*. 2020. Vol. 79. P. 23729–23791
28. Zhiqiang W., Jun L. A review of object detection based on convolutional neural network. *Proceedings of the 36th Chinese Control Conference (CCC)*. IEEE, 2017. P. 11104–11109
29. Zhu H. та ін. Moving object detection with deep CNNs. *IEEE Access*. 2020. Vol. 8. P. 29729–29741
30. Simonyan K., Zisserman A. Very deep convolutional networks for large-scale image recognition. *arXiv preprint*. 2014. arXiv:1409.1556
31. He K., Zhang X., Ren S., Sun J. Deep residual learning for image recognition. *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. 2016. P. 770–778
32. Tan M., Le Q. EfficientNet: rethinking model scaling for convolutional neural networks. *Proceedings of the International Conference on Machine Learning*. PMLR, 2019. P. 6105–6114

33. Liu W. та ін. SSD: single shot multibox detector. *Computer Vision – ECCV 2016*. Cham : Springer International Publishing, 2016. P. 21–37
34. Girshick R., Donahue J., Darrell T., Malik J. Rich feature hierarchies for accurate object detection and semantic segmentation. *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. 2014. P. 580–587
35. Redmon J., Divvala S., Girshick R., Farhadi A. You only look once: unified, real-time object detection. *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. 2016. P. 779–788
36. Redmon J., Farhadi A. YOLOv3: an incremental improvement. *arXiv preprint*. 2018. arXiv:1804.02767
37. Bochkovskiy A., Wang C.-Y., Liao H.-Y. M. YOLOv4: optimal speed and accuracy of object detection. *arXiv preprint*. 2020. arXiv:2004.10934
38. Ren S., He K., Girshick R., Sun J. Faster R-CNN: towards real-time object detection with region proposal networks. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*. 2017. Vol. 39, No 6. P. 1137–1149
39. Zhou P., Ni B., Geng C., Hu J., Xu Y. Scale-transferrable object detection. *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. 2018. P. 528–537
40. Zhao Z.-Q., Zheng P., Xu S.-T., Wu X. Object detection with deep learning: a review. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*. 2019. Vol. 30, No 11. P. 3212–3232
41. Zou Z., Chen K., Shi Z., Guo Y., Ye J. Object detection in 20 years: a survey. *Proceedings of the IEEE*. 2023. Vol. 111, No 3. P. 257–276
42. Kaur R., Singh S. A comprehensive review of object detection with deep learning. *Digital Signal Processing*. 2023. Vol. 132. P. 103812
43. Meng C., Bao H., Ma Y. Vehicle detection: a review. *Journal of Physics: Conference Series*. 2020. Vol. 1634, No 1. P. 012107
44. Berwo M. A. та ін. Deep learning techniques for vehicle detection and classification from images/videos: a survey. *Sensors*. 2023. Vol. 23, No 10. P. 4832

45. Fan Q., Brown L., Smith J. A closer look at Faster R-CNN for vehicle detection. *Proceedings of the IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV)*. 2016. P. 124–129
46. Yang Y. Vehicle target detection algorithm based on improved Faster R-CNN for remote sensing images. *Journal of Artificial Intelligence Practice*. 2024. Vol. 7, No 1. P. 27–33
47. Abbas S. K. та ін. Vision-based intelligent traffic light management system using Faster R-CNN. *CAAI Transactions on Intelligence Technology*. 2024. Vol. 9, No 4. P. 932–947
48. Bai T., Luo J., Zhou S., Lu Y., Wang Y. Vehicle-type recognition method for images based on improved Faster R-CNN model. *Sensors*. 2024. Vol. 24, No 8. P. 2650
49. Chaudhuri A. Smart traffic management of vehicles using Faster R-CNN based deep learning method. *Scientific Reports*. 2024. Vol. 14, No 1. P. 10357
50. Reddy S., Pillay N., Singh N. Comparative evaluation of convolutional neural network object detection algorithms for vehicle detection. *Journal of Imaging*. 2024. Vol. 10, No 7. P. 162
51. Hansen K. S., Bruun F. M., Sermsar F., Nygaard M., Koca M. Comparative analysis of SSD and Faster R-CNN in UAV-based vehicle detection. *Proceedings of the 8th International Artificial Intelligence and Data Processing Symposium (IDAP)*. IEEE, 2024. P. 1–6
52. Zhang H. та ін. Faster R-CNN based on frame difference and spatiotemporal context for vehicle detection. *Signal, Image and Video Processing*. 2024. Vol. 18, No 10. P. 7013–7027
53. Vijiyakumar K., Govindasamy V., Akila V. An effective object detection and tracking using automated image annotation with inception-based Faster R-CNN model. *International Journal of Cognitive Computing in Engineering*. 2024. Vol. 5. P. 343–356

54. Wadhwa S., Saini P., Kumar R., Kashyap N. S., Siag T. Real-time object detection of aerial images using deep learning on Jetson Nano. *AIAA SCITECH 2025 Forum*. 2025. P. 1431
55. Wang Y., Liu M., Zheng P., Yang H., Zou J. A smart surface inspection system using Faster R-CNN in cloud-edge computing environment. *Advanced Engineering Informatics*. 2020. Vol. 43. P. 101037
56. Rani S., Ghai D., Kumar S. Object detection and recognition using contour-based edge detection and Fast R-CNN. *Multimedia Tools and Applications*. 2022. Vol. 81, No 29. P. 42183–42207
57. Ping P., Kumala E., Gao J., Xu G. Smart street litter detection and classification based on Faster R-CNN and edge computing. *International Journal of Software Engineering and Knowledge Engineering*. 2020. Vol. 30, No 4. P. 537–553
58. Girshick R. Fast R-CNN. *Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision*. 2015. P. 1440–1448
59. Zitnick C. L., Dollár P. Edge boxes: locating object proposals from edges. *Computer Vision – ECCV 2014*. Springer, 2014. P. 391–405
60. Weber M., Perona P. Caltech Cars 1999 (Version 1.0) : data set. *CaltechDATA*. 2022. DOI: 10.22002/D1.20084
61. Ioffe S., Szegedy C. Batch normalization: accelerating deep network training by reducing internal covariate shift. *Proceedings of the International Conference on Machine Learning*. 2015. P. 448–456
62. Szegedy C., Vanhoucke V., Ioffe S., Shlens J., Wojna Z. Rethinking the inception architecture for computer vision. *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. 2016. P. 2818–2826
63. Redeployable CCTV with ANPR integration. URL: <https://www.wcctv.co.uk/products/redeployable-cctv/redeployable-cctv-with-anpr-integration> (дата звернення: 01.03.2026)
64. 2025 Ultimate Guide to LPR Technology: License Plate Recognition Transforms Traffic Management and Security. URL:

