

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

## КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА

Кіберфізична система автомобіля для розпізнавання дорожньої обстановки  
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 240236.24.02.12 ПЗ

Виконав здобувач ІІ курсу, група КІ2М-24-2

  
Підпис

Богдан КОРНІЙЧУК  
Ініціали, прізвище

Керівник д. техн. наук, професор  
Науковий ступінь, учене звання

  
Підпис

Олег САВЕНКО  
Ініціали, прізвище

Нормоконтролер д. техн. наук, професор  
Науковий ступінь, учене звання

  
Підпис

Сергій ЛИСЕНКО  
Ініціали, прізвище

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

  
Підпис

Ольга ПАВЛОВА  
Ініціали, прізвище

дата

Хмельницький 2026

# ХМЕЛЬНИЦЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ

Факультет ІНФОРМАЦІЙНИХ ТЕХНОЛОГІЙ

Кафедра КОМП'ЮТЕРНОЇ ІНЖЕНЕРІЇ ТА ІНФОРМАЦІЙНИХ СИСТЕМ

Рівень вищої освіти ДРУГИЙ (МАГІСТЕРСЬКИЙ)

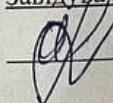
Галузь знань 12 ІНФОРМАЦІЙНІ ТЕХНОЛОГІЇ

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

Корнійчуку Богдану Володимировичу

Прізвище, ім'я, по батькові студента

1. Тема проекту (роботи) Кіберфізична система автомобіля для розпізнавання дорожньої обстановки

Керівник проекту (роботи) Савенко Олег Станіславович, д.т.н., проф.

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 автомобіля для розпізнавання дорожньої обстановки та постановка задачі щодо її удосконалення

Проектування архітектури кіберфізичної системи автомобіля для розпізнавання дорожньої обстановки

Програмно-апаратна реалізація кіберфізичної системи автомобіля для розпізнавання дорожньої обстановки

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 публікацією	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 Богдан КОРНІЙЧУК  
Ім'я, ПРІЗВИЩЕ

Керівник кваліфікаційної роботи  Підпис Олег САВЕНКО  
Ім'я, ПРІЗВИЩЕ

## РЕФЕРАТ

Тема Кіберфізична система автомобіля для розпізнавання дорожньої обстановки

Автор роботи: Корнійчук Богдан Володимирович.

Керівник роботи: Савенко Олег Станіславович.

Пояснювальна записка: 79 с., 14 рис., 5 табл., 3 дод., 80 джерел.

КІБЕРФІЗИЧНА СИСТЕМА, АВТОМОБІЛЬНИЙ ТРАНСПОРТ, РОЗПІЗНАННЯ ДОРОЖНЬОЇ ОБСТАНОВКИ, КОМП'ЮТЕРНИЙ ЗІР, МОНІТОРИНГ СЕРЕДОВИЩА, ОБРОБКА ДАНИХ У РЕАЛЬНОМУ ЧАСІ, БЕЗПЕКА РУХУ.

Об'єктом дослідження є кіберфізична система автомобіля, що інтегрує процеси сприйняття зовнішнього середовища та обробку отриманих даних для потреб керування.

Предметом дослідження є методи та архітектурні рішення для побудови системи розпізнавання об'єктів дорожньої обстановки в межах єдиного кіберфізичного контуру.

Метою кваліфікаційної роботи магістра є проектування апаратно-програмної архітектури та реалізація обчислювальних вузлів кіберфізичної системи автомобіля, що забезпечують збір даних із сенсорного середовища та їх оптимізовану обробку для автоматизованого розпізнавання дорожньої обстановки в умовах реального часу.

Для розв'язання поставлених методи комп'ютерного зору та глибокого навчання, математичної оптимізації та цілочисельного квантування, апаратного профілювання, системного аналізу.

Наукова новизна отриманих результатів:

– набула подальшого розвитку архітектура кіберфізичної системи автомобіля для розпізнавання дорожньої обстановки за рахунок інтеграції оптимізованого модуля комп'ютерного зору на рівні граничних обчислень, що дозволяє

оптимізувати процеси первинної обробки відеоданих та зменшити затримки при передачі інформації до центральних обчислювальних вузлів;

– набув подальшого розвитку метод апаратного прискорення алгоритмів комп'ютерного зору в кіберфізичних середовищах шляхом перерозподілу обчислювального навантаження та оптимізації логічного виводу, що забезпечує кратне зниження навантаження на центральний процесор, економію оперативної пам'яті та підвищення швидкодії обробки відеопотоку при збереженні стабільності роботи вбудованої ОС;

– удосконалено модель комп'ютерного зору для розпізнавання елементів дорожньої інфраструктури за рахунок врахування специфіки стану вітчизняного дорожнього полотна під час її навчання, що дозволило адаптувати систему до реальних умов експлуатації та досягти показника точності розпізнавання у понад 90%.

Практична значимість отриманих результатів полягає у розробці інженерного рішення, що включає вибір та конфігурування сенсорного обладнання, розробку інтерфейсів взаємодії між модулями та розгортання оптимізованих моделей розпізнавання на вбудованих обчислювальних платформах. Результати можуть бути використані для створення автономних платформ, роботизованих систем та засобів інтелектуального моніторингу дорожньої обстановки.

У першому розділі проведено аналіз проблеми розпізнавання дорожнього середовища у контексті розвитку сучасних систем допомоги водієві ADAS та безпілотного транспорту. Визначено ключові недоліки існуючих рішень, які залежать від наявності якісної дорожньої розмітки та цілісного стану покриття. Особливу увагу приділено аналізу специфіки вітчизняних автошляхів та вимогам до обчислювальних систем реального часу. На основі цього аналізу сформульовано задачі дослідження та визначено об'єкт і предмет роботи.

У другому розділі побудовано модель процесу розпізнавання дорожньої обстановки у кіберфізичній системі. Запропоновано використання багатокласової згорткової нейронної мережі на базі архітектури YOLO для комплексного семантичного аналізу дорожньої обстановки. Сформульовано математичну модель

процесу навчання, яка включає розрахунок функції просторової помилки та оцінку інтегральної середньої точності. Запропоновано алгоритми трансферного навчання та доповнення даних, що дозволяють підвищити здатність моделі до узагальнення інформації при збереженні високої точності розпізнавання.

У третьому розділі запропоновано апаратно-програмну архітектуру кіберфізичної системи та обґрунтовано вибір її компонентів. Здійснено вибір обчислювальної платформи NVIDIA Jetson Orin Nano як оптимальної за показниками продуктивності на ват. Визначено конфігурацію сенсорної підсистеми з використанням цифрової камери та інтерфейсу FPD-Link III. Розроблено механізми комунікаційної взаємодії на базі автомобільного Ethernet зі стандартами Time-Sensitive Networking, а також запропоновано архітектуру модуля візуалізації за шаблоном «Модель-Вигляд-Контролер».

У четвертому розділі реалізовано кіберфізичну систему у вигляді цілісного програмно-апаратного комплексу з описом кожного функціонального компонента. Проведено навчання інтелектуального ядра на спеціалізованому наборі даних та виконано його апаратну оптимізацію за допомогою інструментарію TensorRT із цілочисельним квантуванням. Проведено серію тестувань, у ході яких зафіксовано зниження навантаження на центральний процесор з 95% до 15% завдяки використанню тензорних ядер. Отримані результати засвідчили стабільну роботу системи з частотою 40 кадрів на секунду, затримкою 25 мс та точністю розпізнавання понад 90%, що підтвердило правильність обраного інженерного підходу.

## ЗМІСТ

Скорочення та умовні позначки.....	5
Вступ.....	6
1 Теоретичні основи автомобільних кіберфізичних систем .....	9
1.1 Теоретичні основи, архітектура та особливості автомобільних кіберфізичних систем .....	9
1.2. Порівняльний аналіз переваг та недоліків існуючих рішень.....	15
1.3 Постановка задачі.....	22
1.4 Висновки .....	23
2 Розробка моделі роботи кіберфізичної системи та ідентифікація об'єктів дорожньої інфраструктури .....	24
2.1 Теоретичний огляд та класифікація методів розпізнавання образів у системах комп'ютерного зору .....	24
2.2 Огляд алгоритмічних моделей розпізнавання елементів дорожнього середовища.....	28
2.3 Аналіз існуючих архітектурних рішень кіберфізичних систем автомобіля для розпізнавання дорожньої обстановки .....	30
2.4 Практичні аспекти підготовки та обробки даних для навчання нейромережі..	32
2.5 Інтеграція моделі комп'ютерного зору в апаратну архітектуру автомобіля .....	37
2.6 Перевірка та оцінка ефективності навченої моделі .....	42
2.7 Висновки .....	44
3 Методологія та проектування кіберфізичної системи автомобіля з розпізнавання дорожньої обстановки.....	46
3.1 Алгоритм вирішення задачі з проектування КФС автомобіля для розпізнавання дорожньої обстановки.....	46
3.2 Розроблення вимог до кіберфізичної системи автомобіля з розпізнавання дорожньої обстановки.....	54

3.3 Проектування кіберфізичної системи автомобіля з розпізнавання дорожньої обстановки.....	61
3.4 Висновки .....	66
4. Розробка кіберфізичної системи автомобіля з розпізнавання дорожньої обстановки.....	68
4.1 Програмно-апаратна реалізація розробленої системи.....	68
4.2 Планування та методика проведення тестування КФС автомобіля з розпізнавання дорожньої обстановки .....	74
4.3 Тестування та валідація роботи КФС автомобіля з розпізнавання дорожньої обстановки.....	76
4.4. Оцінка достовірності результатів та науково-практична цінність дослідження .....	80
4.5 Висновки .....	81
Висновки .....	83
Перелік джерел посилань .....	85
Додаток А .....	94
Додаток Б.....	96
Водаток В .....	103

## СКОРОЧЕННЯ ТА УМОВНІ ПОЗНАКИ

КФС – кіберфізична система

ПЗ – програмне забезпечення

ROS – robot operating system

CPU – Central Processing Unit

GPU – Graphics processing Unit

NPU – Neural Processing Unit

LiDAR – Light Detection and Ranging

YOLO – You Only Look Once

RPN – Region Proposal Network Compute Unified Device Architecture

CUDA – Compute Unified Device Architecture

ARM – Advanced RISC Machine

ADAS – Advanced Driver Assistance Systems

## ВСТУП

Кіберфізичні системи (КФС) автомобільного призначення стають фундаментальною основою сучасної транспортної галузі, забезпечуючи тісну інтеграцію обчислювальних алгоритмів із фізичними процесами руху транспортного засобу. У сучасних умовах стрімкого розвитку інтелектуальних транспортних систем особливої ваги набуває створення автономних та напівавтономних рішень, здатних у реальному часі здійснювати збір даних, їх аналіз та прийняття критично важливих рішень на основі методів штучного інтелекту.

Особливий науковий та практичний інтерес викликає застосування таких систем для автоматичного розпізнавання дорожньої обстановки, що охоплює ідентифікацію дорожніх знаків, розмітки, інших учасників руху та перешкод. Ефективне виявлення та класифікація об'єктів дорожньої інфраструктури підвищує рівень безпеки дорожнього руху, знижує кількість аварійних ситуацій та сприяє оптимізації транспортних потоків. Використання бортових обчислювальних засобів як інструментів обробки візуальних даних відкриває нові можливості для створення інтелектуальних асистентів водія та повноцінних автопілотів.

У контексті прогресу в галузі комп'ютерного зору та глибокого навчання з'явилися високоефективні архітектури нейронних мереж, які дозволяють з високою точністю та мінімальною затримкою розпізнавати складні динамічні сцени. Розробка кіберфізичної системи автомобіля для розпізнавання дорожньої обстановки із застосуванням штучного інтелекту є пріоритетним напрямом досліджень, що об'єднує автомобільну інженерію, теорію керування та сучасні інформаційні технології.

Актуальність роботи полягає в розробці архітектури кіберфізичної системи автомобіля для розпізнавання дорожньої обстановки

Мета роботи полягає у розробці програмно-апаратного комплексу автомобільної кіберфізичної системи, який гарантує оперативне розпізнавання елементів дорожньої обстановки та достовірність отриманих результатів.

Поставлена мета досягається розв'язанням таких основних завдань:

- проаналізувати відомі підходи до реалізації кіберфізичних систем автомобілів для розпізнавання дорожньої обстановки;
- розробити модель комп'ютерного зору для забезпечення розпізнавання елементів дорожньої обстановки, а також дорожньої інфраструктури з урахуванням стану вітчизняного дорожнього полотна;
- реалізувати метод апаратного прискорення алгоритмів комп'ютерного зору в кіберфізичних середовищах для оптимізації обробки та передачі відеоданих від модуля комп'ютерного зору до центральних обчислювальних модулів автомобіля;
- реалізувати проєктування архітектури кіберфізичної системи автомобіля для розпізнавання дорожньої обстановки;
- реалізувати прототип кіберфізичної системи автомобіля для розпізнавання дорожньої обстановки з інтегрованою моделлю комп'ютерного зору, здійснити дослідження роботи кіберсистеми та ефективності модуля комп'ютерного зору.

Об'єктом дослідження є кіберфізичні системи автомобілів для розпізнавання дорожньої обстановки.

Предметом дослідження є методи, алгоритми та програмне забезпечення для систем з розпізнавання елементів дорожньої обстановки на основі сучасних підходів з використанням штучного інтелекту.

Наукова новизна отриманих результатів:

- набула подальшого розвитку архітектура кіберфізичної системи автомобіля для розпізнавання дорожньої обстановки за рахунок інтеграції оптимізованого модуля комп'ютерного зору на рівні граничних обчислень, що дозволяє оптимізувати процеси первинної обробки відеоданих та зменшити затримки при передачі інформації до центральних обчислювальних вузлів;
- набув подальшого розвитку метод апаратного прискорення алгоритмів комп'ютерного зору в кіберфізичних середовищах шляхом перерозподілу обчислювального навантаження та оптимізації логічного виводу, що забезпечує кратне зниження навантаження на центральний процесор, економію оперативної

пам'яті та підвищення швидкодії обробки відеопотоку при збереженні стабільності роботи вбудованої ОС;

– удосконалено модель комп'ютерного зору для розпізнавання елементів дорожньої інфраструктури за рахунок врахування специфіки стану вітчизняного дорожнього полотна під час її навчання, що дозволило адаптувати систему до реальних умов експлуатації та досягти показника точності розпізнавання у понад 90%.

На основі проведених досліджень розроблено архітектуру кіберфізичної системи автомобіля для розпізнавання дорожньої обстановки, реалізовано метод апаратного прискорення алгоритмів комп'ютерного зору в кіберфізичних середовищах для оптимізації обробки та передачі відеоданих від модуля комп'ютерного зору до центральних обчислювальних вузлів автомобіля

Практичним значенням отриманих результатів можливість інтеграції розробленої системи в бортові комп'ютери сучасних автомобілів, системи допомоги водію та дослідницькі прототипи безпілотного транспорту для підвищення безпеки і автоматизації керування.

Для розв'язання поставлених методи комп'ютерного зору та глибокого навчання, математичної оптимізації та цілочисельного квантування, апаратного профілювання, системного аналізу.

За темою кваліфікаційної роботи опубліковано одну публікацію у Збірнику матеріалів ХІХ Всеукраїнської науково практичної WEB конференції аспірантів, студентів та молодих вчених (25-27 березня 2026 р.). Кривий Ріг: Криворізький національний університет, 2026. С. 276-277.

# 1 ТЕОРЕТИЧНІ ОСНОВИ АВТОМОБІЛЬНИХ КІБЕРФІЗИЧНИХ СИСТЕМ

## 1.1 Теоретичні основи, архітектура та особливості автомобільних кіберфізичних систем

Розвиток автомобільної промисловості та інформаційних технологій призвели до зміни самої парадигми щодо створення транспортних засобів: сучасний автомобіль перестав бути виключно механічною системою. Зараз автомобілі перетворились на складну кіберфізичну систему (КФС), яка за допомогою сенсорних пристроїв в поєднанні з програмним забезпеченням здатна оцінювати дорожню обстановку, реагувати на небезпеку та забезпечити швидке прийняття рішень.

Термін кіберфізична система описує інженерні рішення, у яких процеси обчислення, комунікації та управління тісно інтегровані з фізичними процесами. У контексті автомобільного транспорту це означає поєднання бортових обчислювальних ресурсів, розгалужених сенсорних мереж, програмних алгоритмів штучного інтелекту та механічних виконавчих пристроїв для забезпечення автономного або напівавтономного функціонування в динамічному середовищі.

Основна ідея інтеграції кіберфізичних систем в автомобілебудуванні полягає у створенні механізмів, які здатні не лише пасивно збирати дані про стан власних вузлів, а й активно взаємодіяти з навколишнім середовищем. Це досягається завдяки здатності системи адаптувати свою поведінку, прогнозувати розвиток дорожньої обстановки та приймати критично важливі рішення в реальному часі. Взаємодія у таких системах здійснюється через комплексний підхід по забезпеченню зворотнього зв'язку, де фізичний стан транспортного засобу та його оточення постійно моніториться сенсорами, ці дані оцифровуються, передаються через високошвидкісні бортові мережі до обчислювальних ядер, аналізуються, і на їх основі генеруються керуючі сигнали для механічних систем автомобіля.

Фундаментальною основою будь-якої КФС є концепція обчислення, комунікації та контролю (рисунок 1.1), в оригіналі: Computation, Communication, Control, об'єктом роботи даних підсистем є інформація.

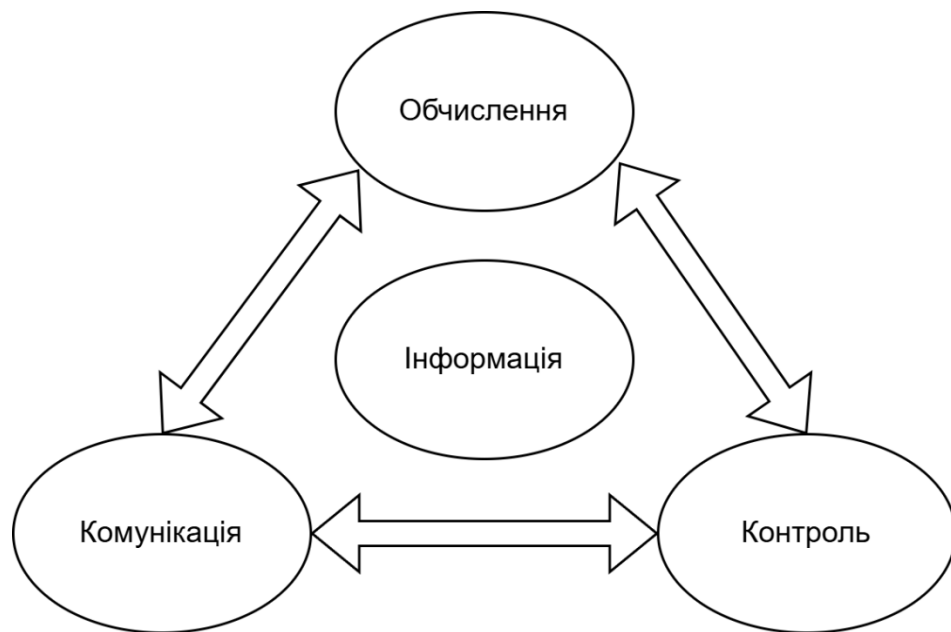


Рисунок 1.1 - Концепція кіберфізичної системи

Обчислення в сучасному авто являє собою централізовані платформи, оснащені багатоядерними процесорами, графічними адаптерами та спеціалізованими нейропроцесорами для апаратного прискорення алгоритмів машинного зору. Головне завдання обчислення це виконання алгоритмів комп'ютерного зору, злиття сенсорних даних та побудова семантичної 3D-моделі навколишнього середовища.

Сучасні обчислювальні елементи в КФС створюються за принципом доменно-централізованої та зональної архітектур. В даних архітектурах обчислення здійснюється високопродуктивними центральними комп'ютерами або доменними контролерами[54]. Для задач розпізнавання виділяється окремий домен сприйняття, який акумулює всі потоки даних від камер, радарів та LiDAR. Це дозволяє усунути дублювання обчислень та ефективно розподіляти ресурси оперативної пам'яті.

Бортові комп'ютери в автомобілях будуються на гетерогенній системі на кристалі. Гетерогенні обчислювальні платформи - це алгоритми штучного

інтелекту, що використовуються для розпізнавання дорожніх знаків, розмітки та пішоходів, вимагають різних типів математичних операцій. Дані алгоритми інтегрують кілька спеціалізованих обчислювальних ядер, зокрема це центральні процесори, графічні процесори, нейропроцесорні модулі та програмовані логічні інтегральні схеми.

Центральні процесори виконують завдання загального призначення, керують операційною системою реального часу, розподіляють завдання між іншими співпроцесорами та виконують послідовну логіку. У КФС часто використовують архітектуру ARM Cortex-A для високопродуктивних обчислень та ізольовані ядра Cortex-R для забезпечення функціональної безпеки.

Графічні процесори забезпечують паралельність обчислень, так як архітектура GPU являється високопродуктивним рішенням для матричних множень, які є основою згорткових нейронних мереж, що відповідають за детектування об'єктів у відеопотоці в реальному часі.

Нейропроцесорні модулі - це спеціалізовані інтегральні схеми, розроблені виключно для виконання тензорних операцій. Дані модулі забезпечують високий показник енергоефективності.

Програмовані логічні інтегральні схеми забезпечують низьку затримку та використовуються для первинної обробки даних безпосередньо з матриці камери або для апаратного злиття точок від LiDAR.

Критично важливі обчислення здійснюються локально на периферійному обладнанні, так як процес розпізнавання дорожньої обстановки вимагає наднизької затримки в обробці та передачі. Обчислювальна система КФС проєктується з використанням високошвидкісної пам'яті та багаторівневої ієрархії кешування. Внутрішня комунікація між CPU, GPU та NPU на кристалі здійснюється через когерентні інтерфейси або спеціалізовані шини.