<https://www.milesight.com/company/blog/guide-for-lpr-technology> (дата звернення: 01.03.2026)

65. License plate recognition cameras capture license plate images at high speeds. URL:<https://newsroom.axis.com/news/license-plate-recognition-cameras> (дата звернення: 01.03.2026)

66. Jetson Xavier NX Developer Kit - Get Started. URL:<https://developer.nvidia.com/embedded/learn/get-started-jetson-xavier-nx-devkit> (дата звернення: 01.03.2026)

67. Nvidia Jetson Nano. URL: <https://www.nvidia.com/en-us/autonomous-machines/embedded-systems/jetson-nano/product-development> (дата звернення: 01.03.2026)

68. Building a Custom, Future-Proof AI Edge Computing Solution for Smart City Applications and Roadside Infrastructure. URL:<https://www.advantech.com/en-us/resources/case-study/building-a-custom-future-proof-ai-edge-computing-solution-for-smart-city-applications-and-roadside-infrastructure> (дата звернення: 01.03.2026)

69. Radar speed sign. URL:https://en.wikipedia.org/wiki/Radar_speed_sign (дата звернення: 01.03.2026)

70. LIDAR Traffic Management. URL:<https://7starlake.com/markets/v2x/lidar-enforcemen> (дата звернення: 01.03.2026)

71. Rugged JumboSwitches for DOT Traffic Network Hubs. URL:<https://www.tccomm.com/Literature/Default.aspx/Fiber-Optic-Network-Studies/Rugged-Ethernet-Switches> (дата звернення: 01.03.2026)

72. Four-Faith Industrial Router Application in Intelligent Traffic System. URL: <https://www.fourfaith.com/transpotation/f3427industrialrouter-applicationintelligenttrafficsystem.html> (дата звернення: 01.03.2026)

73. [Wireless Router] Introduction of Traffic Monitor. URL: <https://www.asus.com/us/support/faq/114483> (дата звернення: 01.03.2026)

74. Ultralytics YOLO Docs. URL: <https://docs.ultralytics.com> /(дата звернення: 14.04.2026)

75. Reduce road accidents and minimize congestion with Hikvision's Traffic Violation Detection solution. URL:

<https://www.hikvision.com/europe/newsroom/latest-news/2020/reduce-road-accidents-and-minimize-congestion-with-hikvision-s-traffic-violation-detection-solution> (дата звернення: 14.04.2026)

76. Red Light Violation Detect dataset Computer Vision Model. URL: <https://universe.roboflow.com/traffic-violation-detected/red-light-violation-detect-dataset> (дата звернення: 14.04.2026)

77. Лемешов Р. Кіберфізична система автоматичної фіксації порушень правил дорожнього руху. *Воєнні конфлікти та техногенні катастрофи: історичні та психологічні наслідки наслідки (до 40-х роковин аварії на Чорнобильській АЕС)* : збірник тез VI Міжнародної наукової конференції, 23–24 квітня 2026 р. / упоряд.: А. А. Криськов, О. М. Горішна, Н. В. Габрусєва. Тернопіль : ФОП Осадца Ю. В., 2026. С. 147–148.

ДОДАТОК А (обов'язковий)

Публікація

УДК 004.9

Лемешов Р.

Хмельницький національний університет, Україна

КІБЕРФІЗИЧНА СИСТЕМА АВТОМАТИЧНОЇ ФІКСАЦІЇ ПОРУШЕНЬ ПРАВИЛ ДОРОЖНЬОГО РУХУ

***Анотація.** У роботі обґрунтовано актуальність впровадження інтелектуальних кіберфізичних систем для автоматичної фіксації порушень правил дорожнього руху в умовах інтенсифікації міського трафіку. Розглянуто переваги переходу від централізованих моделей відеоспостереження до гібридних архітектур із використанням технологій периферійних обчислень (edge-AI). Деталізовано багаторівневу архітектуру системи, що включає фізичний, обчислювальний, мережевий та прикладний рівні.*

***Ключові слова:** кіберфізичні системи, автоматична фіксація порушень правил дорожнього руху, периферійний штучний інтелект (Edge-AI), інтелектуальні транспортні системи, гібридна архітектура відеоспостереження.*

Lemeshov R.

Khmelnytskyi National University, Ukraine

CYBER-PHYSICAL SYSTEM FOR AUTOMATIC RECORDING OF TRAFFIC VIOLATIONS

***Abstract.** The paper substantiates the relevance of implementing intelligent cyber-physical systems for automatic recording of traffic violations in conditions of intensification of urban traffic. The advantages of transitioning from centralized video surveillance models to hybrid architectures using edge computing technologies (edge-AI) are considered. The multi-level architecture of the system, which includes the physical, computational, network and application levels, is detailed.*

***Keywords:** cyber-physical systems, automatic detection of traffic violations, edge artificial intelligence (Edge-AI), intelligent transportation systems, hybrid video surveillance architecture.*

VI Міжнародна наукова конференція «ВОЄННІ КОНФЛІКТИ ТА ТЕХНОГЕННІ КАТАСТРОФИ: історичні та психологічні наслідки»

Традиційні методи контролю дотримання ПДР, засновані на роботі патрульних служб, є ресурсомісткими та не забезпечують повного покриття дорожньої мережі [1]. У зв'язку з цим актуальним є впровадження інтелектуальних систем автоматичної фіксації порушень, здатних працювати безперервно та в режимі реального часу. Особливої актуальності набуває перехід від централізованих систем відеоспостереження до гібридних архітектур із локальною обробкою відеопотоку (edge-AI) [2]. Такий підхід дозволяє зменшити затримки обробки, знизити мережеве навантаження, підвищити масштабованість системи та забезпечити належний рівень інформаційної безпеки.

Кіберфізичні системи відеоспостереження є інтегрованими апаратно-програмними комплексами, у яких фізичні процеси (рух транспортних засобів, зміна дорожньої обстановки) взаємодіють із цифровими компонентами обробки, передавання та збереження даних. У контексті автоматичної фіксації порушень правил дорожнього руху такі системи виконують функції збору відеоданих, аналізу подій у реальному часі та формування доказової інформації.

Така багаторівнева структура дозволяє забезпечити масштабованість, модульність та гнучкість системи. Схематично архітектура кіберфізичної системи автоматичної фіксації порушень правил дорожнього руху зображена на рис. 1.

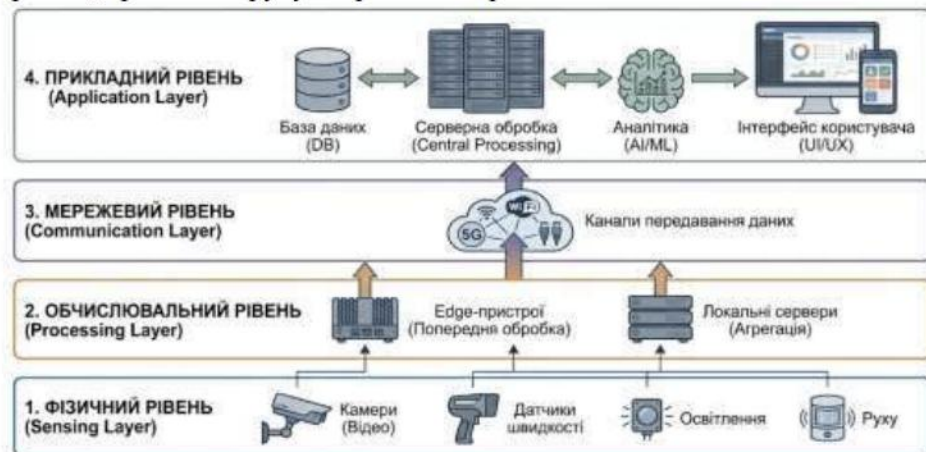


Рис. 1 – Архітектура кіберфізичної системи автоматичної фіксації порушень правил дорожнього руху

Фізичний рівень об'єднує камери, датчики швидкості, освітлення, руху. Обчислювальний рівень включає edge-пристрої або локальні сервери. Мережевий рівень являє собою канали передачі даних. Прикладний рівень відповідає за серверну обробку, роботу з базою даних, аналітику, інтерфейс користувача.

Впровадження кіберфізичних систем на основі edge-AI архітектури є перспективним рішенням для автоматизації контролю ПДР, оскільки такий підхід дозволяє ефективно поєднати фізичний збір даних із їхньою локальною цифровою обробкою. Багаторівнева структура системи не лише знижує навантаження на мережу та прискорює реагування в реальному часі, а й забезпечує високу масштабованість і безпеку, що є критично важливим для зниження рівня аварійності в умовах інтенсивного міського трафіку.

Джерела та література

1. Elzagheer Mohamed S. A. Automatic Traffic Violation Recording and Reporting System to Limit Traffic Accidents : Based on Vehicular Ad-hoc Networks (VANET). 2019 International Conference on Innovative Trends in Computer Engineering (ITCE), Aswan, Egypt, 19–21 February 2019. 2019. URL: <https://doi.org/10.1109/itce.2019.8646449>.

2. Design on Video-Based Automatic Detecting and Recording System of Vehicles for Violation of Traffic Signal / W. Zhao et al. Applied Mechanics and Materials. 2014. Vol. 543-547. P. 1022–1025. URL: <https://doi.org/10.4028/www.scientific.net/amm.543-547.1022>.

ДОДАТОК Б (обов'язковий)

Презентація

МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ
ХМЕЛЬНИЦЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ
Кафедра комп'ютерної інженерії та інформаційних систем



Кіберфізична система автоматичної фіксації порушень правил дорожнього руху

Здобувач: Лемешов Роман Васильович

Науковий керівник: к.т.н, доцент, Березька
Катерина Миколаївна

Хмельницький - 2026

МЕТА ДОСЛІДЖЕННЯ

Метою дослідження є розроблення та вдосконалення методів автоматичної фіксації порушень правил дорожнього руху на основі нейромережевого розпізнавання об'єктів і просторово-часового аналізу відеоданих для підвищення точності виявлення порушень і забезпечення ефективної роботи системи в реальному часі.

Об'єктом дослідження є процес автоматизованого відеомоніторингу дорожнього руху з метою виявлення порушень ПДР.

Предметом дослідження є методи та алгоритми комп'ютерного зору і просторово-часового аналізу відеоданих, що базуються на використанні згорткових нейронних мереж для детекції транспортних засобів, розпізнавання номерних знаків і визначення порушень.

ЗАДАЧІ ДОСЛІДЖЕННЯ

Поставлена мета досягається розв'язанням таких основних завдань:

- проаналізувати сучасні методи та системи комп'ютерного зору для автофіксації порушень ПДР;
- розробити метод та алгоритми детекції транспортних засобів і аналізу їх руху у відеопотоці;
- реалізувати алгоритми виявлення порушень (перевищення швидкості, проїзд на заборонний сигнал, виїзд за смугу);
- розробити алгоритм розпізнавання номерних знаків транспортних засобів;
- спроектувати апаратну та програмну архітектуру кіберфізичної системи;
- реалізувати програмне забезпечення системи;
- провести експериментальні дослідження та оцінити ефективність розроблених рішень.

НАУКОВА НОВИЗНА ТА ПРАКТИЧНА ЦІННІСТЬ ОТРИМАНИХ РЕЗУЛЬТАТІВ

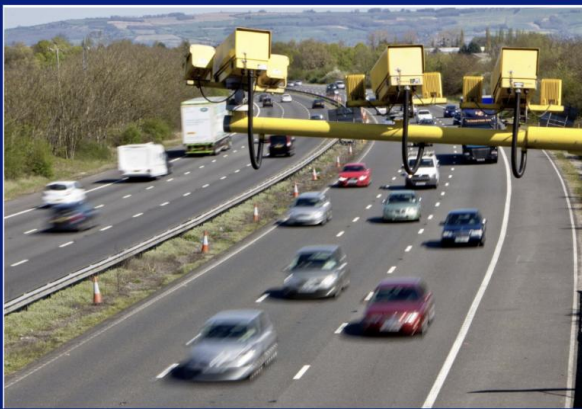
- набув подальшого розвитку метод автоматичної фіксації порушень ПДР на основі просторово-часового аналізу відеопотоку, який поєднує неймережеву детекцію об'єктів із алгоритмами відстеження та логікою прийняття рішень, що дозволило підвищити точність виявлення порушень в умовах складної дорожньої обстановки;
- удосконалено архітектуру програмного забезпечення кіберфізичної системи автофіксації порушень ПДР шляхом розподілу функцій між edge-пристроями та серверною частиною, а також оптимізації обчислювальних процесів, що забезпечило роботу системи в режимі реального часу на обмежених ресурсах.

Практична цінність отриманих результатів полягає у розробленні кіберфізичної системи автофіксації порушень правил дорожнього руху, яка може бути впроваджена для підвищення безпеки дорожнього руху, автоматизації контролю порушень та зменшення навантаження на відповідні служби.