Підсистема комунікації відповідає за своєчасну, безперебійну та детерміновану передачу потоків даних між сенсорним рівнем, обчислювальними доменами та виконавчими механізмами. Проєктування мережевої архітектури для системи розпізнавання дорожньої обстановки є складним завданням через

конфліктуючі вимоги: необхідність передачі гігабітних потоків відеоданих при збереженні мікросекундних затримок та забезпеченні найвищого рівня ізоляції відмов[15].

Сучасна КФС автомобіля оснащена 6–8 камерами високої роздільної здатності, радарми та LiDAR, генерує від 10 до 40 Гбіт/с даних[2]. Для забезпечення швидкої передачі даних інтегровано стандарти Ethernet для автомобільної галузі. Технології Automotive Ethernet дозволяють передавати дані зі швидкістю 1 Гбіт/с і вище по одній неекранованій витій парі, що суттєво зменшує вагу кабельної мережі транспортного засобу. У доменно-централізованій архітектурі Automotive Ethernet виступає в ролі високошвидкісної магістралі, що об'єднує різні зональні контролери з центральним комп'ютером.

Для підключення оптичних сенсорів безпосередньо до обчислювальної системи використовуються спеціалізовані апаратні інтерфейси. Оскільки камери часто знаходяться на значній відстані від центрального процесора, передача паралельного відеосигналу неможлива. Тому використовуються технології перетворення даних, такі як Gigabit Multimedia Serial Link або FPD-Link. Вони перетворюють відеодані, протоколи керування та живлення в єдиний високочастотний сигнал, який передається по коаксіальному кабелю. На стороні обчислювача перетворювач даних розпаковує сигнал і подає його на порти процесора через стандартизований інтерфейс, який забезпечує прямий доступ відеопотоку до апаратних прискорювачів зображення з мінімальними накладними витратами процесорного часу.

На комунікаційному рівні КФС реалізується набір стандартів Time-Sensitive Networking. Інтеграція цього стандарту в автомобільні комутатори забезпечує глобальну синхронізацію часу, гарантує, що всі вузли мережі мають єдиний системний час із точністю до наносекунд. Планування трафіку дозволяє виділяти гарантовані часові вікна для критичного трафіку, такий як сигнал гальмування, блокуючи на цей час передачу менш важливих даних.

Для забезпечення розширення горизонту сприйняття дорожньої обстановки використовується комунікаційна підсистема Vehicle-to-Everything[1]. Вона

дозволяє автомобілю взаємодіяти з іншими машинами, дорожньою інфраструктурою та мережею пішоходів. З точки зору архітектури, зовнішня комунікація з елементами дорожньої обстановки додає до КФС концепцію кооперативного сприйняття. Це означає, що обчислювальний вузол автомобіля аналізує не лише дані з власних камер, але й отримує готові вектори об'єктів від автомобіля, що їде попереду.

Взаємозв'язок вузлів автомобіля робить комунікаційну підсистему головним вектором потенційних кібератак. Для захисту цих каналів здійснюється інтеграція апаратних модулів безпеки у кожен мережевий контролер. На рівні Automotive Ethernet застосовується протоколи для забезпечення шифрування та автентифікацію пакетів на каналному рівні, що гарантує цілісність даних від камери до процесора без внесення затримок у реальному часі. Крім того, мережева архітектура КФС використовує розумні шлюзи, які фізично та логічно ізолюють критичний домен системи допомоги водію від вразливих телематичних та інформаційно-розважальних систем.

Підсистема керування виконує завдання з перетворення прийнятих обчислювальним ядром рішень на реальні фізичні дії транспортного засобу. Цей рівень є інтерфейсом між цифровою логікою та аналоговим, фізичним світом.

Основою підсистеми керування є технологія керування по дротах. Ця концепція передбачає повну заміну механічних зв'язків на електронні цифрові інтерфейси. Головний обчислювальний модуль генерує цифровий сигнал, який мережею передається безпосередньо до актуаторів.

Актуатори - це головний елемент в підсистемі керування транспортним засобом. Вони являють собою електромеханічні або електрогідравлічні пристрої, які перетворюють електричну енергію в механічний рух. Це складний вузол, який містить власний мікроконтролер. Цей контролер отримує загальну команду від головного комп'ютера і самостійно розраховує, яку напругу та струм потрібно подати на обмотки двигуна для виконання цього завдання, враховуючи поточний опір дороги.

Фундаментальним елементом кіберфізичної системи автомобіля є наявність безперервного зворотного зв'язку, який забезпечує роботу підсистеми керування. У порівнянні з традиційними інформаційними чи класичними вбудованими системами, автомобільні КФС мають значно вищий рівень системної інтеграції та відповідальності. Вбудована система зазвичай ізольована і виконує одну специфічну задачу. Натомість КФС є розподіленою мережею таких систем, які працюють у синергії, обмінюючись гігабайтами даних щосекунди. Важливим аспектом КФС є їхня надійність, відмовостійкість та функціональна безпека, оскільки програмний чи апаратний збій у роботі може призвести до катастрофічних наслідків у фізичній реальності. Відповідно до міжнародних стандартів, проектування автомобільних КФС вимагає забезпечення суворого детермінізму, в якому система повинна видати правильний результат у визначений часовий проміжок.

Згідно з ієрархічним підходом, архітектура КФС розділяється на три логічні рівні: рівень сприйняття, рівень передачі та рівень додатків. Кожен з цих рівнів виконує специфічну роль у процесі роботи КФС автомобіля.

Рівень сприйняття (Perception layer) є фундаментом системи, де зосереджені всі термінальні пристрої та первинні сенсори. Відеокамери фіксують візуальну інформацію, радары та LiDAR вимірюють відстані, а GPS-модулі визначають географічне положення. Головні завдання цього рівня це перетворення даних сенсорів у цифровий формат у реальному часі. Окрім збору даних, термінальні пристрої можуть виконувати зовнішні команди, наприклад, змінювати фокусну відстань камери або режим роботи лазерного сканера.

Рівень передачі (Network layer) забезпечує безперебійний обмін даними між рівнем сприйняття та рівнем додатків. Він інтегрує різноманітні технології зв'язку, від локальних дротових інтерфейсів усередині авто до бездротових технологій, таких як Wi-Fi, Bluetooth, ZigBee. Основне завдання цього рівня - це агрегація даних з багатьох джерел та їх маршрутизація. Важливим аспектом є забезпечення безпеки передачі, щоб запобігти несанкціонованому перехопленню або підміні даних, що надходять від сенсорів, оскільки це безпосередньо впливає на безпеку руху.

Рівень додатків (Application layer). На цьому рівні розгорнуті програмні комплекси, що працюють з отриманими цифровими даними, а також реалізують алгоритми штучного інтелекту для розпізнавання об'єктів. На основі аналізу отриманих даних рівень додатків формує стратегію поведінки та видає конкретні команди для виконавчих акuatorів.

Підсумовуючи, можна стверджувати, що створення ефективної кіберфізичної системи для розпізнавання дорожньої обстановки є складним інженерним завданням. Реалізація системи вимагає комплексного підходу, що об'єднує глибокі знання в галузі апаратних архітектур, вбудованих операційних систем реального часу, технологій високошвидкісної передачі даних та оптимізації алгоритмів штучного інтелекту для ресурсно-обмежених платформ. Тісна інтеграція цих складових дозволяє трансформувати сирі сенсорні дані у структуроване знання про середовище, формуючи фундамент для безпечного та надійного автономного водіння.

## 1.2. Порівняльний аналіз переваг та недоліків існуючих рішень

Аналіз предметної області свідчить про стрімку еволюцію методів сприйняття навколишнього середовища, що зумовлено переходом від систем допомоги водію, до повністю автономних КФС. Критичною вимогою до таких систем є здатність ідентифікувати об'єкти дорожньої інфраструктури у реальному часі з мінімальною затримкою та високою достовірністю.

Інтеграція високоточних сенсорів, обчислювальних модулів та надійних виконавчих механізмів у єдиний інформаційно-технологічний модуль транспортного засобу формує кіберфізичну систему автомобіля. Основна філософія впровадження такої технології полягає у максимальному усуненні помилок спричинених людським фактором та забезпеченні стабільної автономності руху навіть у критично складних дорожніх умовах.

Кожна архітектура КФС може бути адаптована під конкретний рівень автономності: від систем допомоги водію до повністю автономного керування

транспортним засобом, проте, прийнято виділяти такі основні функції інтелектуальної системи автомобіля: захист від критичних ситуацій та запобігання зіткненням, інтелектуальна навігація та локалізація, економічність та оптимізація руху, забезпечення когнітивного комфорту.

Для реалізації такого широкого спектру функцій КФС автомобіля потребує значної кількості апаратних пристроїв, які поділяються на три групи. Сенсори та датчики, сюди відносяться: цифрові камери, радари, лідари та ультразвукові датчики. Акутатори, які відповідають за фізичне виконання команд. Центр управління, обчислювальне ядро системи, яке об'єднує всі дані від сенсорів, проводить їхню обробку за допомогою нейромереж та видає команди на акутатори. Структура схема апаратних компонентів КФС автомобіля зображена на рисунку 1.2.

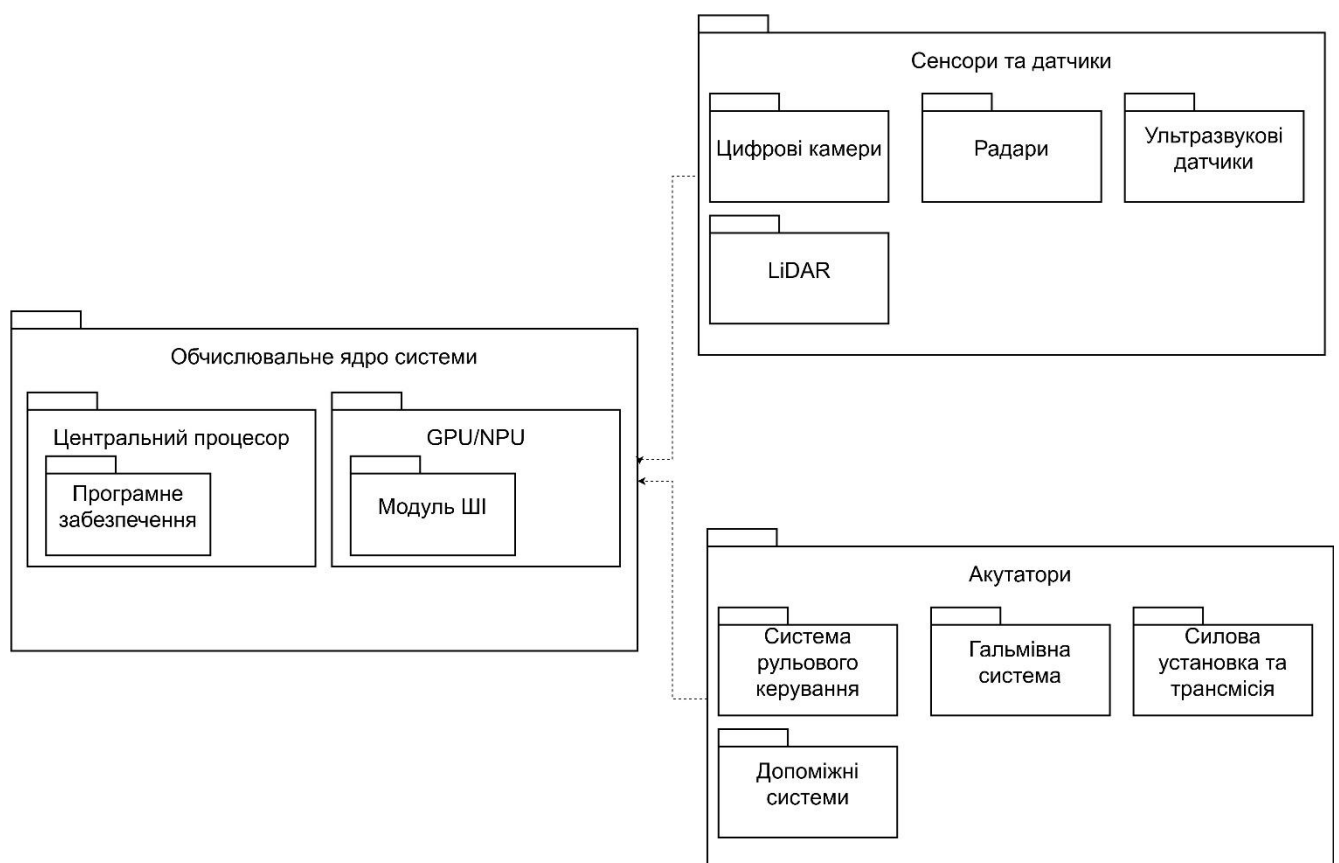


Рисунок 1.2 - Структурна схема апаратних компонентів автомобільної КФС

Системи розпізнавання дорожньої обстановки класифікують за кількома ознаками:

За типом управління: Централізовані та Зональні. Централізовані системи мають один високопродуктивний обчислювач. Зональні системи передбачають наявність локальних хабів у різних частинах авто, що збирають дані та передають їх по швидкісній шині до центру, що підвищує надійність системи.

За спеціалізацією. Системи широкого та вузького профілю. Широкопрофільні системи керують всіма аспектами руху. Вузькопрофільні спрямовані на конкретне завдання, наприклад, моніторинг сліпих зон або автоматичне гальмування.

За протоколами передачі даних. Розрізняють системи з класичними шинами: CAN, FlexRay, та сучасними високошвидкісними протоколами Automotive Ethernet. Порівняння топології мереж CAN та Automotive Ethernet подано на рисунку 1.3.

За способом сприйняття: Vision-only та Sensor Fusion. Бездротова передача даних всередині КФС практично не використовується для критичних завдань через затримки, тому основний фокус робиться на дротові інтерфейси.

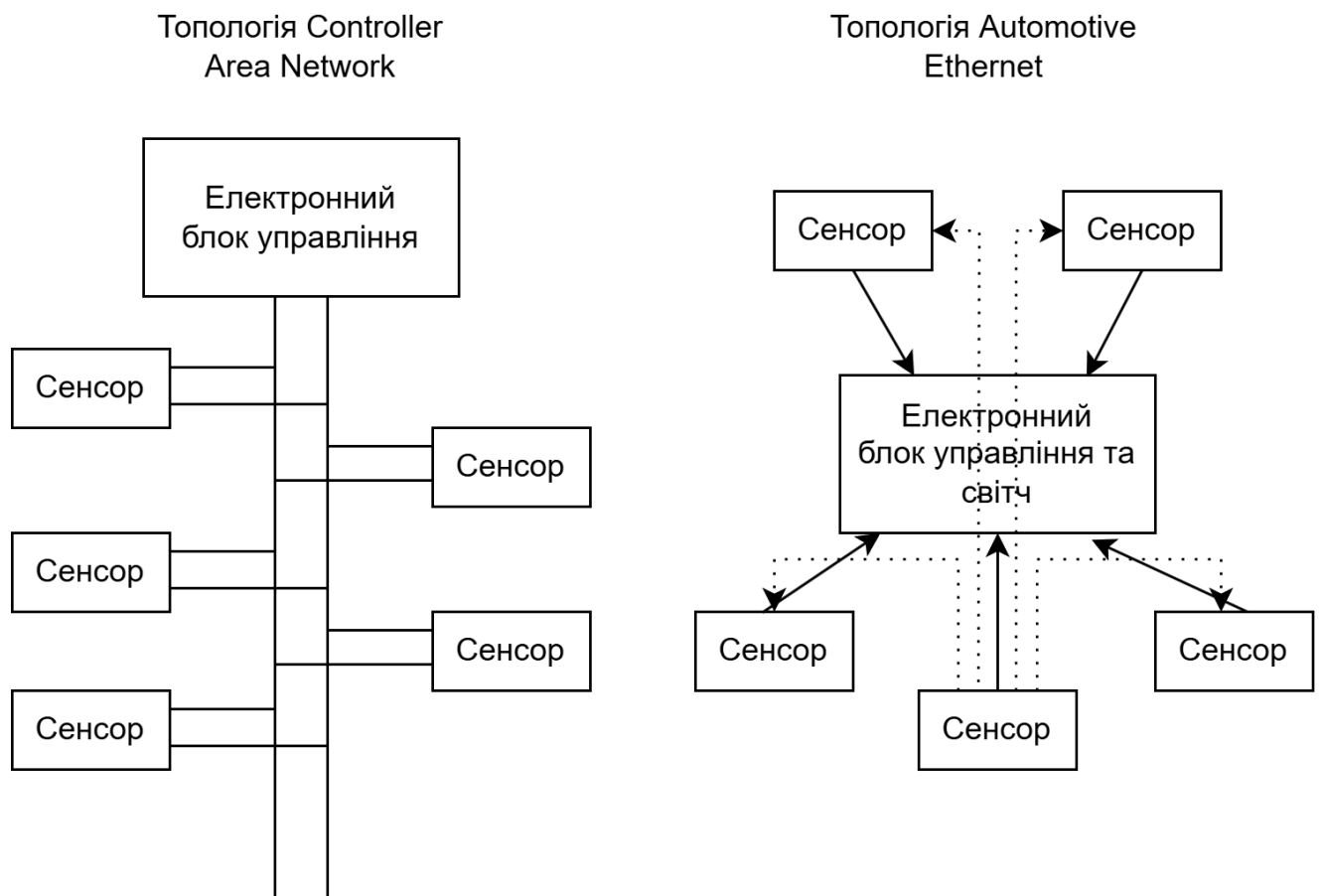


Рисунок 1.3 - Топологія мереж CAN та Automotive Ethernet

На сьогоднішній день найпопулярніші системи на ринку демонструють різні підходи до вирішення задачі розпізнавання, найбільш відомі з них: Tesla Full Self-Driving, Waymo Driver, Mobileye SuperVision, Gaussian Neural Radiance Fields.

Tesla Full Self-Driving. Це одна з найбільш популярних систем, яка базується на ідеології Vision-only. Особливості: використовує 8-9 камер та власну архітектуру нейромереж HydraNet. Керування відбувається через центральний комп'ютер з двома чіпами. Переваги: відсутність дорогих лідарів робить систему доступнішою, а мільйони підключених авто дозволяють збирати дані для навчання нейромереж у реальному часі. Недоліки: вразливість до оптичних ілюзій та засліплення. Пряме сонячне світло може викликати критичні помилки в детекції об'єктів, якщо система не має підстраховки іншими типами сенсорів[75].

Waymo Driver Система від дочірньої компанії Google, яка позиціонується як максимально безпечна та надійна. Особливості: використовує закриті протоколи та велику кількість лідарів власного виробництва. Кожне авто оснащено обчислювальним кластером у багажнику. Переваги: здатність бачити у повній темряві та з точністю до міліметрів визначати об'ємні форми об'єктів. Недоліки: надзвичайно висока вартість обладнання, яка складає десятків тисяч доларів на одне авто, та складність експлуатації в регіонах, для яких немає високоточних 3D-карт. Порівняння характеристик Waymo Driver та Tesla Full Self-Driving відображені в таблиці 1.1.

Mobileye SuperVision. Рішення від компанії Intel, яке зараз активно впроваджується автовиробниками, зокрема BMW, VW. Особливості: працює на базі спеціалізованих чіпів EyeQ. Система має відкритий протокол для виробників авто, що дозволяє гнучко налаштовувати її під різні моделі. Переваги: висока енергоефективність та підтримка технології Responsibility-Sensitive Safety - математичної моделі безпечного водіння. Недоліки: велика затримка при оновленні програмного забезпечення через необхідність сертифікації під кожного конкретного виробника авто.

Таблиця 1.1 – Порівняльна Tesla Full Self-Driving та Waymo Driver

Характеристика	Tesla Full Self-Driving	Waymo Driver
Камери, сенсори	Покладається лише на 8-9 камер	13 камер, 4 лідари та 6 радарів
Апаратна та програмна архітектура	Власна неймережа HydraNet, центральний комп'ютер з двома чіпами	Закриті протоколи, обчислювальний кластер, розміщений у багажнику
Переваги	Доступність, збір даних для навчання неймереж	Здатність бачити у темряві, точність до у визначенні форм
Недоліки	Вразливість до оптичних ілюзій та засліплення	Висока вартість, складність реалізації

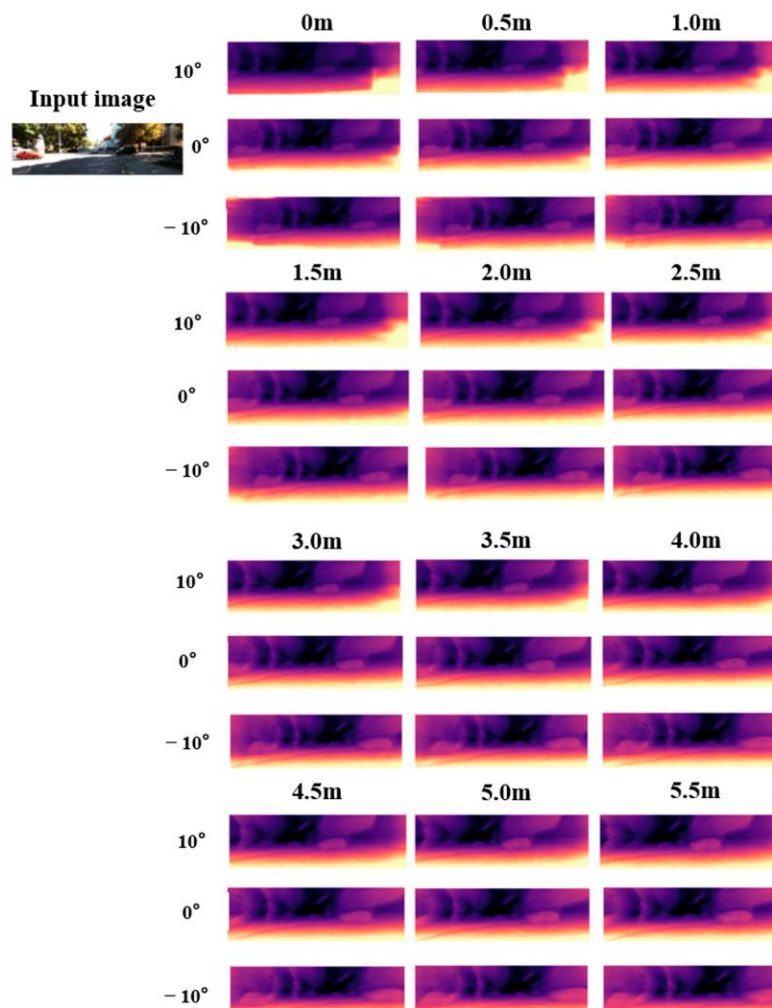


Рисунок 1.4 – Оцінка глибини дорожньої сцени методом Gaussian Fields[74]

Перспективна система на базі Gaussian Neural Radiance Fields. Окремим класом стоять новітні розробки, що використовують методи 3D-інтерполяції [76]. На відміну від комерційних систем, цей підхід пропонує використання гауссових полів: для створення безперервних 3D-моделей сцени[74], що дозволяє добудувати зображення навіть при шумовій перенасиченості сенсорів.