АКТУАЛЬНІСТЬ ДОСЛІДЖЕННЯ

- Зростання інтенсивності дорожнього руху та кількості транспортних засобів призводить до збільшення кількості порушень ПДР і потребує впровадження автоматизованих систем контролю;
- Традиційні методи фіксації порушень потребують значних людських ресурсів і не забезпечують достатньої оперативності та об'єктивності контролю;
- Системи на основі комп'ютерного зору вимагають значних обчислювальних ресурсів і стикаються з труднощами через змінні умови освітлення, погодні фактори та складну дорожню обстановку;
- При цьому на практиці часто використовуються обмежені апаратні ресурси (edge-пристрої або центральні процесори без GPU), що ускладнює впровадження сучасних нейромережових методів;
- Таким чином, актуальним є розроблення ефективних методів автофіксації порушень ПДР на основі комп'ютерного зору, які забезпечують високу точність, стійкість до завад і можливість роботи в режимі реального часу на обмежених обчислювальних ресурсах.

АНАЛІЗ ВІДОМИХ МЕТОДІВ



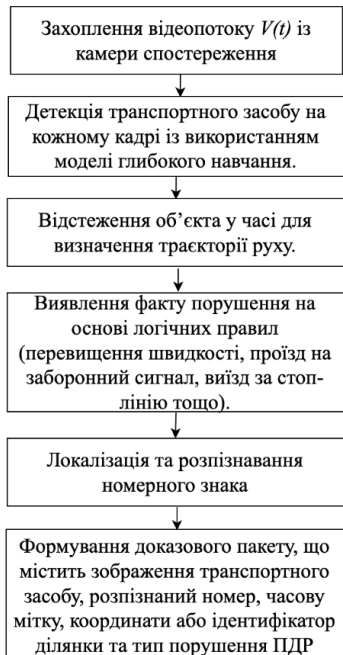
Камери для моніторингу дорожньої обстановки та контролю швидкості транспортних засобів

- класичні методи комп'ютерного зору (фонове віднімання, оптичний потік, сегментація);
- нейромережові методи детекції об'єктів (YOLO, Faster R-CNN, SSD);
- методи відстеження об'єктів (SORT, Deep SORT);
- методи розпізнавання номерних знаків (ALPR, OCR, CNN);
- методи визначення порушень ПДР (оцінка швидкості, аналіз сигналів світлофора, контроль стоп-лінії).

АНАЛІЗ ВІДОМИХ МЕТОДІВ (НЕДОЛІКИ)

- ❑ класичні методи комп'ютерного зору — низька стійкість до змін освітлення, погодних умов і шумів, недостатня точність у складних сценах;
- ❑ неймережеві методи детекції (YOLO, Faster R-CNN, SSD) — висока обчислювальна складність, потреба у великих обсягах розмічених даних, залежність від якості навчального набору;
- ❑ методи відстеження (SORT, Deep SORT) — втрата об'єктів при перекриттях, залежність від якості детекції, помилки при щільному трафіку;
- ❑ методи розпізнавання номерних знаків (ALPR, OCR) — чутливість до якості зображення, освітлення, ракурсу та забруднення номерних знаків;
- ❑ методи визначення порушень ПДР — складність точного визначення швидкості без додаткових сенсорів, залежність від коректної калібровки сцени та наявності точних геометричних параметрів.

МЕТОД АВТОФІКСАЦІЇ ПОРУШЕНЬ ПДР



Математична модель методу виявлення порушень ПДР

Крок 1. Захоплення відеопотоку

$$V(t) = \{F_1, F_2, \dots, F_n\}, F_i \in \mathbb{R}^{H \times W \times C}$$

Крок 2. Детекція об'єктів (DL) зображенні

$$D(F_i) \rightarrow B_{i,t} = \{x, y, w, h, c, class\}_{i,t}$$

Крок 3. Побудова траєкторії (Tracking)

$$T_{ID} = \{(B_{ID,t}, t) \mid t \in [t_{start}, t_{end}]\}$$

Крок 4. Розрахунок кінематики

$$v_t = \frac{Pos(t) - Pos(t-1)}{\Delta t}$$

Крок 5. Алгоритмічний аналіз порушень

$$V_{iolation} = f(T_{ID}, R, Z) \in \{0, 1\}$$

Крок 6. Ідентифікація (LPR/OCR)

$$L = OCR(Crop(F_t, B_{ID,t}))$$

СТРУКТУРНА СХЕМА КІБЕРФІЗИЧНОЇ СИСТЕМИ

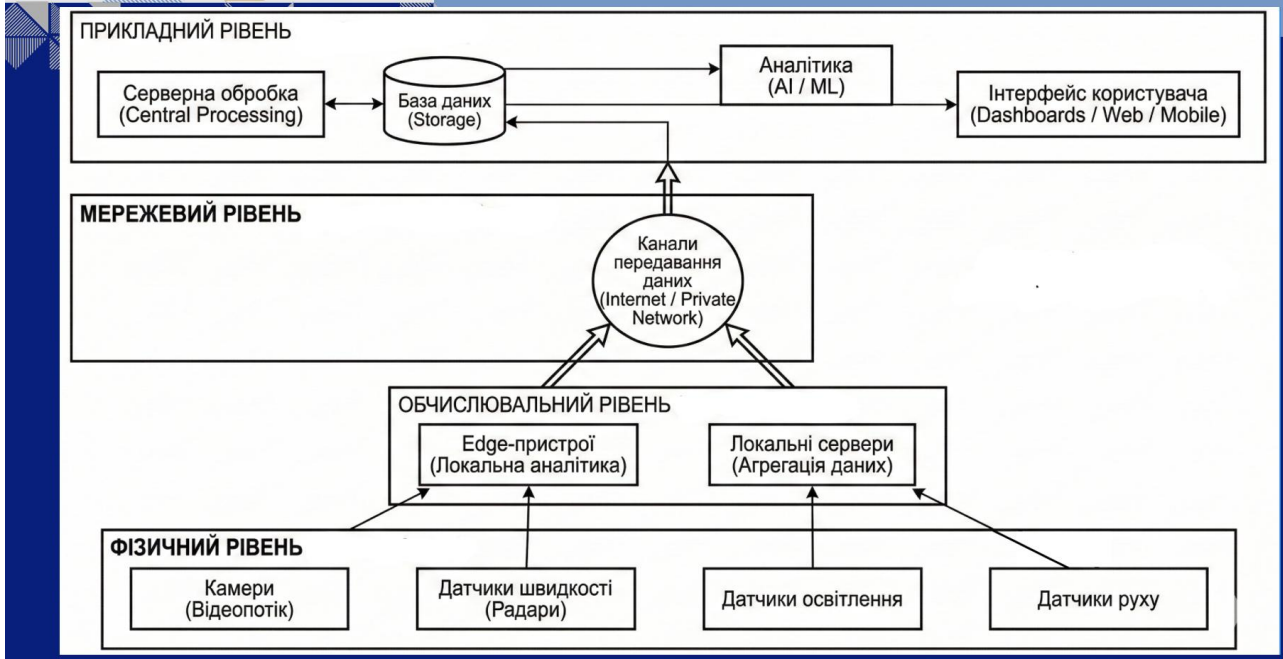
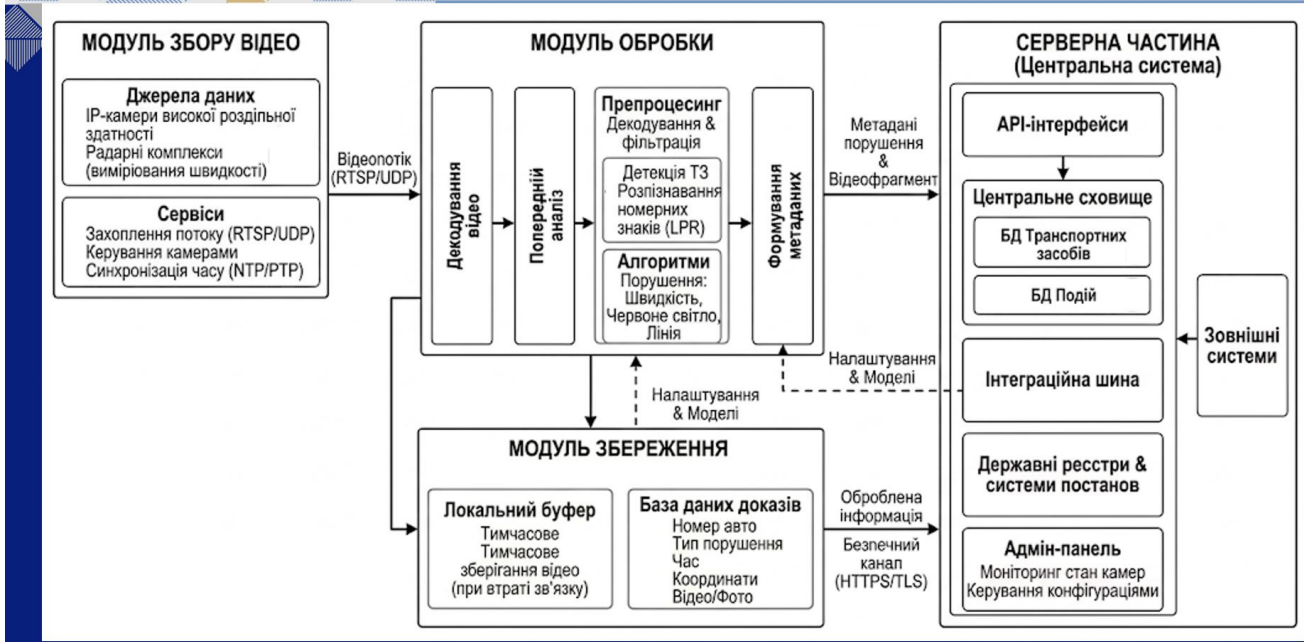
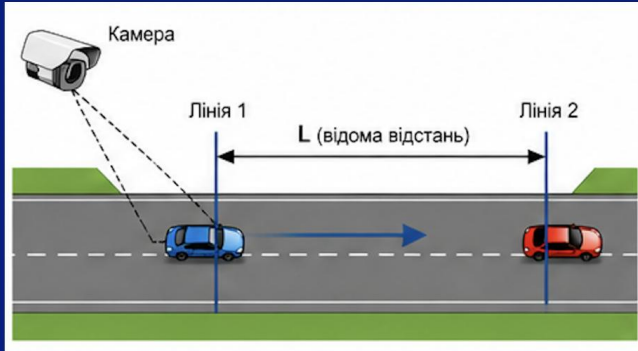


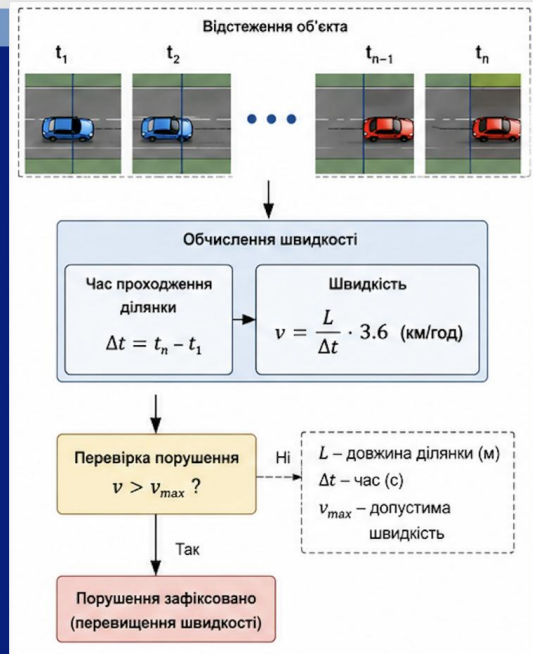
СХЕМА ПРОГРАМНИХ КОМПОНЕНТІВ СИСТЕМИ



Алгоритм фіксації перевищення швидкості



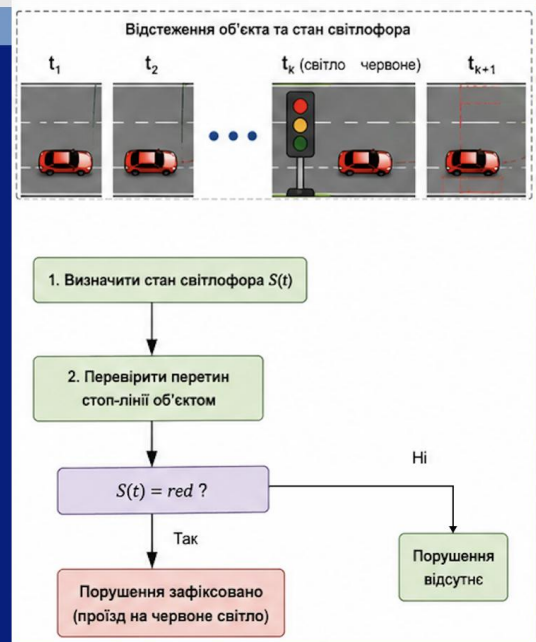
Графічне моделювання дорожньої обстановки при перевищенні швидкості