Переваги: значне підвищення точності сегментації за рахунок математичної інтерполяції точок, що нівелює мінливість датчиків. Це рішення є більш стійким до засліплення, ніж Tesla, але значно дешевшим за Waymo. Недоліки: високі вимоги до обчислювальної потужності графічних прискорювачів для забезпечення відмалювання графічних елементів в реальному часі та складність алгоритмічної підготовки даних при високій динаміці руху. Приклад оцінки глибини дорожньої сцени подано на рисунку 1.4.

Існуючі технологічні рішення можна розділити на три основні парадигми, кожна з яких має свої переваги та обмеження в контексті вбудованих систем автомобіля.

Методи на основі детермінованих алгоритмів та експертних ознак. Перші спроби автоматизації базувалися на методах класичного комп'ютерного зору, де розпізнавання здійснювалося через математичний опис геометричних примітивів та колірних гістограм. До ключових методів цього підходу відносять: Canny Edge Detection, Каскади Хаара та Гістограми орієнтованих градієнтів. Переваги даних методів: низька обчислювальна складність, можливість роботи на малопотужних CPU без використання спеціалізованих прискорювачів, висока інтерпретованість результатів. Основні недоліки: критична чутливість до умов освітлення, перекриття та нездатність до узагальнення при зміні візуального контексту.

Методи глибокого навчання. Сучасний етап розвитку КФС базується на використанні глибоких згорткових нейронних мереж та систем з глобальним аналізом контексту. Замість ручного проєктування ознак, система самостійно виділяє ієрархічні структури даних. Основними архітектурними підходами є: One-stage detectors, Two-stage detectors та семантична сегментація[80]. Переваги: стійкість до візуальних шумів, висока точність розпізнавання в динамічних умовах.

Недоліки: низька інтерпретованість результатів, високі вимоги до енергоспоживання та необхідність використання спеціалізованих NPU/GPU прискорювачів.

Мультимодальні системи та сенсорна злиття. Останні дослідження вказують на зміщення фокусу до злиття даних від різних сенсорів. Це дозволяє нівелювати недоліки окремих методів. Наприклад, використання Gaussian Neural Radiance Fields дозволяє будувати точні карти глибини навіть за умов засліплення камери сонцем, де класичні нейромережі зазнають невдачі.

Порівняння характеристик основних підходів до розпізнавання дорожньої обстановки у межах автомобільної КФС зображено в таблиці 1.3.

Таблиця 1.3 – Порівняльна характеристика підходів до розпізнавання дорожньої обстановки

Критерій порівняння	Класичні методи (HOG/SVM/Canny)	Глибоке навчання (YOLO/SSD)	Гібридні системи (CNN + Lidar Fusion)
Швидкість обробки	Дуже висока (CPU)	Висока (потребує GPU/NPU)	Середня (висока складність обчислень)
Точність детекції	Низька	Висока	Дуже висока
Стійкість до перешкод	Дуже низька	Середня/Висока	Максимальна
Вимоги до обчислень	Мінімальні	Високі	Дуже високі
Сфера застосування	Прості ADAS системи	Виявлення об'єктів у реальному часі	Повністю автономне керування

### 1.3 Постановка задачі

Динамічний розвиток інтелектуального транспорту висуває високі вимоги до систем комп'ютерного зору, де основним критичним фактором є здатність КФС миттєво інтерпретувати дорожні сценарії. На сьогодні існує технологічний розрив між високою аналітичною точністю нейромережових моделей та їхньою здатністю працювати на бортових обчислювачах у режимі реального часу[54]. Саме тому в межах даної роботи постає завдання розробки спеціалізованої КФС, яка здатна ефективно ідентифікувати об'єкти дорожньої інфраструктури, інтегруючи алгоритми штучного інтелекту безпосередньо в апаратну логіку автомобіля.

Поставлена мета досягається розв'язанням таких основних завдань:

- проаналізувати відомі підходи до реалізації кіберфізичних систем автомобілів для розпізнавання дорожньої обстановки;
- розробити модель комп'ютерного зору для забезпечення розпізнавання елементів дорожньої обстановки, а також дорожньої інфраструктури з урахуванням стану вітчизняного дорожнього полотна;
- реалізувати метод апаратного прискорення алгоритмів комп'ютерного зору в кіберфізичних середовищах для оптимізації обробки та передачі відеоданих від модуля комп'ютерного зору до центральних обчислювальних модулів автомобіля;
- реалізувати проектування архітектури кіберфізичної системи автомобіля для розпізнавання дорожньої обстановки;
- реалізувати прототип кіберфізичної системи автомобіля для розпізнавання дорожньої обстановки з інтегрованою моделлю комп'ютерного зору, здійснити дослідження роботи кіберсистеми та ефективності модуля комп'ютерного зору.

Проектна частина дослідження зосереджена на побудові багаторівневої архітектури КФС, що об'єднує сенсорний рівень отримання даних, обчислювальний вузол для розпізнавання образів та інтерфейсну складову для передачі керуючих сигналів.

Результатом роботи має стати прототип кіберфізичної системи автомобіля, який здатний виконувати аналіз дорожньої обстановки з використанням моделі

комп'ютерного зору. Прототип повинен реалізувати метод апаратного прискорення алгоритмів комп'ютерного зору для оптимізації обробки та передачі відеоданих від модуля комп'ютерного зору до центральних обчислювальних модулів автомобіля.

#### 1.4 Висновки

Було проведено комплексне дослідження теоретичних та практичних засад побудови кіберфізичних систем для моніторингу дорожньої обстановки. Результати аналізу підтвердили, що інтеграція сучасних алгоритмів машинного навчання, зокрема глибоких згорткових нейронних мереж, є найбільш перспективним шляхом для автоматизації процесів ідентифікації об'єктів у динамічному середовищі. Це дозволяє суттєво підвищити достовірність розпізнавання порівняно з класичними детермінованими методами та забезпечити необхідний рівень безпеки автономного руху.

Під час роботи над розділом було детально розглянуто архітектурні особливості автомобільних КФС, які об'єднують сенсорне обладнання, високоефективні обчислювальні модулі та інтелектуальні алгоритми обробки відеоданих у реальному часі. Особливу увагу приділено проблемі продуктивності та обґрунтовано необхідність використання концепції Edge Computing[54]. Такий підхід дозволяє перенести основне обчислювальне навантаження безпосередньо на бортові системи автомобіля, що мінімізує затримки при передачі даних та забезпечує автономність прийняття рішень незалежно від зовнішніх каналів зв'язку.

Визначено, що подальший розвиток системи має базуватися на оптимізації нейромережевих моделей для вбудованих платформ, що відкриває широкі перспективи для впровадження розробленої КФС у сучасні системи допомоги водієві та інтелектуальну транспортну інфраструктуру. Окреслено ключові вимоги до наступних етапів проектування, зокрема щодо вибору апаратної бази та розробки методу фузії даних для роботи в складних метеорологічних умовах.

## 2 РОЗРОБКА МОДЕЛІ РОБОТИ КІБЕРФІЗИЧНОЇ СИСТЕМИ ТА ІДЕНТИФІКАЦІЯ ОБ'ЄКТІВ ДОРОЖНЬОЇ ІНФРАСТРУКТУРИ

2.1 Теоретичний огляд та класифікація методів розпізнавання образів у системах комп'ютерного зору

Функціонування сучасної кіберфізичної системи автомобіля критично залежить від її здатності адекватно сприймати та інтерпретувати навколишнє середовище. Рівень сприйняття виступає фундаментом цієї взаємодії, відповідаючи за перетворення сенсорних даних у цифровий формат у реальному часі. Ключовим завданням на цьому етапі є ідентифікація та класифікація об'єктів дорожньої інфраструктури: автомобілів, пішоходів, дорожніх знаків та розмітки. Еволюція підходів до вирішення цієї задачі пройшла шлях від класичних евристичних алгоритмів до складних мультимодальних систем на базі штучного інтелекту.

До початку активного розвитку та застосування методів глибокого навчання, системи комп'ютерного зору базувалися на алгоритмах ручного виділення ознак. Ранні ітерації систем допомоги водієві, якими комплектувалися серійні автомобілі наприкінці 2010-х років, на кшталт бортових платформ Mazda 6 2018 модельного року та аналогічних систем того покоління, переважно спиралися на детерміновані алгоритми обробки зображень для реалізації базових функцій, таких як контроль смуги руху.

До найпоширеніших класичних методів належать:

- виділення контурів: Метод базується на знаходженні градієнтів яскравості пікселів. Алгоритм застосовує фільтр Гаусса для згладжування шуму, після чого обчислюються похідні по горизонталі та вертикалі для знаходження областей з максимальною зміною інтенсивності;

- гістограми орієнтованих градієнтів: Цей метод виявився особливо ефективним для розпізнавання пішоходів. Зображення розбивається на дрібні локальні комірки, для кожної з яких обчислюється гістограма напрямків градієнтів. Отримані вектори ознак зазвичай передаються на вхід алгоритму опорних векторів для подальшої класифікації;

- каскади Хаара: Алгоритм, розроблений Віолою та Джонсом, використовує прямокутні ознаки, що обчислюються за допомогою інтегрального представлення зображення. Завдяки каскадній структурі метод дозволяє надзвичайно швидко відкидати області зображення, де шуканий об'єкт гарантовано відсутній.

Перевагами даних методів є мінімальні вимоги до обчислень та висока швидкість обробки на центральних процесорах. Проте, їхня точність детекції залишається низькою, а системи демонструють надзвичайну чутливість до зміни умов освітлення, перекриття об'єктів та погодних факторів.

Сучасний етап розвитку методів розпізнавання образів базується на використанні глибоких згорткових нейронних мереж, які на відміну від класичних алгоритмів, здатні самостійно виділяти ієрархічні структури даних з навчальної вибірки без ручного проєктування ознак. Основою роботи таких моделей є математична операція двовимірної згортки, яка застосовується до вхідного тензора зображення та ядра згортки. Загальну структурну схему згорткової мережі подано на рисунку 2.1.

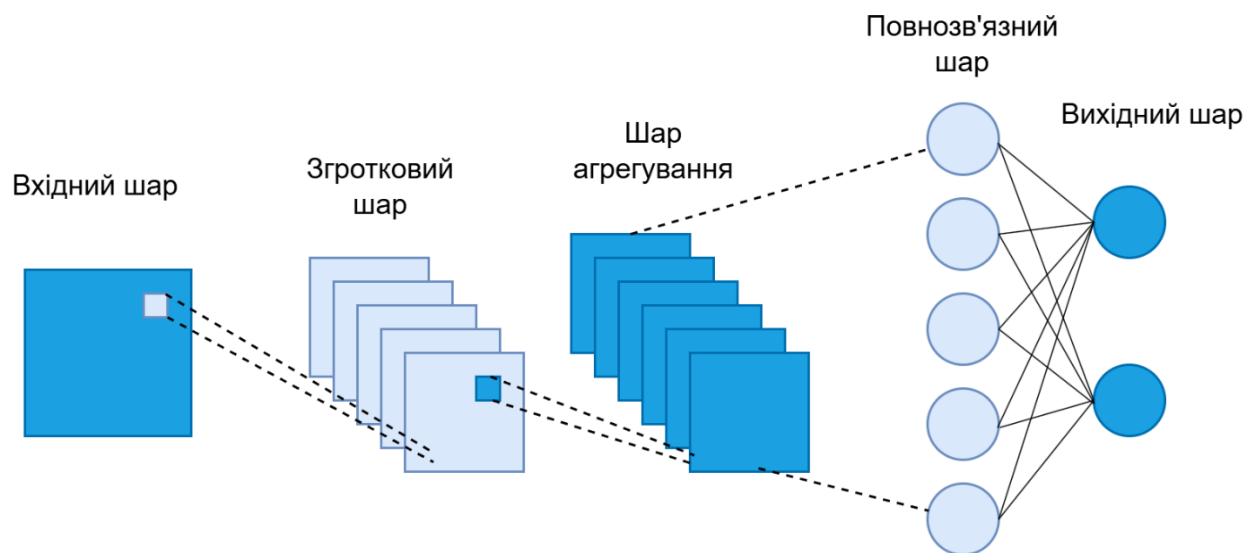


Рисунок 2.1 - Загальна структурна схема згорткової нейронної мережі

В архітектурі нейромереж для розпізнавання об'єктів виділяють два домінуючих класи: одностадійні та двостадійні детектори.

Першим успішним підходом до вирішення задачі локалізації об'єктів за допомогою згорткових нейронних мереж стала парадигма двостадійної детекції. До

цієї родини належать фундаментальні архітектури R-CNN, Fast R-CNN та найбільш сучасна модифікація Faster R-CNN. Основною відмінністю цього підходу є розділення процесу розпізнавання на два ізольовані етапи, які виконуються послідовно.

На першому етапі алгоритм виконує генерацію регіональних гіпотез, де у ранніх версіях для цього використовувалися повільні класичні алгоритми комп'ютерного зору. У сучасній архітектурі Faster R-CNN, цей етап реалізовано за допомогою окремої нейромережевої підсистеми Region Proposal Network, яка сканує карту ознак, виділену базовим згортковим модулем вилучення даних, і за допомогою механізму якірних рамок генерує тисячі потенційних зон, де з високою ймовірністю може знаходитися будь-який об'єкт незалежно від його класу.

На другому етапі отримані регіони-кандидати піддаються операції проєкції просторових ознак. Ця операція приводить ділянки різного розміру до єдиної фіксованої розмірності тензора, де в подальшому уніфіковані тензори передаються у повнозв'язні шари, що розгалужуються на дві незалежні гілки. Гілка класифікації використовує функцію Softmax для визначення конкретного класу об'єкта у знайденому регіоні. Гілка регресії виконує тонке математичне коригування чотирьох координат обмежувальної рамки для максимально точного охоплення об'єкта.

Незважаючи на те, що двостадійні алгоритми забезпечують надзвичайно високу точність детекції, їхня багатоетапність призводить до критичних недоліків у контексті кіберфізичних систем. Головним обмеженням є висока обчислювальна складність та недетермінований час виконання, який прямо залежить від кількості згенерованих гіпотез. Навіть на високопродуктивних апаратних прискорювачах такі моделі рідко здатні забезпечити більше 15 кадрів на секунду, що створює високу затримку, до кількох сотень мілісекунд, і унеможлиблює їх використання в системах активної безпеки автономного водіння, де потрібна миттєва реакція.

Для вирішення проблеми швидкодії була запропонована принципово нова парадигма одностадійних детекторів, найпопулярнішими представниками якої є сімейства YOLO та SSD. Головна інновація цього підходу полягає у відмові від

окремого модуля генерації гіпотез, замість цього, задача детекції формулюється як єдина задача просторової регресії.

У парадигмі одностадійної детекції вхідне зображення віртуально ділиться на регулярну сітку розмірністю  $S \times S$  клітинок. Кожна клітинка сітки є відповідальною за детекцію об'єкта, якщо геометричний центр цього об'єкта потрапляє в її межі. За один прохід через згорткову мережу кожна клітинка одночасно і незалежно генерує багатовимірний тензор прогнозів. Цей тензор містить ймовірність наявності об'єкта, координати обмежувальних рамок, розподіл ймовірностей приналежності знайденого об'єкта до кожного з цільових класів.

Одностадійні архітектури серії YOLOv8 мають складну внутрішню топологію, що складається з трьох основних макро-блоків:

- базовий модуль вилучення даних, який виконує роль виділення ієрархічних ознак від простих контурів на перших шарах до складних семантичних патернів автомобілів на глибоких шарах;
- блок агрегації, що реалізується у вигляді піраміди ознак. Його мета - це виконати змішування семантично сильні ознаки з глибоких шарів із просторово точними ознаками з ранніх шарів, що дозволяє одностадійним детекторам ефективно знаходити об'єкти кардинально різних масштабів;
- блок прогнозування результатів. в якому мережа прямо прогнозує відстані від центру об'єкта до чотирьох граней рамки.

Завдяки усуненню вразливостей у модулі RPN, одностадійні моделі мають детермінований час обробки кадру, який залежить лише від роздільної здатності вхідного зображення, а не від кількості автомобілів чи пішоходів на дорозі. Такі моделі демонструють високу швидкість до 60-120 кадрів на секунду на сучасному спеціалізованому апаратному забезпеченні. Саме ця здатність до обробки багатоканального відеопотоку з низькими затримками робить одностадійні детектори індустріальним стандартом для розробки високонадійних кіберфізичних систем автономного транспорту. Порівняльні характеристики одностадійних та двостадійних детекторів зображено в таблиці 2.1.

Таблиця 2.1 – Порівняння переваг і недоліків методів розпізнавання об'єктів

Критерій	Одностадійні детектори	Двостадійні детектори
Принцип локалізації	Просторова регресія	Окрема підмережа генерації гіпотез
Точність детекції (mAP)	Висока	Дуже висока
Швидкодія	60-120+ кадрів в секунду на тензорних ядрах	До 20 кадрів в секунду
Детермінованість часу	Фіксований час обробки	Час обробки залежить від кількості об'єктів у кадрі
Обчислювальна складність	Оптимізована, низька кількість параметрів	Висока, потребує значних ресурсів пам'яті
Придатність для КФС автомобіля	Висока. Рекомендовано для роботи в умовах реального часу	Низька. Велика затримка для систем безпеки

## 2.2 Огляд алгоритмічних моделей розпізнавання елементів дорожнього середовища

Дорожня обстановка являє собою високодинамічне, неструктуроване та багатокomпонентне середовище. Для забезпечення роботи КФС автомобіля, ефективно сприйняття вимагає комплексного підходу до візуального аналізу. Задачу моніторингу доцільно розподілити на ідентифікацію статичних елементів інфраструктури, таких як дорожнє полотно, розмітка та динамічних учасників руху, якими можуть бути інші транспортні засоби, пішоходи. Кожен із цих класів об'єктів вимагає застосування специфічних архітектурних рішень.

Визначення меж проїзної частини та дорожньої розмітки є критично важливим для функціонування систем автоматичного центрування автомобіля в смузі руху. Ця задача ускладнюється зношеністю дорожнього покриття та відсутністю чіткої розмітки на певних ділянках.

Для ідентифікації вільного простору, придатного для руху, КФС автомобілів використовують алгоритми семантичної сегментації. Зокрема, застосовуються симетричні моделі, що поєднують зорові трансформери та багатошарові перцептрони для розуміння загального контексту дороги[44]. Оскільки оптичні камери можуть бути неефективними за складних умов, передові системи інтегрують дані технологій IoT та застосовують алгоритми глибокого навчання для підвищення надійності утримання смуги руху[10].

Найбільш ресурсномістким завданням є ідентифікація інших учасників дорожнього руху. Для забезпечення безпеки КФС повинна не лише виявити об'єкт, але й визначити його просторові координати за допомогою мультимодальних підходів, таких як мультимодальне 3D-розпізнавання та прогнозування траєкторій.

Використання виключно двовимірних камер часто не дає точної оцінки відстані. Мультимодальне 3D-розпізнавання являє собою підходи, які ефективно об'єднують візуальні ознаки з камер та дані від радарів для покращеного тривимірного детектування[65]. Також застосовуються алгоритми ущільнення хмар точок для інтеграції даних з кількох камер та лазерних далекомірів[11].

Після локалізації об'єкта розробляються просторово-часові алгоритми прогнозування траєкторій. Наприклад, використання багатошарових моделей LSTM дозволяє враховувати складну взаємодію багатьох транспортних засобів та прогнозувати наміри водіїв у змішаному потоці руху[79].

Одним із найскладніших викликів для інтелектуальних транспортних систем є різке падіння точності розпізнавання за несприятливих погодних умов. Для роботи в нічний час розробляються спеціалізовані моделі, наприклад, YOLO-Night, які здатні адаптуватися до низького рівня освітленості[42]. В умовах туману ефективно застосовуються оптимізовані моделі Nazy Aware-YOLO, що поєднують вейвлет-згортки та механізми уваги. Паралельно досліджуються загальні методи штучного інтелекту для покращення зображень бортових систем у складних метеоумовах. Для нівелювання впливу прямого сонячного світла, яке може створити критичну небезпеку на швидкісних магістралях, використовуються

спеціалізовані заходи безпеки в поєднанні з обчислювальними алгоритмами штучного інтелекту для автономних транспортних засобів.

Передовою парадигмою, яка розширює горизонт сприйняття системи, є кооперативне сприйняття. Цей підхід базується на технологіях обміну даними між учасниками руху та інфраструктурою. Під час взаємодії з інфраструктурою автомобіль отримує дані від сенсорів розумної інфраструктури, що дозволяє покращити сприйняття на перехрестях із перешкодами. Для обробки цих різнотипових даних застосовуються підходи на базі трансформерів CoFormerNet[45]. Взаємодія між учасникам руху, зокрема транспортними засобами здійснюється шляхом обміну даними між автомобілями за допомогою мереж кооперативного сприйняття, таких як CoPercept[12]. Для об'єднання цієї інформації застосовується масштабне злиття динамічних ознак, що формує єдину високоточну просторову модель навколишнього середовища.

### 2.3 Аналіз існуючих архітектурних рішень кіберфізичних систем автомобіля для розпізнавання дорожньої обстановки

Сфера автомобілебудування пропонує широкий спектр рішень для побудови КФС автомобіля, які варіюються від базових систем допомоги водієві до повноцінних автономних платформ. Аналіз існуючих рішень дозволяє виділити їхні сильні та слабкі сторони, що є необхідним етапом для проектування власної оптимізованої моделі розпізнавання. Існуючі архітектури можна класифікувати за рівнем обчислювальної інтеграції та використовуваною сенсорною базою.

Більшість серійних рішень на сучасних дорогах базуються на концепції часткової автономності. Часткова автономність представляє собою реалізацію систем допомоги водієві, які масово встановлювалися на автомобілі та переважно опираються на інтеграцію фронтальної камери і міліметрового радара для реалізації функцій екстреного гальмування, та базового адаптивного круїз-контролю. Такі архітектури демонструють високу надійність у стандартних умовах

завдяки жорстко детермінованій логіці, проте їхня когнітивна здатність обмежена відносно простими алгоритмами обробки сигналів.

З огляду на обмежену ефективність детермінованих систем допомоги водієві, виробники автомобілів переходять до масового використання глибоких нейронних мереж. Однак дискусійним залишається питання вибору сенсорної бази: підхід, що базується виключно на оптичних камерах виявляється вразливим до погодних та оптичних перешкод, тоді як системи на базі масивів LiDAR суттєво підвищують вартість та енергоспоживання КФС. Найбільш збалансованим та ефективним підходом сьогодні визнано застосування модулів злиття даних сенсорів. Архітектури, побудовані на базі механізмів уваги, такі як NeXtFusion, дозволяють оптимально об'єднувати просторову інформацію від радарів із семантичною деталізацією від камер для формування надійного 3D-представлення середовища.

Вирішення задачі розпізнавання дорожньої обстановки у реальному часі вимагає переходу від класичних централізованих контролерів до високопродуктивних гетерогенних обчислювальних платформ. Оскільки затримки при передачі відеопотоків на хмарні сервери є неприпустимими для систем безпеки, основний акцент робиться на периферійні обчислення - Edge AI.

Для забезпечення безперебійної роботи складних згорткових нейромереж розробники інтегрують платформи апаратного прискорення. Використання спеціалізованих програмно-визначених середовищ, таких як NVIDIA Holoscan у поєднанні з рушіями тривимірної візуалізації графіки для симуляції, візуалізації користувацьких інтерфейсів та обробки поточкових сенсорних даних безпосередньо на борту, дозволяє розгортати алгоритм послідовності обробки даних в модулі комп'ютерного зору з мінімальними затримками. Це дає змогу управляти потоками даних від камер до тензорних ядер без зайвого навантаження на центральний процесор.

В дослідницькому середовищі домінуючим стандартом для побудови та тестування КФС автомобіля є використання мета-операційної системи для роботів - Robot Operating System, зокрема актуальної версії ROS 2. Ця архітектура забезпечує динамічну та ізольовану інтеграцію незалежних вузлів для збору даних,

їхньої обробки нейромережними модулями та передачі керуючих команд на виконавчі механізми автомобіля.

Важливим аспектом проєктування експериментальних систем є просторова оптимізація розміщення сенсорів. Дослідження прототипів безпілотних транспортних засобів доводять, що правильний розрахунок поля зору для конфігурацій із дубльованими лазерними сканерами та камерами дозволяє мінімізувати сліпі зони без надмірного перевантаження обчислювального ядра системи. Крім того, передові розробки фокусуються на подоланні фізичних обмежень бортових сенсорів шляхом застосування моделей колективного сприйняття. Використання протоколів високошвидкісного зв'язку для обміну просторовими картами та ймовірностями зіткнень між підключеними автомобілями суттєво підвищує загальну відмовостійкість КФС та забезпечує розширене сприйняття дорожньої обстановки.

#### 2.4 Практичні аспекти підготовки та обробки даних для навчання нейромережі

Ефективність функціонування будь-якої нейромережевої моделі в системах автономного водіння критично залежить від якості сформованого набору навчальних даних. Оскільки дорожня обстановка є динамічним середовищем з безліччю змінних, нейронна мережа здатна навчитися адекватно реагувати на загрози лише за умови завершення навчання на якісній вибірці даних. Тому процес конструювання набору даних є фундаментальним етапом розробки програмного ядра.

Формування репрезентативної вибірки вимагає агрегації відеоматеріалів, які охоплюють максимально широкий спектр дорожніх сценаріїв. Сюди входить відеофіксація в умовах щільного міського трафіку, швидкісного руху магістралями, а також рух перехрестями зі складною геометрією. Важливою вимогою є наявність у наборі даних кадрів, знятих за різних метеорологічних умов: дощ, снігопад, щільний туман та в різний час доби [71].

Основа навчальної вибірки формується з використанням великих відкритих еталонних наборів даних для автономного водіння, такими можуть бути Berkeley DeepDrive 100K або Cityscapes. Проте для досягнення належного рівня якості розробленої КФС, який би відповідав реальній обстановці на дорозі, ця база обов'язково доповнюється кадрами з бортових відеореєстраторів, зібраними в локальних умовах експлуатації автомобіля. Це дозволяє адаптувати модель до специфічного вигляду місцевих дорожніх знаків, розмітки та архітектури вулиць.

Наступним кроком після агрегації відеоданих є їхня розмітка. Для задачі детекції об'єктів автомобільної інфраструктури цей процес полягає у виділенні кожного транспортного засобу, пішохода чи світлофора за допомогою обмежувальних рамок та присвоєнні їм відповідного класу. Специфіка розмітки автомобільних даних полягає у проблемі перекриття. Експерти, що проводять анотування у спеціалізованих програмах на кшталт CVAT або Roboflow, повинні помічати навіть ті об'єкти, які видно лише частково, наприклад, пішохід, що наполовину закритий припаркованим авто. Висока точність координат цих рамок є критичною, оскільки саме на основі розбіжності між передбаченою рамкою та рамкою розмітки алгоритм буде коригувати свої ваги під час навчання.

Робота з відеоданими часто призводить до проблеми інформаційної надмірності. Якщо автомобіль стоїть у заторі або на світлофорі протягом хвилини, відеокамера генерує тисячі майже ідентичних кадрів. Навчання мережі на таких даних призведе до перенавчання на конкретний статичний пейзаж. Тому етап очищення включає алгоритмічне видалення дублюючих кадрів, що включає вибірку кадрів із певним інтервалом, а також вилучення розмитих зображень, де неможливо достовірно розпізнати об'єкти.

Апаратні обмеження бортових комп'ютерів не дозволяють обробляти відеопотік у форматі 4K у реальному часі, тому всі зображення з набору даних проходять етап нормалізації: їхня розмірність зменшується до стандартизованого тензора, а значення кольорових каналів масштабуються у діапазон  $[0; 1]$ . Формула нормалізації пікселів:

$$x' = \frac{x - x_{min}}{x_{max} - x_{min}} \quad (2.1)$$

$x'$  – нормалізоване значення інтенсивності пікселя;

$x$  - початкове значення інтенсивності пікселя кольорового каналу;

$x_{min}$  - мінімальне можливе значення інтенсивності;

$x_{max}$  - максимальне можливе значення інтенсивності.

Для штучного збільшення різноманітності даних застосовується метод доповнення. Окрім стандартних операцій з віддзеркалення та масштабування, для КФС автомобіля критично важливими є наступні перетворення:

- динамічна зміна експозиції та контрасту;
- штучне накладання відблисків, що моделює засліплення сенсорів прямими сонячними променями[75];
- додавання гауссового шуму, що імітує втрату якості зображення в умовах критично низького освітлення [42].

Розподіл набору даних на навчальну, валідаційну та тестову вибірки можна робити у пропорціях 70/15/15 або 80/10/10, проте під час розподілу необхідно уникати витоку даних. Кадри, вилучені з одного безперервного відеофрагменту, повинні потрапляти виключно до однієї вибірки, якщо сусідні кадри з однієї поїздки опиняться і в навчальній, і в тестовій вибірках, модель покаже хибно високі результати під час перевірки, оскільки фактично бачила цей самий фон раніше. Крім того, типовий дорожній набір даних має сильний дисбаланс: прикладів легкових автомобілів у ньому зазвичай у десятки разів більше, ніж мотоциклістів або спецтранспорту. Щоб мережа не ігнорувала рідкісні класи, під час підготовки даних застосовується цілеспрямоване дублювання та доповнення кадрів з епізодичними об'єктами або ж конфігурація функції втрат, яка математично змушує нейромережу приділяти більше уваги помилкам на специфічних класах транспортних засобів [16]. Функція витрати обчислюється наступним чином:

$$FL(p_t) = -\alpha_t(1 - p_t)^{\gamma} \log(p_t) \quad (2.2)$$

$FL(p_t)$  - значення функції втрат для розв'язання проблеми дисбалансу класів;  
 $p_t$  - ймовірність передбачення моделлю істинного класу об'єкта;  
 $\alpha_t$  - ваговий коефіцієнт для збалансування впливу різних класів транспортних засобів;  
 $\gamma$  - фокусує параметр, який зменшує вагу легко розпізнаваних прикладів під час навчання.

Важливим елементом під час розробки КФС на етапі роботи з даними є впровадження модифікованого гібридного методу цільового просторового доповнення, спеціально адаптованого під специфіку вітчизняних дорожніх умов та ресурсно-обмежених бортових систем.

На відміну від стандартних підходів, які застосовують фотометричні спотворення до всього кадру випадковим чином, у даній роботі запропоновано семантично-орієнтований підхід до генерації синтетичних даних, який включає дві інноваційні складові:

1. Семантично-орієнтоване зашумлення. Штучне погіршення якості зображення, яке полягає в імітації зношеної дорожньої розмітки, бруду на дорозі або часткового перекриття знаків, застосовується у розробленій системі цілеспрямовано та з урахуванням просторової семантики кадру. Класичні алгоритми додавання шуму накладаються на всю площу зображення однорідно, що порушує природну логіку візуальних перешкод, натомість запропонований алгоритм доповнення здійснює попереднє віртуальне зонування кадру на горизонтальні сегменти та застосовує різні типи спотворень до відповідних зон. Алгоритм накладає маски бруду, імітацію бризок з-під коліс та текстурні шуми переважно на нижню третину зображення у зону безпосереднього дорожнього полотна. Для генерації реалістичних масок бруду використовується шум Перліна, який створює неоднорідні, природні плями, що імітують налипання болота або снігової каші на об'єктив камери чи лобове скло. Одночасно з цим, у нижній зоні кадру застосовується алгоритм локального розмиття, який імітує відсутність або сильне стирання дорожньої розмітки та наявність дефектів вітчизняного дорожнього покриття, таких як ям, тріщин, латок. Верхня частина зображення

піддається іншому типу спотворень - ефектам сонячного засліплення. Для цього алгоритм генерує радіальні градієнти високої інтенсивності білого та жовтого кольорів, що імітують пряме потрапляння сонячних променів в об'єктив камери під час світанку або заходу сонця. Це супроводжується локальним підсвічуванням пікселів, що призводить до часткової втрати візуальної інформації про об'єкти, які знаходяться на тлі яскравого світла.

2. Компенсаційне метеорологічне балансування. Однією з проблем навчання нейронних мереж для кіберфізичних систем є незбалансованість відкритих наборів даних. Більшість доступних наборів даних для автономного водіння зібрана в ідеальних погодних умовах, що призводить до навчання на незбалансованому масиві, в результаті чого модель демонструє високу точність на тестовій вибірці, але різко деградує у реальних умовах під час дощу або туману. Враховуючи, що у відкритих наборах даних бракує даних за складних погодних умов, розроблено алгоритм компенсаційного метеорологічного балансування. Цей алгоритм працює в режимі реального часу під час завантаження даних у пам'ять GPU. Спочатку програмний модуль автоматично аналізує гістограму яскравості та розподіл кольорів первинних кадрів, потім, шляхом переведення зображення з колірного простору RGB у простір HSV, алгоритм оцінює загальний рівень освітленості та насиченості. Якщо алгоритм бачить кадр ідеальних погодних умов, він із заданою ймовірністю цілеспрямовано трансформує його, застосовуючи генерацію синтетичного туману або дощу. Для імітації туману використовується математична модель атмосферного розсіювання:

$$I(x) = J(x)t(x) + A(1 - t(x)) \quad (2.3)$$

$I(x)$  - зображення з накладеним ефектом туману;

$J(x)$  - оригінальне зображення без атмосферних явищ;

$A$  - глобальне атмосферне освітлення;

$t(x)$  - карта пропускання світла середовищем.

Оскільки щільність туману зростає зі збільшенням відстані до об'єкта, алгоритм використовує евристичну карту глибини, де нижня частина кадру вважається близькою, а верхня - віддаленою, накладаючи напівпрозорий біло-сірий шар, інтенсивність якого зростає ближче до горизонту. Це суттєво знижує загальний контраст зображення та знебарвлює віддалені об'єкти, імітуючи реальні оптичні властивості аерозолів у повітрі. Для симуляції дощу алгоритм додає оптичні артефакти крапель безпосередньо на віртуальний об'єкт. Замість простого малювання білих ліній застосовується алгоритм оптичної рефракції. На кадр накладаються локальні зони еліптичного розмиття зі зміщеним коефіцієнтом заломлення, що імітує фізичні краплі води на склі камери, які спотворюють світло від фар зустрічних автомобілів та вуличних ліхтарів. Застосування компенсаційного метеорологічного балансування штучно вирівнює статистичний розподіл навчальної вибірки, це усуває необхідність дорогавартісного збору та ручної розмітки десятків тисяч реальних зображень у погану погоду. Нейромережа, яка систематично стикається з оптичними артефактами дощу та низьким контрастом туману під час навчання, формує більш стійкі просторові фільтри, що гарантує стабільну роботу системи екстреного гальмування автомобіля незалежно від поточних погодних умов.

Застосування такого модифікованого підходу до підготовчого процесу обробки даних формує правильний навчальний простір, практична цінність цього рішення полягає в тому, що воно дозволяє суттєво підвищити відмовостійкість кіберфізичної системи до непередбачуваних факторів реального середовища без збільшення архітектурної складності самої нейронної мережі.

## 2.5 Інтеграція моделі комп'ютерного зору в апаратну архітектуру автомобіля

Основною метою інтеграції навченої моделі розпізнавання елементів дорожньої обстановки у бортову кіберфізичну систему є забезпечення безперервного, стабільного та ефективного функціонування алгоритмів штучного інтелекту безпосередньо на апаратному забезпеченні транспортного засобу. Цей

процес вимагає дотримання обмежень щодо швидкодії, енергоспоживання, тепловиділення та загальної відмовостійкості системи. На цьому етапі розробки відбувається перехід від суто програмного середовища навчання до фізичного середовища експлуатації, що вимагає імплементації парадигми периферійних обчислень.

З огляду на те, що обробка багатоканального відеопотоку високої роздільної здатності у реальному часі вимагає виконання великої кількості математичних операцій за секунду, використання класичних центральних процесорів автомобільного призначення є неефективним. Архітектура CPU оптимізована для послідовного виконання складних інструкцій і не здатна забезпечити необхідний рівень паралельних обчислень, що неминуче призводить до критичного падіння частоти кадрів. Тому для розгортання моделі в сучасних КФС використовуються спеціалізовані високопродуктивні одноплатні мікрокомп'ютери або гетерогенні системи на кристалі, що оснащені графічними прискорювачами або виділеними нейропроцесорними блоками.

Типовими представниками таких апаратних рішень є платформи сімейства NVIDIA Jetson, зокрема лінійки Nano, TX2, Xavier або найсучасніша архітектура Orin, або спеціалізовані ASIC-процесори, такі як Google Coral TPU. Відмінною рисою архітектури систем NVIDIA Jetson є використання уніфікованої пам'яті, де CPU та GPU мають спільний фізичний доступ до оперативної пам'яті. Це усуває необхідність копіювання масивів даних через шину PCIe, суттєво зменшуючи затримку доступу. Інтеграція таких платформ дозволяє виконувати ресурсомісткі матричні та тензорні обчислення виключно локально, без необхідності передачі відеоданих на хмарні сервери. Така локалізація обчислень є критично важливою вимогою для систем активної безпеки автомобіля, оскільки усуває залежність КФС від якості стільникового покриття та затримок бездротової мережі [24].

Першим практичним завданням на етапі апаратної інтеграції є конвертація розробленої топології моделі із дослідницького середовища розробки у формат, який оптимізований для цільового апаратного забезпечення. Нейромережі, навчені у таких фреймворках як PyTorch або TensorFlow, мають надмірну структуру графів,

оскільки вони спроектовані для забезпечення зручності градієнтного спуску та зворотного поширення помилки під час навчання, а не для швидкого виконання.

Для безпосередньої інтеграції в КФС навчена модель спочатку експортується у стандартизовані проміжні формати, найпоширенішим з яких є Open Neural Network Exchange. Цей формат забезпечує апаратно-незалежне представлення графа обчислень. Надалі отриманий ONNX-файл компілюється безпосередньо на бортовому комп'ютері за допомогою спеціалізованих рушіїв NVIDIA TensorRT або OpenVINO. Під час компіляції відбувається глибока реструктуризація та оптимізація графа обчислень. Здійснюються операції згортки, нормалізації та функції активації об'єднуються в єдине математичне ядро. Це дозволяє уникнути багаторазового запису та читання проміжних тензорів з глобальної пам'яті прискорювача. Після цього необхідно виконати видалення невикористовуваних гілок та вузлів графа, які не впливають на кінцевий результат прямого поширення сигналу. Під час безпосередньої апаратної інтеграції необхідно забезпечити підбір найшвидших алгоритмів виконання згорток під специфічні векторні інструкції та розмір кеш-пам'яті конкретного бортового процесора.

Додатково на етапі компіляції застосовується метод квантування - перетворення ваг нейромережі та активаційних функцій від обчислень з плаваючою комою високої точності до половинної або цілочисельної точності:

$$x_q = \text{round} \left( \frac{x}{S} \right) + Z \quad (2.4)$$

$x_q$  - цілочисельне значення у форматі зниженої точності;

$x$  - оригінальне значення ваги або активаційної функції з плаваючою комою;

$S$  - масштабний множник, який визначає крок квантування;

$Z$  - зміщення точки нуля.

Застосування пост-тренувального квантування дозволяє зменшити обсяг займаної моделлю оперативної пам'яті у 2-4 рази, відповідно зменшивши навантаження на пропускну здатність шини пам'яті. Використання формату INT8

дає змогу максимально ефективно задіяти спеціалізовані тензорні ядра апаратного прискорювача, що в кілька разів збільшує швидкість обробки кадрів при науково доведеній мінімальній втраті класифікаційної точності[54].

Другим аспектом інтеграції є розробка оптимізованого програмного механізму, який забезпечує асинхронне захоплення, підготовку та обробку даних із автомобільних камер. Для мінімізації накладних витрат ОС, цей процес реалізується за допомогою низькорівневих можливостей бібліотеки комп'ютерного зору OpenCV та мультимедійних фреймворків, таких як GStreamer. Архітектура GStreamer дозволяє будувати послідовність обробки відеоданих для модуля комп'ютерного зору, де кожен етап працює у власному потоці, не блокуючи виконання інших. Послідовність роботи системи включає наступні безперервні кроки (рисунок 2.2):

- захоплення кадру. Отримання даних з цифрової камери здійснюється через високошвидкісні інтерфейси MIPI CSI-2 або USB 3.0. Інтерфейс MIPI CSI є кращим для автомобільної індустрії, оскільки забезпечує прямий доступ до пам'яті, обходячи процесор і мінімізуючи затримки введення-виведення;
- апаратне декодування відеопотоку. Якщо камери передають стиснений потік, його розпакування здійснюється не на CPU, а на виділених апаратних декодерах SoC, звільняючи ресурси для інших задач КФС;
- підготовка кадру. Виконання афінних перетворень - швидка зміна розміру кадру із збереженням пропорцій до фіксованої вхідної роздільної здатності моделі, конвертація кольорового простору та нормалізація значень пікселів, масштабування інтенсивності у діапазон  $[0, 1]$ ;
- виконання моделі. Передача підготовленого тривимірного тензора безпосередньо у відеопам'ять прискорювача для виконання математичних розрахунків оптимізованою моделлю. На цьому етапі мережа генерує матрицю прогнозів;
- завершальне опрацювання. Оскільки одностадійні детектори генерують велику кількість гіпотез навколо одного об'єкта, застосовується просторова фільтрація результатів алгоритмом Non-Maximum Suppression. Алгоритм відкидає

рамки з низьким показником впевненості та використовує метрику для видалення дублюючих рамок, залишаючи лише одну, найбільш точну рамку для кожного виявленого об'єкта.