Алгоритм фіксації проїзду на червоне світло



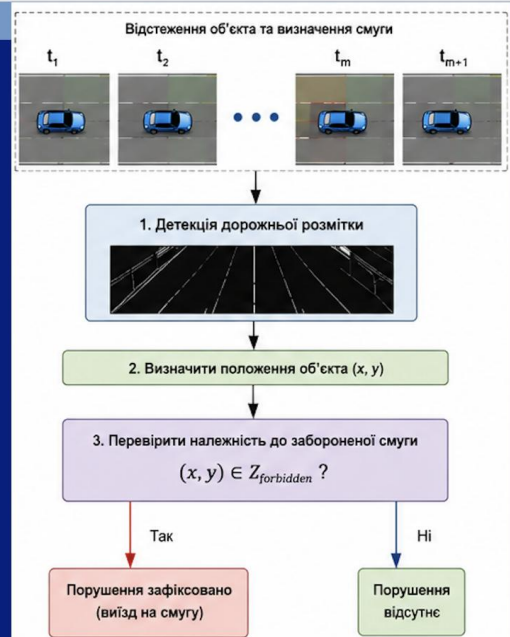
Графічне моделювання дорожньої обстановки при проїзді на заборонний сигнал світлофора



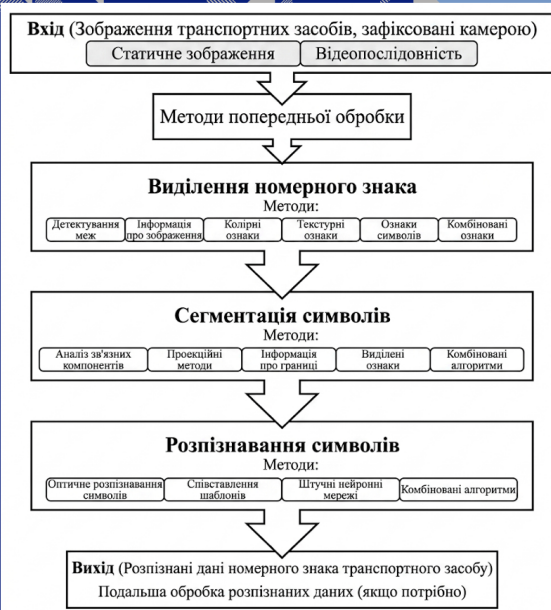
Алгоритм фіксації виїзду на заборонену смугу



Графічне моделювання дорожньої обстановки при виїзді на смугу для громадського транспорту



Алгоритм розпізнавання номерного знаку автомобіля



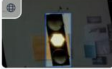
Алгоритм розпізнавання номерного знаку складається з наступних етапів:

1. Локалізація номерної пластини
2. Попередня обробка зображення
3. Сегментація символів
4. Оптичне розпізнавання символів (OCR)
5. Постобробка результатів.

ПРОГРАМНА РЕАЛІЗАЦІЯ

Universe Explore Datasets Models Trending Sign in

← Back



Red Light Violati...
Instance Segmentation

GENERAL

Overview

DATA

Images 3395

Dataset 3


Analytics

DEPLOY

Model 1

API Docs

3.4k images



Red Light Violation Detect dataset Computer Vision Model ☆ 3 stars Use this Dataset Use this Model

[Traffic violation detected](#) Updated 2 years ago

86 views 4 downloads

TAGS

Instance Segmentation Model roboflow-3-n-seg

CLASSES (9)

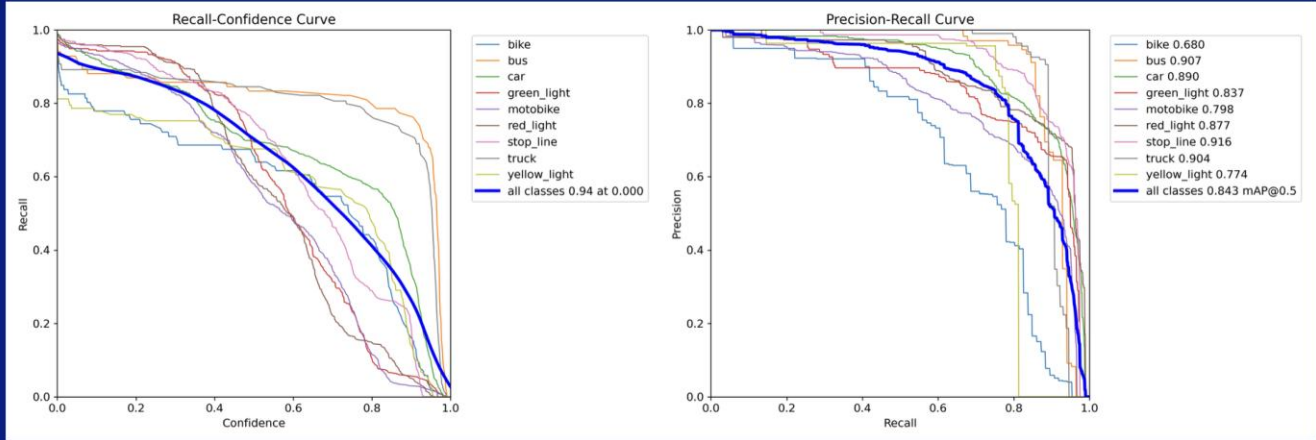
car truck bus bike green_light motobike red_light stop_line yellow_light

METRICS

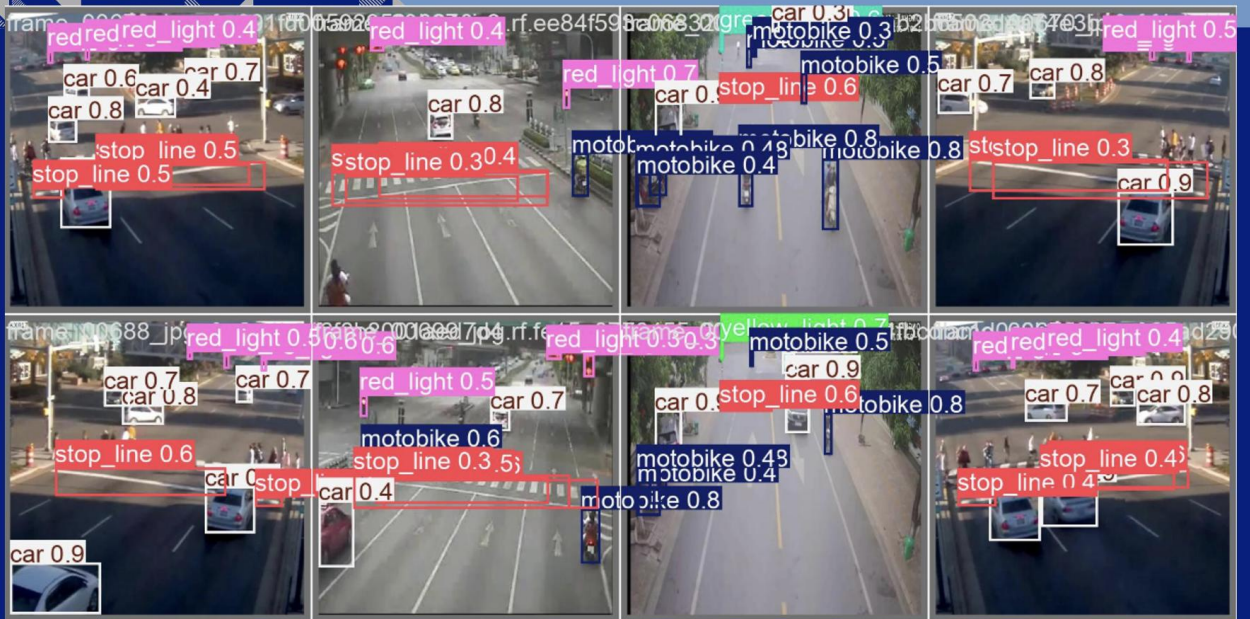
Try This Model
Drop an image or [browse your device](#)