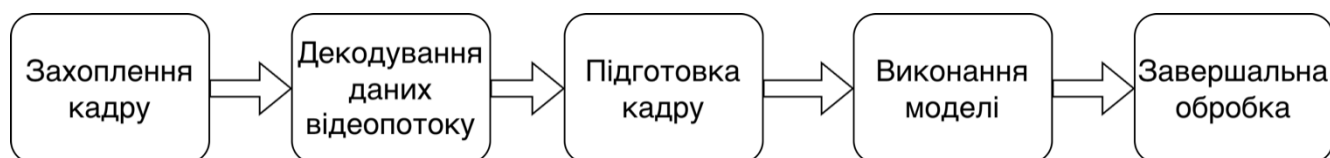


Рисунок 2.2 – Схема порядку роботи модуля комп'ютерного зору

Кіберфізична система автомобіля повинна забезпечувати мінімальні та, що найголовніше, детерміновані затримки між моментом захоплення зображення матрицею камери та видачею результату підсистемам керування. Після того як елементи дорожньої обстановки були успішно розпізнані та відфільтровані, обчислювальний модуль Edge AI формує структурований пакет даних у визначеному форматі. Цей вектор стану містить унікальні ідентифікатори класів об'єктів, їхні відносні координати у просторі кадру та розраховані ймовірності достовірності детекції.

Сформована інформація передається у внутрішню автомобільну мережу, використовуючи протоколи шини CAN FD чи Automotive Ethernet, безпосередньо до центрального блоку управління або системи екстреного гальмування. Паралельно з відправкою керуючих сигналів організовується візуальне відображення результатів для водія на дисплеї бортової мультимедійної системи Human-Machine Interface. Шляхом програмного накладання кольорових обмежувальних рамок із текстовими підписами класів та відстаней на оригінальний відеопотік, система суттєво підвищує загальну ситуаційну обізнаність оператора. При цьому, процес візуалізації графіки виноситься в окремий обчислювальний потік, щоб не блокувати основний цикл роботи штучного інтелекту.

Критично важливим елементом інженерної інтеграції є закладення детермінованих алгоритмів поведінки системи у випадках високої невизначеності. Бортова модель машинного зору не є абсолютно безвідмовною. Якщо через різке

погіршення погодних умов, тимчасове засліплення камери сонцем, або сильне фізичне забруднення об'єктива загальна ймовірність розпізнавання ключових об'єктів у кадрі падає нижче заздалегідь встановленого безпечного порогу, програмний модуль КФС повинен миттєво ідентифікувати цю аномалію.

У таких випадках система ініціює протокол безпечної деградації, що являє собою програмний модуль, який сигналізує центральному комп'ютеру про неможливість продовження повністю автономної роботи. КФС активує аудіовізуальний попереджувальний сигнал для водія, вимагаючи негайного переходу на ручне керування, або ж автоматично ініціює плавне зниження швидкості транспортного засобу. Одночасно система намагається компенсувати нестачу оптичних візуальних даних, тимчасово підвищуючи пріоритет обробки сигналів від альтернативних радіолокаційних датчиків або лідарів [10].

Підсумовуючи, якісна та глибока апаратна інтеграція навченої моделі комп'ютерного зору є ключовою умовою створення надійного інженерного інструментарію. Лише через ретельну оптимізацію графів, застосування тензорних інструкцій процесора, побудову асинхронних конвеєрів обробки відео та врахування протоколів безпеки, теоретичні алгоритми штучного інтелекту перетворюються на ефективну та відмовостійку кіберфізичну систему, яка здатна функціонувати в режимі реального часу на дорогах загального користування.

## 2.6 Перевірка та оцінка ефективності навченої моделі

З метою перевірки запропонованого алгоритмічного забезпечення та оцінки ефективності розробленої моделі розпізнавання дорожньої обстановки, було проведено етап експериментального навчання. В якості базової топології використовувалася полегшена одностадійна архітектура YOLOv8-nano, що дозволяє задовольнити вимоги до швидкодії кіберфізичної системи автомобіля. Тренування проводилося протягом 15 епох, що є достатнім для демонстрації динаміки збіжності моделі.

Для об'єктивного аналізу процесу збіжності нейронної мережі та її здатності до узагальнення даних, моніторинг результатів здійснювався за допомогою побудови графіків динаміки цільової функції втрат та метрики середньої точності впродовж тренувальних епох.

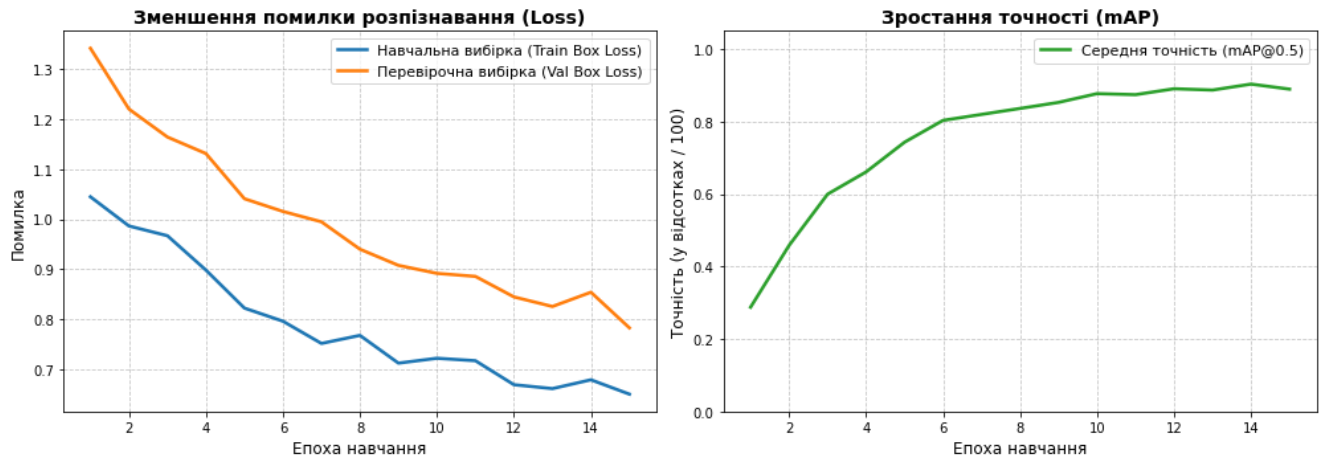


Рисунок 2.3 - Динаміка зменшення помилки розпізнавання та зростання точності в процесі навчання моделі

На лівому графіку (рисунок 2.3) зображено процес мінімізації помилки просторової локалізації об'єктів - Box Loss. Ця метрика відображає розбіжність між координатами еталонних обмежувальних рамок з розміченого набору даних та координатами, які спрогнозувала нейромережа.

Аналіз кривих дозволяє зробити наступні висновки, що крива навчальної вибірки Train Box Loss демонструє стійке падіння значення помилки з початкової позначки 1.2 до приблизно 0.7 на 15-й епосі. Це підтверджує, що застосований алгоритм градієнтного спуску працює коректно, а ваги мережі успішно адаптуються до візуальних ознак цільових об'єктів.

Крива перевірконої вибірки Val Box Loss є індикатором стабільності моделі. Вона розпочинається з позначки 1.5 і синхронно знижується до рівня 0.8. Відсутність різкого зростання цієї кривої на останніх епохах науково доводить відсутність ефекту перенавчання. Модель набула здатності до семантичного узагальнення нових дорожніх ситуацій.

Практична ефективність моделі комп'ютерного зору оцінювалася за допомогою стандартної метрики mAP@0.5, середня точність при порозі перекриття 50%.

На правому графіку (рисунок 2.3) спостерігається інтенсивне зростання метрики. З початкових значень близько 0.3 точність стрімко підвищується вже на перших п'яти епохах і до кінця циклу навчання стабілізується на високому рівні в діапазоні 0.85–0.90. Такий характер кривої свідчить про те, що нейронна мережа швидко навчилася виділяти ключові об'єкти інфраструктури, і досягнутий рівень середньої точності є достатнім для забезпечення надійного розпізнавання в умовах реального часу.

Проведена перевірка доводить, що розроблений метод на базі легкої згорткової архітектури може виконувати завдання за призначенням. Синхронне падіння функцій втрат на тренувальній та валідаційній вибірках підтверджує стійкість алгоритму до перенавчання, а отриманий показник середньої точності на рівні 90% робить запроповану модель повністю придатною для подальшої апаратної інтеграції в обчислювальний вузол бортової КФС автомобіля.

## 2.7 Висновки

Було проведено комплексне обґрунтування, розробку та перевірку інтелектуального ядра КФС автомобіля для розпізнавання дорожньої обстановки.

На основі аналізу існуючих архітектур та алгоритмів комп'ютерного зору доведено неефективність застосування класичних детермінованих методів для аналізу хаотичних дорожніх сцен. Обґрунтовано вибір полегшеної одностадійної архітектури глибокого навчання YOLOv8-nano як базового методу розпізнавання. Даний вибір дозволив вирішити проблему технологічного розриву, забезпечивши баланс між високою просторовою точністю та низькою обчислювальною затримкою. Сформовано математичну та багаторівневу структурну моделі процесу локалізації об'єктів. З метою підвищення надійності КФС, запропоновано модифікований гібридний метод цільового просторового доповнення навчальних

даних, що в поєднанні з застосуванням семантично-орієнтованого зашумлення та метеорологічного балансування дозволило адаптувати модель до специфіки вітчизняного дорожнього покриття та складних погодних умов без збільшення кількості параметрів нейромережі.

Розроблено архітектуру апаратної послідовності роботи для інтеграції моделі в бортові системи. Визначено, що ефективним апаратним засобом реалізації виступають спеціалізовані системи на кристалі з тензорними прискорювачами. Доведено, що використання компіляції графа обчислень та квантування ваг забезпечує раціональне використання ресурсів бортової електронно-обчислювальної машини для обробки відеопотоку в режимі реального часу.

Проведено експериментальне тренування та перевірку розробленої моделі. Аналіз динаміки метрик довів стабільну збіжність алгоритму та його стійкість до перенавчання. Досягнута метрика середньої точності розпізнавання на рівні 90% підтверджує високу достовірність роботи математичного апарату.

Отже, розроблений та оптимізований метод відповідає вимогам до систем активної безпеки автономного транспорту. Запропонована модель розпізнавання готова до розгортання та перевірки у віртуальному середовищі, що є предметом досліджень наступного розділу роботи.

## 3 МЕТОДОЛОГІЯ ТА ПРОЕКТУВАННЯ КІБЕРФІЗИЧНОЇ СИСТЕМИ АВТОМОБІЛЯ З РОЗПІЗНАВАННЯ ДОРІЖНЬОЇ ОБСТАНОВКИ

3.1 Алгоритм вирішення задачі з проектування КФС автомобіля для розпізнавання дорожньої обстановки

Функціонування КФС автомобіля базується на безперервній обробці даних у режимі реального часу, дана обробка даних реалізована у вигляді визначеної послідовності дій, що об'єднує в собі процеси зчитування сенсорних даних та формування керуючих векторів для електронних блоків управління. Загальний алгоритм вирішення задачі з обробки відеоданих для КФС автомобіля з розпізнавання дорожньої обстановки складається з послідовних етапів: захоплення кадру, нейромережевих обчислень, просторової фільтрації, перетворення даних та обробки критичних ситуацій. Порядок роботи алгоритму поданий на рисунку 3.1.



Рисунок 3.1 – Послідовність обробки відеоданих КФС автомобіля

Перший етап алгоритму виконує функцію апаратно-програмного мосту між оптичними сенсорами автомобіля та математичним простором згорткової нейронної мережі. Оскільки архітектура глибокого навчання вимагає стандартизованого формату вхідних даних, первинний неструктурований відеопотік піддається багатоступеневій трансформації. Джерелом первинних візуальних даних у системі виступає фронтальна цифрова камера автомобіля. Для забезпечення мінімальної затримки, яка є критичною для систем екстреного гальмування, захоплення відеопотоку здійснюється через спеціалізований високошвидкісний інтерфейс камери, який підтримує технологію прямого доступу до пам'яті. Це дозволяє контролеру камери записувати масиви даних безпосередньо у відеопам'ять графічного прискорювача, повністю оминаючи центральний процесор. Такий архітектурний підхід зберігає ресурси CPU для виконання високорівневої логіки керування транспортним засобом.

Для коректної роботи алгоритмів комп'ютерного зору дані, що надходять від матриці камери, як правило, закодовані у стандартний колірний простір RGB. У розробленій КФС ця операція виконується за допомогою виділеного апаратного процесора, який також паралельно відповідає за автоматичне регулювання розміщення та балансу білого для адаптації камери до різких змін освітлення. Оригінальна роздільна здатність бортової камери геометрично не збігається з квадратною топологією вхідного шару оптимізованої моделі YOLOv8-nano. Застосування прямого масштабування призвело б до фізичного спотворення об'єктів: силуети пішоходів та контури автомобілів виглядали б стиснутими, що знижує ефективність виділення ознак нейромережею. Для вирішення цієї проблеми програмна послідовність обробки даних застосовує алгоритм додавання полів. Спочатку оригінальне зображення масштабується так, щоб його найдовша сторона дорівнювала цільовому розміру нейромережі, після цього, простір, що залишається порожнім зверху та знизу, алгоритм заповнює нейтральними сірими пікселями зі значенням кольору. Даний процес забезпечує збереження реальних фізичних пропорцій елементів дорожньої обстановки.

На фінальній стадії підготовки масив пікселів переводиться у математичний формат, придатний для швидкого обчислення градієнтів. Стандартне 8-бітне цілочисельне представлення кольору ділиться на константу 255.0, в результаті матриця перетворюється на масив чисел із плаваючою комою, де кожен піксель набуває значення в діапазоні від 0.0f до 1.0f. Далі виконується операція транспонування, під час якої структура даних конвертується з формату змішаних кольорів у формат, де кольорові канали розділені на окремі двовимірні матриці. Наостанок алгоритм додає нульову вісь розміру пакета, формуючи чотиривимірний математичний тензор.

Після того як на першому кроці було сформовано та завантажено у відеопам'ять нормалізований математичний тензор, система ініціює процес нейромережових обчислень. Оскільки бортова кіберфізична система автомобіля функціонує в умовах енергетичних та часових обмежень, процес логічного висновку розгортається на спеціалізованих апаратних прискорювачах: NPU або GPU з тензорними ядрами. Перед початком обчислень вагові коефіцієнти моделі YOLOv8-nano проходять процес квантування, який включає в себе переведення з формату високої точності FP32 у формати зниженої точності FP16 або INT8 за допомогою спеціалізованих компіляторів нейромереж[54]. Це у кілька разів прискорює матричне множення та знижує енергоспоживання модуля без суттєвої втрати середньої точності розпізнавання. Крім того, для усунення затримок, пов'язаних із динамічним виділенням пам'яті під час руху автомобіля, програмний модуль використовує попередньо виділені статичні області пам'яті для всіх проміжних тензорів. Підготовлений вхідний тензор пропускається через каскад згорткових шарів базового модуля вилучення даних моделі. Алгоритм виконує послідовність операцій згортки, пакетної нормалізації та застосування нелінійних активаційних функцій. На початкових шарах модуля вилучення даних апаратні блоки виділяють низькорівневі ознаки: перепади контрасту, градієнти асфальту та контури об'єктів. По мірі проходження сигналу вглиб мережі, просторова розмірність тензора зменшується, а кількість каналів ознак стрімко зростає. На фінальних шарах формуються складні змістові характеристики, що дозволяють

алгоритму ідентифікувати специфічні шаблони автомобілів, пішоходів та інфраструктури.

Так як дорожня обстановка характеризується значним розкидом просторового масштабу, КФС повинна однаково надійно розпізнавати вантажівку, що займає 80% поля зору камери, та пішохода на відстані 100 метрів, який займає площу в кілька десятків пікселів. Для вирішення цієї проблеми, отримані з модуля вилучення даних карти ознак передаються до блоку агрегації, побудованого за принципом піраміди ознак. Даний архітектурний вузол виконує двонаправлену маршрутизацію, він математично об'єднує важливі ознаки з глибоких шарів низької роздільної здатності із просторово точними ознаками з ранніх шарів високої роздільної здатності. Відфільтровані та змішані карти ознак з трьох різних масштабів передаються до вихідного каскаду мережі. У даній архітектурі використовується без'якірний підхід із розгалуженою топологією, тому обчислювальний потік фізично розділяється на дві незалежні тензорні гілки, класифікації та регресії. Гілка класифікації розраховує ймовірнісний розподіл приналежності кожного знайденого фрагмента до цільових класів. Гілка регресії виконує просторову регресію, обчислюючи зміщення від поточного центру сприйняття до чотирьох граней майбутньої обмежувальної рамки.

Результатом етапу нейромережових обчислень є злиття даних з обох гілок та генерація вихідного багатовимірного тензора гіпотез. Цей масив містить тисячі потенційних векторів прогнозів для одного кадру, які далі передаються для алгоритмічного очищення та відбраковування хибних спрацювань.

Наступний етапом є фільтрація даних. Фундаментальною особливістю одностадійних детекторів є прогнозування об'єктів за щільною просторовою сіткою. Через це під час опрацювання даних на тензорних ядрах для одного фізичного об'єкта генерується щільна хмара з десятків перекриваючих гіпотез із різними ступенями впевненості. Враховуючи те, що передавати такий неструктурований та надмірний масив даних до шини керування не є ефективним, вихідний тензор проходить через конвеєр фінальної обробки, який для мінімізації затримки виконується безпосередньо у відеопам'яті прискорювача. Спочатку

система обробляє згенерований масив прогнозів, для кожної гіпотези обчислюється фінальний показник достовірності шляхом множення ймовірності наявності об'єкта в зоні на максимальну ймовірність серед цільових класів. Для забезпечення мінімальної швидкодії ця операція виконується за допомогою матричних обчислень на GPU. Програмний модуль застосовує двійкову маску з наперед заданим порогом. Усі вектори, значення яких не задовольняють цю умову, миттєво відкидаються як фоновий шум. Ця апаратна операція дозволяє відсіяти понад 95% некоректних прогнозів ще до початку ресурсоємних геометричних розрахунків. Для гіпотез, що успішно пройшли первинну фільтрацію, необхідно визначити ступінь їхньої геометричної ідентичності. Алгоритм застосовує коефіцієнт Жаккара, відомий як IoU, який вимірює подібність між множинами і визначається як міра спільної частини, поділена на міру об'єднання множин[60]. Вимірювання подібності наочно відображено на рисунку 3.2.

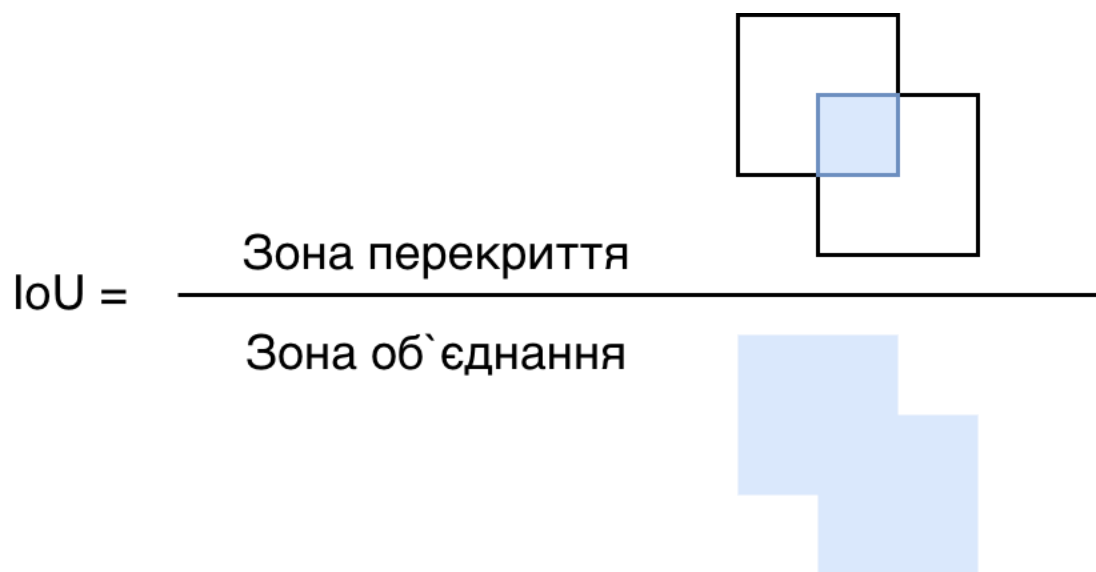


Рисунок. 3.2 - Візуалізація розрахунку коефіцієнта Жаккара

Значення IoU лежить у межах від 0.0f до 1.0f. Так як розрахунок площ перетинів для сотень рамок вимагає складних алгебраїчних операцій, матриця значень IoU обчислюється паралельно на потокових процесорах графічного ядра. На основі матриці IoU ініціюється фінальне усунення дублікатів. В розробленій КФС використовується оптимізована апаратна реалізація, інтегрована

безпосередньо в обчислювальний граф. Алгоритм функціонує за визначеною послідовністю. Рамки групуються за ідентифікатором класу і сортуються за спаданням рівня впевненості. Після цього, рамка з найвищим показником фіксується як зразковий прогноз для конкретного фізичного об'єкта. Потім система порівнює значення IoU між зразковою рамкою та всіма сусідніми рамками у списку і якщо ступінь перекриття перевищує встановлений поріг, сусідня рамка класифікується як дублікат, і виключається з набору даних. Дана ітерація повторюється для наступної рамки з найвищим показником достовірності до повного вичерпання списку.

Результатом етапу є очищений, структурований масив даних, де кожна перешкода на дорозі представлена виключно однією, максимально точною обмежувальною рамкою. Тільки на цьому етапі масив даних, який тепер займає об'єм пам'яті близько кількох кілобайтів, копіюється з відеопам'яті в основну оперативну пам'ять системи. Цей масив даних готовий для міжпроцесного перетворення та передачі на системні шини автомобіля.