ЕКСПЕРИМЕНТАЛЬНА ОЦІНКА



ЕКСПЕРИМЕНТАЛЬНА ОЦІНКА



ВИСНОВКИ

- У ході роботи проведено аналіз сучасних методів і систем комп'ютерного зору, що використовуються для автоматичного контролю дорожньої ситуації, визначено їхні переваги та обмеження. На основі цього розроблено методи та алгоритми детекції транспортних засобів і аналізу їх руху у відеопотоці, що забезпечують надійне виявлення об'єктів у складних умовах.
- Реалізовано алгоритми автоматичного визначення типових порушень ПДР, зокрема перевищення швидкості, проїзду на заборонний сигнал світлофора та виїзду за межі смуги руху. Також розроблено алгоритм розпізнавання номерних знаків транспортних засобів, що дозволяє здійснювати ідентифікацію порушників.
- У роботі спроектовано апаратну та програмну архітектуру кіберфізичної системи, а також реалізовано відповідне програмне забезпечення з використанням сучасних засобів комп'ютерного зору та глибокого навчання. Особливу увагу приділено забезпеченню ефективної роботи системи в умовах обмежених обчислювальних ресурсів.
- Проведені експериментальні дослідження підтвердили працездатність розроблених рішень та їхню достатню точність і ефективність у реальних умовах експлуатації.
- Таким чином, розроблена система може бути використана для підвищення рівня безпеки дорожнього руху, автоматизації процесів контролю та зменшення навантаження на відповідні служби.

ПУБЛІКАЦІЇ

- Р. Лемешов. Кіберфізична система автоматичної фіксації порушень правил дорожнього руху. Воєнні конфлікти та техногенні катастрофи: історичні та психологічні наслідки наслідки (до 40-х роковин аварії на Чорнобильській АЕС): Збірник тез VI Міжнародної наукової конференції, 23-24 квітня 2026 р. / упоряд. А.А. Криськов, О.М. Горішна, Н.В. Габрусєва – Тернопіль: ФОП Осадца Ю. В., 2026. ст. 147-148.

Протокол аналізу звіту подібності експертом

Заявляю, що я ознайомився (-лась) з Повним звітом подібності, який був згенерований Системою виявлення і запобігання плагіату щодо роботи:

Автор: Роман ЛЕМЕШОВ

Співавтор:

Назва: Кіберфізична система автоматичної фіксації порушень правил дорожнього руху

Експерт: Катерина БЕРЕЗЬКА

Підрозділ: Кафедра комп'ютерної інженерії та інформаційних систем

Коефіцієнт подібності 1: 6.52%

Коефіцієнт подібності 2: 1.95%

Мікропробіли: 7

Заміна букв: 5

Інтервали: 0

Білі знаки: 7

Дата створення звіту: 2026-05-11 16:56:53.0

Після аналізу Звіту подібності констатую наступне:

Запозичення, виявлені в роботі є законними і не є плагіатом. Рівень подібності не перевищує допустимої межі. Таким чином робота незалежна і приймається.

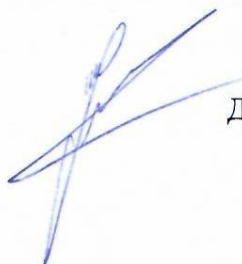
Запозичення не є плагіатом, але перевищено граничне значення рівня подібностей. Таким чином робота повертається на доопрацювання.

Виявлено запозичення і плагіат або навмисні текстові спотворення (маніпуляції), як передбачувані спроби укриття плагіату, які роблять роботу невідповідною вимогам законодавства (Ст. 32. ЗУ Про вищу освіту, пункт 3.1, Ст. 42. ЗУ Про освіту) та вимог НАЗЯВО (Критерій 5), а також кодексу етики і процедур. Таким чином робота не приймається.

Обґрунтування:

2026-05-11

Дата



Доцент Андрій Нічепорук

експерт

Anti-Plagiarism (<http://ap.km.ua>) v-15.701

Максимальне співпадіння з одним документом 24.0%

Словники перевірки: en_US, ru_RU, ua_UA. Помилки в документах: 12%

ID: 271273 Назва: МКР Кіберфізична система автоматичної фіксації порушень правил дорожнього руху Додано в БД: 2026-05-11 Автора: Роман ЛЕМЕШОВ Керівники: Катерина БЕРЕЗЬКА Консультанти: Опоненти:	Документ		Сумарний збіг по Базі Даних	
	Символи	Лексеми	Символи	Лексеми
	110053	880	28037 (25%)	261 (30%)

Джерело плагиату

ID	Опис	Наявність плагиату в документі	
		Символи	Лексеми
269833	Назва: Звіт з ПДП Кіберфізична система автоматичної фіксації порушень правил дорожнього руху Додано в БД: 2026-03-17 Автора: Р. В. Лемешова Керівники: Нічепорук А.О. Консультанти: Опоненти:	26770 (24.0%)	247 (28.0%)

МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ
ХМЕЛЬНИЦЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ

РЕЦЕНЗІЯ НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ МАГІСТРА

Здобувач: Роман Лемешов

Тема: Кіберфізична система автоматичної фіксації порушень правил дорожнього руху

Спеціальність: 123 «Комп'ютерна інженерія»

Обсяг кваліфікаційної роботи магістра:

Кількість листів креслень ___; кількість сторінок записки 88

1. Короткий зміст роботи та прийнятих рішень. У роботі розглянуто актуальну задачу автоматизації процесу фіксації порушень правил дорожнього руху на основі сучасних методів комп'ютерного зору та кіберфізичних систем.

2. Висновок про відповідність роботи дипломному завданню _____

Кваліфікаційна робота магістра відповідає виданому завданню

3. Характеристика виконання кожного розділу, ступінь використання останніх досягнень науки і техніки і передових методів роботи: У першому розділі проведено аналіз сучасних методів комп'ютерного зору, нейромережевих підходів до детекції об'єктів та систем автофіксації порушень ПДР. У другому розділі розроблено метод та концепцію кіберфізичної системи, виконано формалізацію задачі, обґрунтовано вибір апаратної та програмної архітектури. У третьому розділі детально описано алгоритмічне забезпечення системи, включаючи алгоритми детекції транспортних засобів, визначення порушень та розпізнавання номерних знаків, а також метрики оцінювання ефективності. У четвертому розділі реалізовано програмне забезпечення системи та проведено експериментальні дослідження, що підтверджують ефективність запропонованих рішень.

4. Позитивні сторони роботи: Робота присвячена актуальній задачі підвищення безпеки дорожнього руху. Запропоновано ефективний підхід до автоматичної фіксації порушень ПДР у режимі реального часу. Використано сучасні

методи глибокого навчання та комп'ютерного зору. Розроблена система має модульну архітектуру та може бути масштабована для практичного впровадження. Отримані результати демонструють достатньо високі показники точності.

5. Негативні сторони роботи: ___ У роботі недостатньо детально розглянуто питання оптимізації моделі для роботи в умовах складного освітлення та щільного транспортного потоку. Також потребує подальшого дослідження підвищення точності для окремих класів об'єктів, зокрема дрібних або частково перекритих.

6. Оцінка графічного оформлення та пояснювальної записки роботи: ___=___

7. Відгук про роботу в цілому: ___ В загальному робота виконана на достатньому науково-технічному рівні.

8. Інші зауваження: ___=___

9. Оцінка кваліфікаційної роботи магістра:

Розглянувши позитивні та негативні сторони представленої кваліфікаційної роботи магістра вважаю, що робота заслуговує оцінки «добре» 75.00 (С)

Рецензент (прізвище, ім'я, по батькові, посада, місце роботи) ___

Бедотіа Леонід Петрович, зав. каф 1773
X H Y

“ 12 ” 05 2026р.



Зав. кафедри КІС
д-р. філософії Ользі ПАВЛОВІЙ

Романа Лемешова

ПІБ здобувача вищої освіти

ФІТ, 2 курсу, групи КІ2М-24-2

ЗАЯВА

З правилами чинного Положення про систему забезпечення академічної доброчесності у Хмельницькому національному університеті, згідно з яким виявлення академічного плагіату є підставою для відмови в допуску кваліфікаційної роботи до захисту і застосування заходів академічної відповідальності, ознайомлений (а). Про використання спеціалізованих програмних засобів (СПЗ) StrikePlagiarism та Anti-Plagiarism для перевірки кваліфікаційних робіт здобувачів вищої освіти на наявність академічного плагіату оповіщений (а). Надаю університету право на передачу моєї роботи для обробки та збереження в базах даних СПЗ і використання роботи для виявлення академічного плагіату в інших роботах, які перевіряються СПЗ.

Також надаю свою згоду на обробку й збереження університетом моєї роботи в Інституційному репозитарії Хмельницького національного університету.

Робота надається для перевірки в електронному варіанті. Електронна версія моєї роботи збігається (ідентична) з друкованою.

12 травня 2026 року



РІШЕННЯ ЕКСПЕРТНОЇ КОМІСІЇ

КАФЕДРИ КОМП'ЮТЕРНОЇ ІНЖЕНЕРІЇ ТА ІНФОРМАЦІЙНИХ СИСТЕМ ПРО ДОПУСК КВАЛІФІКАЦІЙНОЇ РОБОТИ ДО ЗАХИСТУ

Назва кваліфікаційної роботи Кіберфізична система автоматичної фіксації порушень правил дорожнього руху

Автор Роман ЛЕМЕШОВ

Освітня програма Комп'ютерна інженерія та програмування

Рівень вищої освіти другий (магістерський)

Спеціальність 123 Комп'ютерна інженерія

Науковий керівник: к.т.н., доцент Катерина БЕРЕЗЬКА

На основі аналізу кваліфікаційної роботи на дотримання вимог академічної доброчесності (у т.ч. відсутності ознак академічного плагіату) з урахуванням результатів перевірки роботи спеціалізованим програмним засобом(ами) комісія зробила такий висновок:

№	Висновок	Позначка про відповідність
1	Ознаки академічного плагіату	
1.1	Запозичення, виявлені в роботі, є законними і не є академічним плагіатом (далі – зазначаються підстави віднесення запозичень до правомірних, якщо потрібно). Робота приймається до захисту.	відповідає
1.2	Виявлені запозичення не є академічним плагіатом, розміщені в розділах, які не описують безпосередньо авторське дослідження, але кількість цитат перевищує обсяг, виправданий поставленою метою роботи (далі – зазначаються детальні та аргументовані підстави віднесення запозичень до правомірних). Робота приймається до захисту, але має бути відкоригована.	
1.3	Виявлені запозичення не є академічним плагіатом, але частково розміщені в розділах, які описують безпосередньо авторське дослідження, а кількість цитат перевищує обсяг, виправданий поставленою метою роботи. Робота може бути допущена до захисту після того як буде відкоригована та доопрацьована і успішно пройде повторну перевірку на академічний плагіат.	
1.4	Робота містить навмисні текстові спотворення, передбачувані спроби укриття текстових запозичень або інші прояви академічного плагіату. Робота містить фабрикацію або фальсифікацію даних. Робота не допускається до захисту.	
2	Інші види порушень академічної доброчесності	

Підтвердження:

Запозичення, виявлені в роботі, є законними і не є плагіатом, оскільки:

- 1) усі запозичення фрагментарні, або мають належним чином оформленні посилання;
- 2) окремі виявлені збіги є загальноживаними фразами або виразами, про що свідчить посилання системи на збіг з джерелами на один фрагмент речення;
- 3) всі зафіксовані системою ознаки модифікації тексту відносяться до комбінування латинських символів зі україномовними скороченнями індексів в формулах, що не є модифікацією тексту.
- 4) значна частина знайденого плагіату відноситься до списку використаних джерел

Сумарний обсяг всіх запозичень, визначений системою виявлення збігів/ ідентичності/схожості StrikePlagiarism, складає 6,52%; та системою Anti-Plagiarism складає 24,0%, що, з урахуванням наведених обґрунтувань, відповідає характеру наукового дослідження і свідчить на користь кваліфікаційної роботи.

12.05.2026

Завідувач кафедри

Гарант освітньої програми

Керівник кваліфікаційної роботи



Підпис

Підпис

Підпис

Підпис

Підпис

Ольга ПАВЛОВА

Ім'я, ПРІЗВИЩЕ

Олег САВЕНКО

Ім'я, ПРІЗВИЩЕ

Катерина БЕРЕЗЬКА

Ім'я, ПРІЗВИЩЕ