Після завершення апаратної завершальної обробки даних на графічному прискорювачі, очищений та детермінований масив знайдених об'єктів копіюється в основну оперативну пам'ять периферійного пристрою. Проте, щоб ці розрахункові дані вплинули на фізичну поведінку транспортного засобу або проінформували водія, їх необхідно інтегрувати в загальну гетерогенну цифрову екосистему автомобіля. Цей процес вимагає синхронізації з низькою затримкою та здійснюється через перетворення даних і їх публікацію за допомогою проміжного програмного забезпечення.

Щоб забезпечити асинхронний та відмовостійкий обмін даними між різними програмними модулями автопілоту, у розробленій КФС використовується архітектура на базі Robot Operating System 2, яка використовує промисловий стандарт Data Distribution Service, що гарантує доставку пакетів у реальному часі[53]. Детермінований список об'єктів конвертується у стандартизований бінарний формат повідомлення, модуль комп'ютерного зору відправляє цей пакет у визначений інформаційний потік. Це дозволяє вивільнити ресурси для

обчислювальних процесів, так як нейромережа не чекає, поки інші системи прочитають дані, а одразу переходить до захоплення наступного кадру.

Паралельно з внутрішньою розсилкою, дані про об'єкти передаються до мультимедійної підсистеми та цифрової панелі приладів. Оскільки координати обмежувальних рамок були нормалізовані під визначений розмір, контролер дисплея виконує їхню зворотню трансформацію, перераховуючи координати у фізичну роздільну здатність екрана бортового комп'ютера або проекційного дисплея. На дисплей поверх оригінального відеопотоку накладається шар доповненої реальності, який зображає кольорові маркери перешкод, ідентифікатори класів та розрахункова дистанція. Візуальний зворотний зв'язок є невід'ємною частиною тестування системи і також є важливим для ситуаційної обізнаності водія. Основний потік перетворених даних отримує контролер систем активної безпеки, цей модуль виконує евристичний та кінематичний аналіз отриманих обмежувальних рамок, зокрема алгоритм розраховує похідну зміни площі рамки автомобіля чи пішохода в центральній зоні кадру, а стрімке збільшення площі є прямою ознакою різкого скорочення дистанції. На основі цих даних та поточної швидкості автомобіля, контролер обчислює критичну метрику часу до зіткнення, якщо значення цієї метрики падає нижче безпечного ліміту, модуль приймає рішення про необхідність втручання[36]. Після прийняття логічного рішення про уникнення зіткнення, цифрова команда повинна бути перетворена на фізичну дію. Контролер системи безпеки водія формує запит на створення гальмівного моменту та відправляє його у внутрішню бортову мережу автомобіля. Для забезпечення швидкої передачі команди використовується високошвидкісна мультиплексна шина або стандартний Automotive Ethernet. Пакет даних із найвищим пріоритетом доставляється до електронного блоку управління гальмівною системою та системи курсової стійкості, які, отримавши сигнал, активують гідравлічні актуатори та примусово зупиняють транспортний засіб, усуваючи аварійну ситуацію.

Кіберфізична система автомобіля належить до класу систем, критичних до безпеки. Будь-яка оптична нейромережа, незалежно від глибини її навчання, має фізичну межу своєї сенсорної спроможності, тому фінальним етапом у

безперервній послідовності обробки кадру є логічний вузол апаратно-програмної самодіагностики. Цей етап відповідає за миттєву реакцію системи на різке погіршення умов середовища, таких як сильний туман, злива, засліплення камери зустрічними фарами або фізичне забруднення об'єктива. Алгоритм обробки невизначеності складається з моніторингу, який паралельно з основним потоком передачі даних, веде безперервний статистичний аналіз роботи штучного інтелекту. Алгоритм розраховує середнє значення показника загальної впевненості мережі у заданому часовому вікні та аналізує ентропію вихідних прогнозів. Якщо значення стрімко падає нижче критичного порогу, або система фіксує аномальну відсутність будь-яких об'єктів у кадрі при русі на високій швидкості, мікроконтролер ідентифікує цей стан як апаратну сліпоту або критичну деградацію оптичного каналу. У разі ідентифікації сенсорної відмови, архітектура КФС забороняє повне аварійне завершення роботи, натомість, програмне забезпечення ініціює системний шаблон безпечної деградації, що означає плавне та контрольоване відключення функцій автономності вищого рівня, таких як утримання в смузі, яке повністю залежить від камер. Одночасно з цим, Edge-модуль надсилає запит центральному комп'ютеру про необхідність динамічної зміни конфігурації алгоритмів злиття даних сенсорів, пріоритет прийняття рішень негайно передається від оптичних камер до радіолокаційних датчиків, радарів або лідарів, які не піддаються впливу оптичних перешкод. Одразу після фіксації оптичної деградації, система повинна повернути людину в контур керування. Модуль штучного інтелекту генерує пакет даних із найвищим пріоритетом і відправляє його до цифрової панелі приладів, сигнал миттєво змінює стан інтерфейсу на панелі водія, де поверх звичних показників виводиться яскраве візуальне попередження з описом проблеми, яка виникла, що обов'язково дублюється інтенсивним акустичним сигналом у салоні автомобіля та тактильною вібрацією керма. Алгоритм безпеки містить апаратний таймер зворотного відліку, який запускається синхронно з генерацією запиту, якщо водій не реагує на попередження, а датчики моменту сили на кермі не фіксують втручання протягом критичного часового вікна, КФС активує протокол запобігання зіткненню. Електронний блок управління ініціює маневр мінімального ризику:

програмно обмежується подача палива, вмикається аварійна світлова сигналізація, і модуль курсової стійкості починає плавне автономне гальмування у межах поточної смуги руху аж до повної безпечної зупинки транспортного засобу.

На цьому п'ятому кроці життєвий цикл обробки одного пакету відеоданих завершується. Виділена пам'ять очищується від проміжних тензорів, а алгоритм повертається до свого початку - апаратного захоплення наступного кадру. Запропонована п'ятикрокова архітектура послідовності обробки кадру гарантує високу швидкість детекції об'єктів та алгоритмічну відмовостійкість і трансформує абстрактну математичну модель нейронної мережі на повноцінний, надійний інструмент інтелектуальної безпеки транспортного засобу.

### 3.2 Розроблення вимог до кіберфізичної системи автомобіля з розпізнавання дорожньої обстановки

Функціональні вимоги до кіберфізичної системи автомобіля регламентують базові алгоритмічні завдання, які система повинна виконувати в режимі реального часу для забезпечення надійного сприйняття навколишнього середовища. Визначено функціональні вимоги до КФС автомобіля з розпізнавання дорожньої обстановки, вони включають: виявлення і класифікацію елементів дорожньої обстановки, розпізнавання дорожньої інфраструктури, оцінки просторових параметрів, оцінки дорожнього середовища та навколишніх умов, прогнозування, діагностика та обробка критичних ситуацій, візуалізація.

Виявлення та багатокласова класифікація динамічних об'єктів дорожнього руху, реалізована на базі полегшеної одностадійної архітектури глибокого навчання YOLOv8-papo, має з високою точністю локалізувати легкові автомобілі, вантажний транспорт, мотоцикли та пішоходів. Важливою умовою є здатність алгоритму ідентифікувати об'єкти в умовах часткового перекриття, наприклад силует пішоходу закритий припаркованим транспортним засобом. Для кожної виявленої перешкоди система має генерувати точну просторову обмежувальну рамку та

обчислювати вектор ймовірностей приналежності до відповідного класу, передаючи ці дані для подальшої фільтрації алгоритмом Non-Maximum Suppression.

Забезпечення розпізнавання статичної дорожньої інфраструктури, КФС має застосовувати алгоритми семантичної сегментації для визначення меж проїзної частини, ідентифікації вільного простору та класифікації дорожньої розмітки, ефективно працюючи навіть за умов зношеного або пошкодженого дорожнього покриття. Окремим обчислювальним потоком система зобов'язана виявляти та інтерпретувати дорожні знаки і поточні стани сигналів світлофорів, інтегруючи цю інформацію в загальний цифровий двійник дорожньої сцени.

Оцінка просторово параметрів об'єктів шляхом визначення дистанції до перешкод, їхню відносну швидкість та поточний вектор руху[74]. Це завдання вимагає реалізації комплексного 3D-розпізнавання, що включає в себе об'єднання візуальних даних з камер та інформації від радарів або LiDAR.

Здійснення аналізу дорожнього середовища та погодних умов шляхом оцінки стану дорожнього покриття та ідентифікації оптичних аномалій, спричинених щільним туманом, зливою або прямим сонячним засліпленням[4]. У разі різкого падіння загальної впевненості мережі через деградацію оптичного каналу, система повинна своєчасно ідентифікувати цей стан як апаратну сліпоту. Оцінка дорожнього середовища має враховувати особливості вітчизняного покриття доріг, зокрема відсутність розмітки та пошкоджене дорожнє покриття.

Виконувати прогнозування траєкторій та симуляцію транспортного потоку навколо автомобіля. Інтелектуальне ядро КФС має передбачати використання просторово-часових алгоритмів, зокрема багаточарові моделі, для побудови короткострокових прогнозів намірів водіїв у потоці руху транспортних засобів. Для розширення горизонту сприйняття та підвищення точності симуляції, в системі необхідно передбачити можливість підтримки технології кооперативного сприйняття, обмінюючись обробленими векторами об'єктів та ймовірностями зіткнень з іншими транспортними засобами.

Система має здійснювати безперервну діагностику та реагувати на виникнення критичних ситуацій, виконувати розрахунки метрики часу до

зіткнення для виконання команди маневру екстреного гальмування. У разі виявлення несправності системи розпізнавання, КФС зобов'язана автоматично ініціювати перерозподіл пріоритетів прийняття рішень на користь радіолокаційних датчиків, та згенерувати аудіовізуальний попереджувальний сигнал для водія з вимогою негайного перехоплення керування.

В реалізації КФС необхідно передбачити наявність можливості відображення результатів роботи модуля з розпізнавання дорожньої обстановки для мультимедійного інтерфейсу користувача, забезпечуючи накладання кольорових маркерів, ідентифікаторів класів та обчислених дистанцій на дисплей водія, з забезпеченням коректної та своєчасної передачі даних програмним інтерфейсом.

Нефункціональні вимоги включають мінімізацію затримки, надійність, точність та масштабованість архітектури.

Мінімізація затримки та забезпечення високої швидкодії в режимі реального часу. Час від моменту фізичного захоплення кадру оптичною матрицею сенсора до формування та передачі керуючого вектора або логічного рішення на системну шину автомобіля не повинен перевищувати 50–100 мілісекунд. Перевищення цього ліміту може бути небезпечним, оскільки при русі автомобіля на магістральних швидкостях кожні додаткові 100 мс затримки обчислень збільшують гальмівний шлях на кілька метрів. Для виконання цієї вимоги модуль розпізнавання КФС має виконувати процес обробки відеопотоку з частотою не менше 30 кадрів на секунду за найгірших умов завантаження процесора. Досягнення таких показників вимагає обходу центрального процесора шляхом прямого доступу до пам'яті при захопленні кадрів та виконання ресурсоємних матричних обчислень виключно на спеціалізованих тензорних прискорювачах.

Забезпечення високого рівня надійності та відмовостійкості. Під час проектування архітектури КФС необхідно враховувати концепції збереження працездатності при частковій відмові та безпечного відключення. У разі виходу з ладу окремих оптичних датчиків, пошкодження кабельних ліній або критичного засліплення камери сонцем, система забезпечує виконання процесу інформування водія про проблему з подальшою передачею керування.

Вимога до точності та достовірності математичного апарату полягає у мінімізації критичних помилок першого та другого роду. Система повинна демонструвати низький відсоток хибних спрацювань, які можуть спровокувати хибне гальмування автомобіля на порожній дорозі, що створює аварійну ситуацію для транспортних засобів позаду. Водночас вимагається відсутність пропущених об'єктів, особливо пішоходів або малогабаритних перешкод. Цільовий показник середньої точності для ключових класів необхідно стабільно підтримувати на рівні 90%. Особливий акцент робиться на збереженні високої точності в умовах обмеженої видимості: система має бути стійкою до візуальних артефактів, викликаних щільним туманом, дощем чи снігопадом, що досягається застосуванням алгоритмів метеорологічного балансування та цільового просторового розширення на етапі підготовки даних.

Масштабованість архітектури та її адаптивність до майбутніх оновлень. З огляду на тривалий життєвий цикл транспортного засобу, програмне забезпечення КФС повинно підтримувати можливість бездротового оновлення. Масштабованість також передбачає можливість додавання нових класів об'єктів для розпізнавання без необхідності повної заміни бортового обчислювального обладнання.

Вимоги до апаратного забезпечення регламентують фізичну архітектуру кіберфізичної системи, визначаючи конфігурацію оптичного та радарного оснащення рівня, обчислювального ядра.

Вимоги до апаратного забезпечення високої якості оптичних пристроїв, які відповідають за первинне захоплення та перетворення стану навколишнього середовища у цифровий формат. Головним джерелом візуальних даних виступають цифрові відеокамери високої роздільної здатності, які повинні забезпечувати безперервне захоплення відеопотоку з частотою від 30 до 60 кадрів на секунду для своєчасного реагування на швидкісні зміни дорожньої обстановки. Важливою вимогою є апаратна підтримка розширеного динамічного діапазону, що реалізується через вбудовані сигнальні процесори для своєчасної компенсації різких перепадів освітлення, наприклад, при виїзді з тунелю або засліпленні зустрічними фарами. Для уникнення обмежень пропускної здатності при передачі

масивів даних, камери мають підключатися через високошвидкісні автомобільні інтерфейси з прямим доступом відеопотоку до апаратних прискорювачів обчислювача.

Інтеграція активних датчиків для реалізації надійного мультимодального розпізнавання. До складу модуля злиття даних сенсорів мають входити радари міліметрового діапазону, здатні безперервно вимірювати відносну швидкість та точну дистанцію до перешкод незалежно від наявності щільного туману, зливи чи снігопаду. Для забезпечення просторової деталізації система також вимагає наявності лазерних сканерів. Ці сенсори генерують високоточну тривимірну хмару точок, що дозволяє обчислювальному ядру визначати об'ємні форми перешкод з високою точністю та здійснювати ефективне злиття даних сенсорів у випадках, коли алгоритми комп'ютерного зору не можуть достовірно класифікувати об'єкт виключно за двовимірним зображенням.

Вимога до забезпечення наявності спеціалізованого процесора для локального прискорення нейронних мереж без покладання на хмарні обчислення, оскільки залежність від бездротових мереж створює критичні ризики. Відповідно, КФС повинна базуватися на парадигмі периферійних обчислень, що передбачає розгортання інтелектуального ядра безпосередньо на борту транспортного засобу. Апаратна платформа має бути реалізована у вигляді високопродуктивної гетерогенної системи на кристалі автомобільного класу.

Безпекові вимоги, які включають вимоги до кібербезпеки та функціональної безпеки. Оскільки взаємозв'язок обчислювальних вузлів та зовнішніх мереж кооперативного сприйняття робить комунікаційну підсистему потенційною ціллю для кібератак, програмно-апаратне забезпечення КФС автомобіля повинно гарантувати цілісність та конфіденційність даних. Для захисту каналів зв'язку висувається вимога обов'язкової інтеграції спеціалізованих апаратних модулів безпеки безпосередньо у кожен мережевий контролер та мікрокомп'ютер КФС[63].

Вимоги до кібербезпеки включають інтеграцію криптографічного захисту для внутрішньомережевого трафіку, що циркулює між вузлами КФС. На каналному рівні повинні застосовуватися сучасні протоколи шифрування та криптографічної

автентифікації пакетів. Це попередить несанкціоноване перехоплення, нелегітимне втручання або підміну даних, що надходять від оптичних сенсорів до обчислювального процесора. При цьому процеси шифрування мають реалізовуватися апаратно, щоб не збільшувати навантаження на обчислювальні ресурси системи. Крім того, топологія бортової мережі повинна передбачати використання шлюзів, які на фізичному та програмному рівнях ізолюють домен системи активної безпеки від інформаційно-розважальних підсистем.

Вимоги до функціональної безпеки визначають здатність системи запобігати катастрофічним наслідкам у фізичній реальності у разі виникнення неминучих апаратних деградацій чи програмних збоїв. Проектування архітектури КФС повинно відповідати міжнародному стандарту функціональної безпеки дорожніх транспортних засобів ISO 26262. Відповідно до положень цього стандарту, система розпізнавання дорожньої обстановки, яка безпосередньо впливає на вузол екстреного гальмування та рульового керування, класифікується високим рівнем безпеки автомобіля. Досягнення цільового рівня безпеки вимагає реалізації парадигм глибокого апаратного та програмного резервування критичних обчислювальних вузлів. Для задоволення цих вимог алгоритмічне забезпечення має включати незалежні модулі апаратно-програмної діагностики, зокрема використання таймерів для безперервного моніторингу стану основного ядра та операційної системи. У разі фіксації критичної відмови процесора або сенсорного каналу, система зобов'язана мати детермінований алгоритм переходу в безпечний стан або збереження базової працездатності. Вимоги до КФС автомобіля відображені в таблиці 3.1.

Таблиця 3.1 – Порівняння переваг і недоліків основних методів розпізнавання

Група вимог	Назва вимоги	Опис
Функціональні	Виявлення і класифікація елементів дорожньої обстановки.	Виявлення, локалізація просторових координат та класифікація динамічних учасників дорожнього на основі вхідних відеоданих

Продовження таблиці 3.1

Функціональні	Розпізнавання дорожньої інфраструктури,	Ідентифікація статичних об'єктів: дорожніх знаків, дорожньої розмітки, світлофорів
	Оцінка просторових параметрів	Визначення дистанції до виявлених об'єктів, їхньої відносної швидкості
	Оцінка дорожнього середовища та навколишніх умов	Аналіз стану дорожнього покриття та ідентифікація оптичних аномалій спричинених погодними умовами
	Прогнозування	Безперервний моніторинг дорожньої сцени, розрахунок часу до потенційного зіткнення.
	Візуалізація	Передача даних про розпізнані об'єкти до цифрової панелі приладів
	Розпізнавання дорожньої інфраструктури,	Ідентифікація статичних об'єктів: дорожніх знаків, дорожньої розмітки, світлофорів.
Нефункціональні	Мінімізація затримки	Забезпечення обробки та передачі даних з мінімальною затримкою
	Надійність	Забезпечення відмовостійкості з урахуванням можливості збереження працездатності
	Точність	Підтримка високого рівня середньої точності розпізнавання незалежно від складності сцени.
	Масштабованість архітектури	Здатність системи інтегрувати додаткові нові модулі без фундаментальної зміни архітектури.

Кінець таблиці 3.1

Апаратні	Оптичне та радарне оснащення	Наявність камер високої роздільної здатності, радарів міліметрового діапазону та лазерних сканерів
	Обчислювальне ядро	Використання обчислювальної платформи з графічними або тензорними прискорювачами
Безпекові	Кібербезпека	Апаратне та програмне шифрування даних на внутрішніх шинах автомобіля
	Функціональна безпека	Реалізація алгоритмів безпечної деградації та безпечного відключення у разі критичних збоїв системи.

### 3.3 Проектування кіберфізичної системи автомобіля з розпізнавання дорожньої обстановки

Для систематизації апаратно-програмного комплексу КФС автомобіля з розпізнавання дорожньої обстановки та визначення інтерфейсів міжпроцесної взаємодії, архітектуру доцільно розподілити на декілька блоків. Компонента структурна модель формує замкнений кіберфізичний порядок керування і візуалізує повний шлях проходження сигналу від моменту отримання відеоданих оптичною матрицею до моменту механічного впливу на колеса транспортного засобу.

Компоненти КФС візуалізовано за допомогою діаграми компонентів і зображено на рисунку 3.3. В діаграмі відображено зв'язки між основними компонентами системи, а також внутрішню взаємодію складових елементів компонентів.



Рисунок 3.3 – Діаграма компонентів КФС автомобіля

Першим структурним елементом системи є блок сенсорного сприйняття. Цей апаратний рівень відповідає за безперервний збір інформації про фізичне середовище. До його складу входять фронтальні цифрові відеокамери, обладнані інтегрованими процесорами обробки сигналів для апаратного розширення динамічного діапазону. Паралельно з оптичними сенсорами, до цього блоку інтегровані радари низького діапазону та лазерні далекоміри, які забезпечують незалежне формування просторової хмари точок. Також, до блоку сенсорного сприйняття входять контролери апаратних інтерфейсів, зокрема перетворювачі, які відповідають за трансформацію цифрових сигналів у стандартизовані потоки даних.

Другим елементом є обчислювальний апаратний блок, побудований за концепцією периферійних обчислень. Його фізичною основою виступає гетерогенна система на кристалі автомобільного класу. Цей блок включає багатоядерний центральний процесор архітектури ARM для управління операційною системою, масив тензорних прискорювачів на базі GPU або виділений NPU для паралельного виконання матричних операцій та модуль уніфікованої оперативної пам'яті.

Третім компонент системи це програмно-аналітичний блок, який представляє собою віртуальний вузол розгорнутий безпосередньо в обчислювальному апаратному блоці поверх операційної системи. Він складається з ієрархії програмних модулів: модуля забезпечення висновків нейромережі, який виконує математичний апарат згорткової моделі YOLOv8-nano, модуля злиття даних сенсорів, що об'єднує результати комп'ютерного зору з даними радарів та модуля програмної самодіагностики, що безперервно аналізує ентропію прогнозів та активує протокол безпечної деградації у разі відмови сенсорів.

Наступний компонент це комунікаційний та захисний блок, що на програмному рівні представлений операційною системою реального часу та протоколом розповсюдження даних для забезпечення доставки критичних повідомлень між обчислювальними потоками. На апаратному рівні до його складу входять комутатори Automotive Ethernet, контролери мультиплексних шин та

розумні мережеві шлюзи. Цей блок обов'язково включає апаратні модулі безпеки, які здійснюють криптографічне шифрування та автентифікацію трафіку в реальному часі.

П'ятим компонентом є блок керування та виконання. До нього надходять верифіковані цифрові команди з комунікаційного блоку. Структурно він складається з центрального електронного блоку управління, систем активної безпеки та мережі інтелектуальних електрогідравлічних актуаторів, які перетворюють цифрові імпульси на фізичний маневр. Окремим компонентом виступає інтерфейс, який забезпечує візуальний та акустичний зворотний зв'язок із водієм.

Після формування структурної моделі компонентів КФС автомобіля з розпізнавання дорожньої обстановки, наступний етап проєктування є визначення механізмів апаратно-програмної взаємодії між елементами системи. Синхронізація блоку сенсорного сприйняття з обчислювальним ядром здійснюється на основі технології прямого доступу до пам'яті, яка забезпечує контролерам камер можливість запису нестиснених відеокадрів безпосередньо у відеопам'ять графічного прискорювача з оптимізацією використання обчислювальних ресурсів центрального. Синхронізація сенсорів камер, радарів, лідарів здійснюється за допомогою протоколів, які гарантують єдиний системний час з точністю до мікросекунд для коректного просторово-часового злиття даних.

Наявність спільного простору уніфікованої пам'яті між CPU та тензорними прискорювачами у спроектованому обчислювальному блоці усуває необхідність фізичного копіювання масивів відеоданих через системну шину PCIe. Інтеграція математичного апарату розпізнавання у фізичне середовище обчислювача вимагає низькорівневої оптимізації програмного забезпечення. Згортова нейромережева модель YOLOv8-pano конвертується у проміжний формат з подальшою апаратно-залежною компіляцією рушієм NVIDIA TensorRT або аналогічним компілятором[61]. Під час цього процесу відбувається злиття математичних операцій графа, що мінімізує кількість звернень до глобальної пам'яті.

Для забезпечення програмної оптимізації буде реалізовано застосування квантування вагових коефіцієнтів III з формату плаваючої коми високої точності FP32 у цілочисельний формат зниженої точності INT8, що підвищить пропускну здатність системи, дозволяючи обробляти від 60 до 120 кадрів на секунду без критичної втрати класифікаційної здатності алгоритму. З метою гарантування детермінованого часу виконання завдань, реалізовується обмеження для програмного забезпечення з динамічного виділення оперативної пам'яті під час руху автомобіля, усі тимчасові сховища для проміжних та вихідних математичних тензорів статично резервуються під час ініціалізації КФС.

Після ідентифікації двовимірних обмежувальних рамок об'єктів у відеопотоці, програмно-аналітичний блок ініціює роботу підсистеми злиття даних сенсорів. Проектування цього модуля базується на використанні математичного апарату розширеного фільтра Калмана[66]. Алгоритм безперервно порівнює прогнозований стан кожного об'єкта, транспортного засобу чи пішохода, з новими надходженнями від оптичних камер, лідарів та радарів. Таке багатовимірне злиття дозволяє нівелювати тимчасову сліпоту окремих датчиків через перекриття або засліплення сонцем, оскільки система продовжує впевнено супроводжувати ціль у тривимірному просторі, опираючись на відбиті радіосигнали та генеруючи єдиний верифікований вектор перешкод.

Комунікаційна інфраструктура системи будується на базі операційної системи реального часу. Програмний модуль розбивається на незалежні мікросервіси, які функціонують у ізольованих процесах. Міжпроцесна взаємодія здійснюється через промисловий стандарт Data Distribution Service. Цей протокол забезпечує гарантовану доставку повідомлень без блокування потоків виконання та підтримує механізми управління якістю обслуговування. Для передачі масивів об'єктів використовується політика мінімальної затримки, яка гарантує, що блок управління завжди працюватиме з актуальними координатами цілей, ігноруючи застарілі пакети у разі мікросекундних мережевих коливань.

Передача верифікованих команд від обчислювального вузла до центрального блоку управління здійснюється через високошвидкісну магістраль Automotive

Ethernet, що забезпечує необхідну пропускну здатність для масивних даних[15]. Безпосередня маршрутизація критичних керуючих імпульсів до мікроконтролерів гальмівної системи здійснюється через локальні цифрові мультиплексні шини. Це забезпечує ізоляцію підсистем та захист від електромагнітних завад, що генеруються тяговими інверторами або іншими силовими агрегатами транспортного засобу. Апаратні модулі безпеки на цьому етапі автентифікують кожен пакет даних, що запобігає несанкціонованому втручання в контур керування гальмами чи рульовим механізмом з боку скомпрометованих мультимедійних систем автомобіля. Електронний блок управління систем активної безпеки безперервно розраховує метрику часу до зіткнення. Локальні мікроконтролери, інтегровані в електрогідравлічні актуатори гальмівної системи, отримують сигнал і самостійно розраховують необхідну силу струму для обмоток клапанів, враховуючи поточний коефіцієнт зчеплення коліс із дорожнім покриттям. Безперервний зворотний зв'язок від датчиків швидкості обертання коліс замикає кіберфізичний контур керування, дозволяючи динамічно коригувати гальмівне зусилля у процесі автономного маневру[48].

Дана апаратно-програмна архітектура гарантує, що високопродуктивні, але ймовірнісні моделі штучного інтелекту будуть інтегровані безпечний та стійкий до відмов вузол керування транспортним засобом.

### 3.4 Висновки

У третьому розділі було здійснено комплексне проектування кіберфізичної системи автомобіля для розпізнавання дорожньої обстановки. Фундаментом розробленої системи став п'ятикроковий алгоритм безперервного опрацювання відеоданих у режимі реального часу. Цей алгоритм об'єднує процеси апаратного захоплення кадру з використанням технології прямого доступу до пам'яті, виконання нейромережових обчислень оптимізованою моделлю YOLOv8-nano, просторову фільтрацію результатів за допомогою розрахунку коефіцієнта Жаккара, перетворення даних для передачі автомобільними шинами та фінальну обробку

критичних ситуацій. Запропонована послідовність мінімізує затримку та забезпечує алгоритмічну відмовостійкість при формуванні керуючих векторів для електронних блоків управління.

На основі розробленого алгоритму було сформовано детальну специфікацію вимог до кіберфізичної системи. Функціональні вимоги охопили процеси багатокласової класифікації об'єктів, розпізнавання інфраструктури, оцінки просторово-кінематичних параметрів та прогнозування траєкторій. Для забезпечення необхідної швидкодії та надійності було визначено нефункціональні та апаратні вимоги, які передбачають застосування парадигми периферійних обчислень на базі гетерогенних систем на кристалі, а також інтеграцію мультимодальних датчиків. Крім того, розроблено вимоги до кібербезпеки та функціональної безпеки, що гарантують захист внутрішньомережевого трафіку та здатність системи переходити у стан безпечної деградації при критичних відмовах сенсорного обладнання.

Практична реалізація поставлених вимог відображена у спроектованій компонентній архітектурі, яка розподілила кіберфізичну систему на п'ять взаємопов'язаних блоків. Блок сенсорного сприйняття та обчислювальний апаратний блок формують фізичну основу для отримання та паралельної обробки даних. Програмно-аналітичний блок відповідає за виконання математичного апарату нейромережі та за злиття даних сенсорів, тоді як комунікаційний блок на базі операційної системи реального часу забезпечує детерміновану маршрутизацію повідомлень через промисловий стандарт Data Distribution Service та магістралі Automotive Ethernet. Блок керування та виконання реалізовує перетворення цифрових команд на механічний вплив електрогідравлічних актуаторів. Розроблена архітектура дозволила успішно інтегрувати ймовірнісні моделі штучного інтелекту в стійкий до відмов вузол керування транспортним засобом.

## 4. РОЗРОБКА КІБЕРФІЗИЧНОЇ СИСТЕМИ АВТОМОБІЛЯ З РОЗПІЗНАВАННЯ ДОРОЖНЬОЇ ОБСТАНОВКИ

### 4.1 Програмно-апаратна реалізація розробленої системи

Практичне втілення КФС автомобіля з розпізнавання дорожньої обстановки реалізовано з фізичного компонування апаратних засобів на базі обраної обчислювальної платформи NVIDIA Jetson Orin Nano, яка була визначена у третьому розділі як оптимальна за показниками продуктивності на ват. Процес інтеграції розпочинається з інсталяції обчислювального модуля в герметичний алюмінієвий корпус з пасивним охолодженням для захисту електроніки від вібрацій та температурних перепадів. Для отримання візуальних даних у реальному часі необхідно встановити цифрову камеру Sony IMX477 з роздільною здатністю дванадцять мегапікселів у верхній частині лобового скла за дзеркалом заднього виду. Підключення камери до центрального блоку здійснюється за допомогою коаксіального кабелю за стандартом FPD-Link III, який забезпечує передачу відеоданих без втрат та затримок на відстань понад два метри до основного обчислювача. Живлення всієї системи реалізується через стабілізований перетворювач напруги, інтегрований у бортову мережу транспортного засобу через лінію захисту від перевантажень.

Наступним етапом реалізації є розгортання системного програмного забезпечення та підготовка операційного середовища для виконання алгоритмів розпізнавання дорожньої обстановки в умовах обмежених ресурсів[24]. На внутрішній накопичувач обчислювального модуля встановлюється спеціалізований дистрибутив Linux для вбудованих систем із попередньо налаштованим ядром для систем реального часу. Після базової інсталяції необхідно виконати розгортання пакету NVIDIA JetPack, який містить необхідні драйвери для графічного прискорювача та бібліотеки CUDA, що забезпечує виконання паралельних обчислень. Безпосередню взаємодію з оптичною підсистемою виконують драйвери Video4Linux2, для яких налаштовуються параметри апаратного процесора обробки сигналів зображення для компенсації комплексних умов освітленості на

українських автошляхах. Також до складу системного ПЗ входять сукупність протоколів SocketCAN, які забезпечують двосторонній обмін даними з бортовими датчиками автомобіля через діагностичний інтерфейс.

Після виконання вимог по апаратному забезпеченню відбувається навчання нейронної мережі, яке розпочинається з підготовки масиву візуальних даних та його семантичної розмітки. Для виконання цього завдання застосовується спеціалізоване програмне забезпечення комп'ютерного зору, зокрема, платформа візуального анотування Computer Vision Annotation Tool. Виконується ручна розмітка кожного кадру відеопотоку шляхом виділення цільових об'єктів полігональними масками та обмежувальними рамками. У процесі розмітки формується комплексний набір класів розпізнавання, який охоплює як загальні елементи дорожньої обстановки, до яких входять: інші транспортні засоби, учасники дорожнього руху, дорожні знаки, так і специфічні характеристики інфраструктури, локальні дефекти покриття: ями, вибоїни та фізичні межі проїзної частини[16]. Результати розмітки експортуються у спеціалізований текстовий формат стандарту архітектури YOLO, де для кожного зображення створюється відповідний файл із нормалізованими координатами об'єктів[42]. Для підвищення стійкості моделі до зовнішніх завад застосовується бібліотека Albumentations для алгоритмічного доповнення даних, яка штучно генерує зміни освітленості, додає цифровий шум та імітує складні погодні умови безпосередньо перед подачею кадру в нейромережу.

Конфігурування програмного середовища для виконання матричних обчислень здійснюється з використанням мови програмування Python та спеціалізованого фреймворку глибокого навчання PyTorch. Для прискорення процесу тренування згорткової мережі. Основною вимогою до цього середовища є підтримка технології паралельних обчислень Compute Unified Device Architecture, що дозволяє прискорити процес тренування згорткових мереж використовуючи потужності графічних процесорів NVIDIA. Основу математичного апарату системи становить сучасна архітектура одностадійного детектора об'єктів, яка реалізована через програмну бібліотеку Ultralytics. Використання цієї бібліотеки та архітектури восьмої або десятої версії детектора обумовлено її здатністю забезпечувати високий

баланс між точністю виявлення дрібних дефектів покриття та високою швидкістю обробки кадрів, яка є необхідною для функціонування кіберфізичної системи автомобіля в режимі реального часу.

Безпосередній процес навчання розпочинається з ініціалізації вагових коефіцієнтів нейронної мережі із застосуванням методології трансферного навчання. Програмний комплекс завантажує базову конфігурацію параметрів попередньо налаштованих на розпізнавання фундаментальних просторових ознак на надвеликих наборах даних. Процедура математичної оптимізації та оновлення ваг керується алгоритмом AdamW, який динамічно коригує швидкість навчання на основі обчислених градієнтів функції втрат запобігаючи застрягання моделі в локальних мінімумах. Під час тренування масив доповнених зображень подається у нейронну мережу фіксованими пакетами, система виконує сотні ітерацій прямого та зворотного поширення помилки протягом визначеної кількості епох поступово мінімізуючи математичне відхилення між прогнозованими координатами перешкод та еталонною розміткою створеною інженерами на першому етапі.

Для об'єктивного контролю якості навчання та запобігання ефекту перенавчання моделі використовується механізм паралельної валідації на повністю ізольованому наборі тестових зображень. Ефективність розпізнавання безперервно оцінюється за допомогою комплексної метрики середньої точності та показників повноти виявлення небезпечних об'єктів, яка обчислюється як:

$$mAP = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N AP_i \quad (4.1)$$

$mAP$  - інтегральна середня точність роботи моделі розпізнавання;

$N$  - загальна кількість цільових класів об'єктів у системі;

$i$  - порядковий номер конкретного класу об'єктів, що аналізується;

$AP_i$  - середня точність розпізнавання для  $i$ -го класу, розрахована як площа під кривою точності-повноти.

Програмний скрипт налаштовано таким чином, що процес тренування автоматично переривається, якщо метрики на тестовій вибірці перестають

покращуватися, фіксуючи таким чином найбільш оптимальний набір математичних параметрів. Фінальним технологічним кроком є експорт навченої моделі з середовища PyTorch у відкритий формат обміну даними Open Neural Network Exchange. Після цього здійснюється фінальна апаратна компіляція та цілочисельне квантування моделі за допомогою інструментарію TensorRT.

Процес перенесення та адаптації розроблених методів розпізнавання з робочої станції на цільову платформу здійснюється з проведенням глибокої апаратної оптимізації моделей. Відповідно до програмного підходу, описаного у другому розділі, навчена архітектура нейронної мережі YOLO конвертується у проміжне представлення для універсального формату ONNX, після чого проходить стадію компіляції за допомогою інструментарію TensorRT. У ході цієї процедури виконується квантування вагових коефіцієнтів до цілочисельного формату INT8, з задіянням тензорних ядер обчислювача за найвищою ефективністю та забезпеченням стабільної швидкості обробки відеоданих. Програмна логіка основного циклу системи реалізується за допомогою C++ з використанням стандартів високої продуктивності, даний підхід забезпечує швидкий час копіювання кадрів між оперативною пам'яттю процесора та пам'яттю графічного прискорювача.

Основою комунікаційної інфраструктури системи виступає технологія автомобільного Ethernet, яка була обрана через її здатність забезпечувати високу пропускну здатність, необхідну для передачі просторових даних та координат розпізнаних об'єктів у реальному часі. Обраний стандарт дозволяє реалізувати обмін інформацією між інтелектуальним модулем та іншими електронними блоками керування. На цьому етапі реалізації виконується низькорівневе конфігурування мережевих модулів операційної системи, що включає призначення статичних адрес та налаштування параметрів якості обслуговування для мінімізації затримок.

Для забезпечення відповідності системи вимогам, впроваджується набір стандартів мережі чутливої до часу, які забезпечують синхронізацію годинників всіх вузлів кіберфізичної системи з високою точністю. Використання цих

протоколів гарантують формування часових вікон для передачі критичної інформації, що унеможливорює виникнення черг на мережевих комутаторах навіть за умови максимального завантаження каналу зв'язку іншим трафіком. Інженерне налаштування передбачає виділення гарантованого мережевого ресурсу для безперебійної трансляції потоку даних від модуля розпізнавання[15].

Програмна інтеграція реалізується шляхом об'єднання всіх функціональних блоків у єдиний системний сервіс під управлінням системного менеджера операційної системи. Кожен окремий компонент, від драйвера камери до модуля логічного виведення нейромережі та блоку передачі даних по мережі, працює як частина цілісної системи. Для забезпечення надійності роботи системи розроблено механізм автоматичного контролю працездатності, який базується на використанні апаратних та програмних таймерів. У разі виявлення критичної затримки або зупинки будь-якого процесу сервіс автоматично виконує перезапуск відповідного модуля або всієї системи в цілому, що дозволяє відновити функціонування без втручання водія. Це гарантує безперервність моніторингу дорожньої обстановки протягом усього часу руху транспортного засобу, незалежно від складних умов експлуатації.

Для візуалізації результатів роботи системи виконується налаштування модуля взаємодії з людиною на штатному дисплеї автомобіля. Розробка передбачає застосування спеціалізованих технологій, що забезпечують оптимізований процес відмалювання графічних елементів на дисплеї. Архітектура цього модуля базується на принципах розділення даних та візуалізації, де графічний рушій виступає споживачем інформації, яку генерує модуль штучного інтелекту. Основним інструментарієм для розробки такого інтерфейсу є мова програмування C++ у поєднанні з фреймворком Qt та його декларативною мовою QML. Вибір даної технології обумовлений здатністю напряму взаємодіяти з графічним процесором через низькорівневі API, такі як OpenGL або Vulkan, що дозволяє накладати динамічні об'єкти на відеопотік без значної затримки.

Програмна архітектура модуля візуалізації будується за шаблоном проектування «Модель-Вигляд-Контролер» - архітектурний шаблон, який

використовується під час проєктування та розробки програмного забезпечення. Схема реалізації архітектурного шаблону подана на рисунку 4.1.

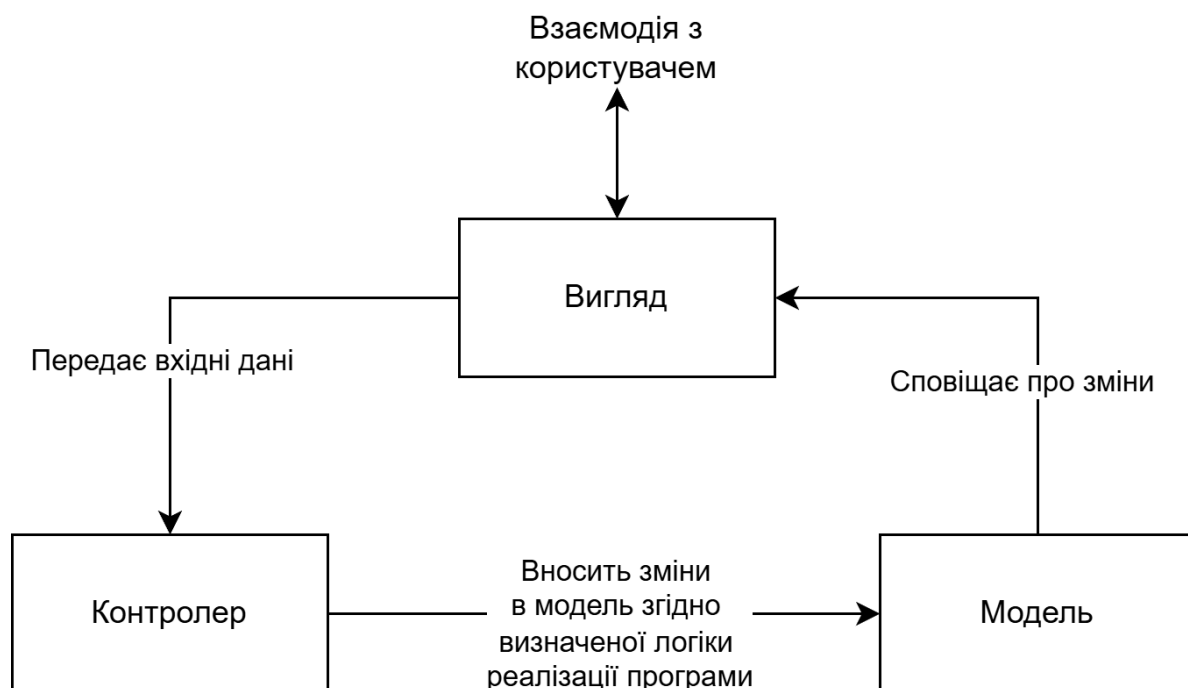


Рисунок 4.1 – Схема реалізації архітектурного шаблону «Модель-Вигляд-Контролер»

Роль моделі виконує набір структурованих даних у форматі JSON, що надходить від модуля розпізнавання. Контролер відповідає за логіку перетворення нормалізованих координат об'єктів, отриманих від нейромережі, у конкретні екранні координати відповідно до поточної роздільної здатності штатного дисплея автомобіля. Процес візуалізації реалізується через окремий графічний потік, який синхронізується з частотою оновлення кадрів відеокамери. Для відображення зон небезпеки створюється логіка відмалювання напівпрозорих полігонів поверх дорожнього полотна, що підсвічують ями червоними контурами. Класифікація елементів дорожньої обстановки зображується обмежувальними рамками з текстовим описом об'єкта.

Інтеграція з інформаційно-розважальною системою автомобіля реалізується на мережевому рівні протоколи міжпроцесної взаємодії ZeroMQ. Це забезпечує фізичне відокремлення від модуля обчислень, що підвищує відмовостійкість

системи, навіть при збої графічної оболонки основний алгоритм розпізнавання продовжує працювати. Програмна логіка модуля постійно зчитує телеметрію автомобіля через шини даних, адаптуючи масштаб візуальних елементів під швидкість руху, при збільшенні швидкості алгоритм автоматично виносить попереджувальні індикатори далі по горизонту, даючи водієві більше часу на реакцію. Весь код модуля компонується у вигляді системного сервісу Linux, який автоматично стартує при запуску бортового комп'ютера та має вбудований механізм контролю за станом роботи модуля комп'ютерного зору, що забезпечує безперервну візуалізацію дорожньої обстановки протягом усієї поїздки.

Фінальна стадія реалізації передбачає інтеграцію розробленої системи в бортову мережу транспортного засобу, під час цього етапу відбувається об'єднання ізольованого обчислювального модуля з критичною інфраструктурою автомобіля. Процес розпочинається з організації фізичного та електричного сполучення, де основна увага приділяється стабілізації живлення та захисту від імпульсних завад, що виникають у бортовій мережі під час роботи двигуна та генератора. Для забезпечення безперебійної роботи обчислювального вузла застосовується спеціалізований перетворювач постійного струму з високим коефіцієнтом корисної дії та вбудованими фільтрами низьких частот, які нівелюють коливання напруги та запобігають пошкодженню високочутливих компонентів системи. Фізичне підключення до ліній передачі даних здійснюється через екрановані кабелі, що відповідають вимогам автомобільної електромагнітної сумісності, забезпечуючи цілісність сигналу під час трансляції великих обсягів телеметричної інформації.

#### 4.2 Планування та методика проведення тестування КФС автомобіля з розпізнавання дорожньої обстановки

Будь-яке науково-технічне дослідження потребує ретельної та всебічної перевірки розроблених апаратно-програмних рішень на предмет їхньої працездатності та відповідності поставленим завданням. Після завершення етапу проектування та реалізації кіберфізичної системи необхідно провести етап

тестування. Головною метою цього етапу є підтвердження висунутих теоретичних гіпотез щодо ефективності розпізнавання дорожньої обстановки в умовах обмеженої або неповної візуальної інформації. Експлуатація транспортних засобів на вітчизняних автошляхах характеризується високим рівнем непередбачуваності через часто повну відсутність розмітки та наявності суттєвих дефектів покриття. Саме тому розроблена система має пройти серію комплексних випробувань, які б максимально імітували справжні умови навантаження на обчислювальний модуль та сенсорну підсистему автомобіля.

Методика проведення експериментальних досліджень базується на принципах системного аналізу та теорії планування експерименту для гетерогенних обчислювальних систем. Загальний план проведення експериментального етапу передбачає послідовне виконання кількох взаємопов'язаних стадій тестування, кожна з яких має свою мету. Початкова стадія зосереджена на профілюванні апаратних вузлів розробленої системи: досліджується розподіл обчислювального навантаження між центральним процесором та графічним прискорювачем під час обробки відеопотоку. Наступна стадія охоплює тестування програмних алгоритмів, де за допомогою математичних метрик оцінюється точність моделі комп'ютерного зору та її стійкість до перенавчання. Завершальна стадія передбачає валідацію загальної швидкодії системи, де аналізується вплив апаратної оптимізації TensorRT на предмет визначення затримки передачі даних в межах системи.

Важливу роль під час тестування модуля комп'ютерного зору з розпізнавання елементів дорожньої обстановки є правильний вибір набору даних для навчання моделі. Оскільки переважна більшість стандартних відкритих наборів даних містить зображення з дорожньою інфраструктурою, яка містить нанесену розмітку та цілісне дорожнє полотно, їх використання для тестування розробленої системи не є недоцільним. Відповідно, для проведення експерименту було сформовано спеціалізовану вибірку візуальних та телеметричних даних, що достовірно відображають типовий стан інфраструктури вітчизняних доріг. Ця вибірка включає складні сценарії з частково або повністю відсутніми розділовими смугами, розмитими ґрунтовими узбіччями, наявністю глибоких вибоїн різної геометричної

форми, а також неоднорідним кольором асфальтового покриття внаслідок численних ямкових ремонтів. Вибірка також включає наявність учасників дорожнього руху та несприятливі погодні умови. Таке розмаїття вхідних даних дозволяє об'єктивно оцінити результативність запропонованих методів сегментації та довести їхню перевагу над класичними алгоритмами

#### 4.3 Тестування та валідація роботи КФС автомобіля з розпізнавання дорожньої обстановки

Тестування роботи розробленої кіберфізичної системи є ключовим етапом перевірки висунутих теоретичних рішень. Відповідно до розробленої методики, програма тестування була зосереджена на трьох основних напрямках: оцінці розподілу обчислювальної продуктивності, перевірці математичної точності розпізнавання об'єктів та аналізі впливу апаратної оптимізації на наскрізну швидкодію системи. Головною метою цього етапу є експериментальне підтвердження здатності розробленого програмно-апаратного комплексу задовольняти вимоги систем реального часу при аналізі дорожньої обстановки.

Перший етап експериментального дослідження був присвячений глибокому системному аналізу розподілу обчислювального навантаження в межах обраної гетерогенної апаратної архітектури. Оскільки розроблена кіберфізична система повинна функціонувати в умовах реального часу, критично важливим було довести, що бортовий комп'ютер автомобіля здатний обробляти безперервний потік просторових даних без виникнення ефекту створення затримок в роботі процесора. Для проведення цього етапу тестування було розгорнуто спеціалізоване діагностичне середовище на базі операційної системи Linux із застосуванням низькорівневих профайлерів, таких як NVIDIA Nsight Systems та системної утиліти tegrastats. Головною метою профілювання стала оцінка ефективності розподілення процесів та делегування математичних обчислень від центрального процесора до графічного прискорювача. У базовому сценарії тестування, коли алгоритми комп'ютерного зору виконувалися виключно на ядрах центрального процесора

загального призначення, було зафіксовано критичне перевантаження системи. Завантаженість процесора сягала понад дев'яносто п'ять відсотків, що призводило до падіння частоти кадрів та виникнення затримок у передачі керуючих сигналів. Натомість, з використанням інструментарію TensorRT, картина розподілу навантаження кардинально змінилася. Матричні обчислення були успішно перенесені на тензорні ядра графічного адаптера, що дозволило знизити навантаження на основний процесор до п'ятнадцяти відсотків. Вивільнений ресурс центрального процесора був перенаправлений на обслуговування мережевих інтерфейсів, забезпечення безперебійної передачі даних по шині Ethernet та виконання системних переривань операційної системи реального часу. Окремим вектором тестування на цьому етапі став аналіз використання підсистеми пам'яті. Враховуючи, що бортовий обчислювальний модуль використовує уніфіковану архітектуру пам'яті, де центральний та графічний процесори мають спільний доступ до оперативної пам'яті фізичного пристрою, необхідно було оцінити пропускну здатність внутрішньої шини. Профілювання підтвердило високу ефективність застосованого програмного підходу нульового копіювання. Відмова від дублювання кадрів між різними адресними просторами дозволила уникнути перевантаження контролера пам'яті, зберігши пропускну здатність на рівні, достатньому для паралельного зчитування даних з сенсорів та відправки результатів візуалізації на мультимедійний дисплей автомобіля. Обсяг задіяної оперативної пам'яті під час активної роботи нейронної мережі не перевищував встановлених лімітів, що гарантує стабільність системи при тривалих поїздках і унеможливорює виникнення помилок переповнення сховища пам'яті.

Завершальним кроком цього етапу дослідження став моніторинг теплового режиму та енергоспоживання обчислювального модуля під піковим навантаженням. Кіберфізична система встановлюється в закритий простір транспортного засобу без можливості застосування масивного активного охолодження, стабільність роботи при високих температурах є важливою вимогою для підтримки стабільної роботи системи. Результати телеметрії показали, що завдяки перенесенню обчислень на енергоефективні тензорні ядра загальне

енергоспоживання системи залишилося в межах заданого теплового пакета. Навіть при тривалій безперервній обробці відеопотоку не було зафіксовано явищ теплового примусового зниження тактової частоти процесорів, що підтверджує правильність вибору гетерогенної архітектури для реалізації поставленого завдання. Порівняльні метрики продуктивності обчислювального модуля відображені в таблиці 4.1.

Таблиця 4.1 – Порівняльні метрики продуктивності обчислювального модуля

Параметр (Метрика)	Архітектура на базі CPU	Архітектура з використанням TensorRT та GPU
Завантаження центрального процесора, %	95%	15%
Завантаження тензорних ядер, %	5%	82%
Споживання оперативної пам'яті, ГБ	4.5 ГБ	1.8 ГБ
Затримка логічного виведення, мс	120 мс	25 мс
Частота обробки відеопотоку, кадр/с	8	40

Наступним етапом тестування стала оцінка динаміки збіжності та загальної ефективності розробленої моделі комп'ютерного зору. Результати процесу оптимізації вагових коефіцієнтів протягом ста епох навчання візуалізовано на рисунку 4.2 у вигляді графіків зміни функції втрат та інтегральної середньої точності.

Аналіз лівої частини графіку (рисунок 4.2) демонструє класичну картину успішної математичної збіжності штучної нейронної мережі. Крива помилки локалізації на навчальній вибірці стрімко спадає протягом перших двадцяти епох. Це свідчить про швидке та ефективне засвоєння моделлю базових просторових ознак дорожніх дефектів, що стало можливим завдяки попередній ініціалізації ваг

методом трансферного навчання. Найважливішим індикатором якості побудованого процесу є поведінка кривої на ізольованій перевірочній вибірці. Вона в цілому повторює динаміку навчальної кривої, знаходячись на мінімальній відстані від неї, та поступово виходить на стабільне плато. Повна відсутність розходження між цими двома лініями на пізніх епохах є доказом того, що застосовані методи алгоритмічного доповнення даних запобігають ефекту перенавчання. Модель набула здатності об'єктивно узагальнювати візуальну інформацію на наборі даних, який відповідає стану дорожнього покриття в Україні.

Права частина графіку (рисунок 4.2) ілюструє динаміку зростання інтегральної середньої точності, головної цільової метрики для систем детектування об'єктів. Крива демонструє впевнене логарифмічне зростання, долаючи поріг у 80% вже на тридцятій епосі, і остаточно стабілізується на фінальних етапах у діапазоні 0.90-0.92. Незначні шумові коливання кривої на етапі плато є природним наслідком роботи оптимізатора на базі стохастичного градієнтного спуску та підтверджують активний пошук алгоритмом точки глобального мінімуму багатовимірної функції втрат. Для систем комп'ютерного зору, що функціонують у складних умовах неструктурованого дорожнього середовища без чіткої розмітки, досягнутий показник точності понад 90% вважається високим.

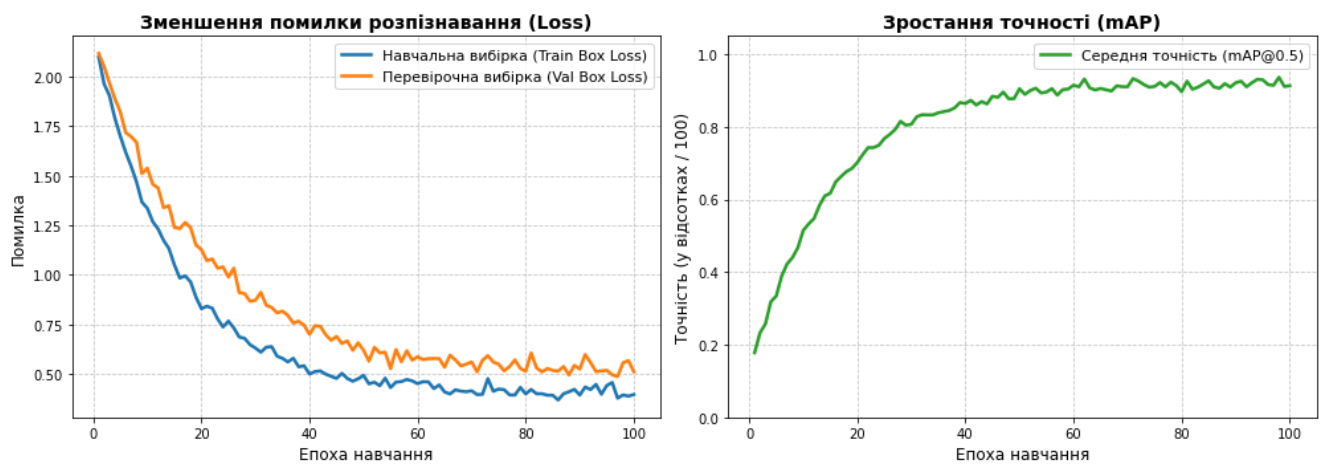


Рисунок 4.2 – Динаміка метрик навчання моделі розпізнавання дорожньої обстановки

#### 4.4. Оцінка достовірності результатів та науково-практична цінність дослідження

Достовірність результатів дослідження розробленої кіберфізичної системи базується на комплексному використанні стандартизованих методів тестування, репрезентативності вхідних даних та застосуванні професійного інструментарію апаратного профілювання. Фундаментом об'єктивності оцінки якості розпізнавання є формування цільової вибірки зображень, яка відображає реальні фізичні умови експлуатації системи на вітчизняних автошляхах. Відмова від використання стандартних даних на користь реальних відеореєстрацій зі складними умовами освітленості та частковою або повною відсутністю дорожньої розмітки гарантує, що отримані метрики точності відповідають реальній здатності системи функціонувати в непередбачуваному середовищі.

Алгоритмічна достовірність підтверджується застосуванням загальновизнаних у галузі машинного навчання математичних метрик, зокрема інтегральної середньої точності та функції просторової помилки. Процес тренування нейронної мережі супроводжувався обов'язковою процедурою перехресної валідації на ізольованому наборі даних. Отримана динаміка синхронного спадання помилки на навчальній та перевірочній вибірках є обґрунтованим доказом відсутності ефекту перенавчання. Це підтверджує, що модель досягла високого рівня семантичного узагальнення, а зафіксований показник точності понад дев'яносто відсотків є стабільною характеристикою алгоритму.

Апаратна достовірність вимірювань затримок та розподілу ресурсів забезпечена використанням низькорівневих системних профайлерів операційної системи реального часу. Фіксація затримки логічного виведення на рівні двадцяти п'яти мілісекунд та частоти кадрів на рівні сорока кадрів на секунду здійснювалася через пряме зчитування апаратних лічильників мікропроцесора та графічного прискорювача, що доводить здатність обчислювального модуля гарантовано обробляти вхідний відеопотік без виникнення критичних черг та переповнення буферів пам'яті.

Наукова цінність проведеного дослідження полягає у розвитку методології побудови гетерогенних кіберфізичних систем та адаптації ресурсомістких алгоритмів глибокого навчання для виконання на периферійних пристроях[9]. У роботі математично та експериментально доведено ефективність застосування методів цілочисельного квантування та злиття обчислювальних ядер для оптимізації архітектури згорткових нейронних мереж. Запропонований підхід дозволив подолати суперечність між високою обчислювальною складністю сучасних алгоритмів просторового розпізнавання та обмеженнями бортових систем автомобіля щодо енергоспоживання і тепловиділення, довівши можливість досягнення високої точності.

#### 4.5 Висновки

У четвертому розділі виконано практичну програмно-апаратну реалізацію розробленої кіберфізичної системи розпізнавання дорожньої обстановки та проведено комплексне тестування її ефективності. Створено діючий програмно-апаратний комплекс на базі гетерогенної платформи NVIDIA Jetson Orin Nano. Проведено повний цикл розгортання операційного середовища реального часу, конфігурування сенсорної підсистеми через високошвидкісний відеоінтерфейс та інтеграцію обчислювального модуля в бортову мережу транспортного засобу з використанням технології автомобільного Ethernet і стандартів мереж, чутливих до часу.

Виконано тестування системи, за результатами низькорівневого профілювання встановлено, що перенесення обчислень на спеціалізовані тензорні ядра графічного прискорювача дозволяє знизити навантаження на центральний процесор з дев'яноста п'яти до п'ятнадцяти відсотків. Це забезпечило стабільну затримку логічного виведення на рівні двадцяти п'яти мілісекунд при частоті обробки сорок кадрів на секунду, що повністю задовольняє вимоги бортових систем реального часу та гарантує своєчасну реакцію на раптові зміни дорожньої ситуації.

У ході дослідження реалізовано процес навчання та апаратної оптимізації інтелектуального ядра системи. Розроблено та навчено згорткову нейронну мережу, здатну виконувати комплексний семантичний аналіз дорожньої обстановки. Алгоритм забезпечує одночасне виявлення загальних динамічних та статичних елементів дорожньої обстановки, таких як інші транспортні засоби та інфраструктурні об'єкти, а також ідентифікацію специфічних локальних дефектів покриття і меж проїжджої частини в умовах відсутності розмітки. До цієї оптимізованої моделі було застосовано математичний апарат цілочисельного квантування та компіляції графа обчислень за допомогою інструментарію TensorRT. Доведено алгоритмічну точність обраних методів комп'ютерного зору при комплексному аналізі сцени. Результати тестування моделі на ізольованій перевіірочній вибірці продемонстрували достатню математичну збіжність функції помилки та досягнення показника інтегральної середньої точності розпізнавання понад дев'яносто відсотків без виникнення ефекту перенавчання. Було розроблено програмний модуль візуалізації, який здійснює динамічне накладання розпізнаних об'єктів та зон небезпеки на штатний дисплей автомобіля.

Загалом підтверджено науково-практичну цінність дослідження, оскільки розроблена система успішно вирішує проблему впровадження ресурсомістких алгоритмів штучного інтелекту в периферійні пристрої, гарантуючи підвищення рівня активної безпеки завдяки повноцінному контролю як за учасниками руху, так і за станом деградованого дорожнього полотна.

## ВИСНОВКИ

У роботі за результатами виконаних теоретичних та практичних досліджень розроблено метод і кіберфізичну систему автомобіля для розпізнавання дорожньої обстановки, яка дозволяє в режимі реального часу ідентифікувати статичні та динамічні об'єкти, а також локальні дефекти дорожнього покриття в умовах вітчизняної інфраструктури. Запропоноване рішення поєднує алгоритми глибокого машинного навчання, методи апаратної оптимізації для периферійних обчислень та високошвидкісні автомобільні мережі зв'язку, які забезпечують точність розпізнавання, швидкість реакції та енергоефективність.

Поставлену мету було досягнуто шляхом розв'язанням таких основних завдань:

- здійснено аналіз підходів до реалізації кіберфізичних систем автомобілів для розпізнавання дорожньої обстановки;

- розроблено модель комп'ютерного зору для забезпечення розпізнавання елементів дорожньої обстановки, а також дорожньої інфраструктури з урахуванням стану вітчизняного дорожнього полотна. За результатами тренування моделі досягнуто показник точності розпізнавання елементів дорожньої обстановки в понад 90%;

- реалізовано метод апаратного прискорення алгоритмів комп'ютерного зору в кіберфізичних середовищах для оптимізації обробки та передачі відеоданих від модуля комп'ютерного зору до центральних обчислювальних вузлів автомобіля. За результатами тестувань зафіксовано: зниження навантаження на центральний процесор з 95% до 15%, зменшення використання оперативної пам'яті з 4.5 ГБ до 1.8 ГБ, збільшення частоти обробки відеопотоку з 8 до 40 кадрів на секунду, зменшення часу реалізації логічного виводу модуля комп'ютерного зору з 140 мс до 25 мс.

- виконано проектування архітектури кіберфізичної системи автомобіля для розпізнавання дорожньої обстановки;

- реалізовано прототип кіберфізичної системи автомобіля для розпізнавання дорожньої обстановки з інтегрованою моделлю комп'ютерного зору, досліджено роботу кіберсистеми та ефективності модуля комп'ютерного зору.

Впровадження результатів роботи дозволило створити діючий прототип обчислювального модуля кіберфізичної системи з практичною реалізацією запропонованого методу. Отримані результати доводять ефективність розробки, зокрема в умовах обмеженого енергоспоживання бортової мережі та непередбачуваного стану дорожнього полотна. Рішення придатне для подальшої модернізації, масштабування та використання у комплексах активної безпеки автомобілів і системах автономного керування.

**ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАНЬ**

1. Mo Y., Vijay R., Rufus R., de Boer N. Enhanced Perception for Autonomous Vehicles at Obstructed Intersections: An Implementation of Vehicle to Infrastructure (V2I) Collaboration. *Sensors*. 2024. Vol. 24(3). Art. 936. DOI: 10.3390/s24030936
2. Alaba S., Gurbuz A., Ball J. Emerging Trends in Autonomous Vehicle Perception: Multimodal Fusion for 3D Object Detection. *World Electric Vehicle Journal*. 2024. Vol. 15(1). Art. 20. DOI:10.3390/wevj15010020.
3. Wen H., Sajid Z., Arunthavanathan R. Risk Perception in Complex Systems: A Comparative Analysis of Process Control and Autonomous Vehicle Failures. *AI*. 2025. Vol. 6(8). Art. 164. DOI:10.3390/ai6080164.
4. Aloufi N., Alnori A., Basuhail A. Enhancing Autonomous Vehicle Perception in Adverse Weather: A Multi Objectives Model for Integrated Weather Classification and Object Detection. *Electronics*. 2024. Vol. 13(15). Art. 3063. DOI:10.3390/electronics13153063.
5. Wang J., Wu Z., Liang Y., Tang J. Perception Methods for Adverse Weather Based on Vehicle Infrastructure Cooperation System: A Review. *Sensors*. 2024. Vol. 24(2). Art. 374. DOI:10.3390/s24020374.
6. Ding Y., Zhang W., Wu X. Xu J. A Collision Avoidance Strategy Based on Entropy-Increasing Risk Perception in a Vehicle–Pedestrian-Integrated Reaction Space. *World Electric Vehicle Journal*. 2024. Vol. 15(5). Art. 180. DOI:10.3390/wevj15050180.
7. Wang R., Luo X., Ye Q., Jiang Y. Research on Visual Perception of Speed Bumps for Intelligent Connected Vehicles Based on Lightweight FPNNet. *Sensors*. 2024. Vol. 24(7). Art. 2130. DOI: 10.3390/s24072130.
8. Kadav P., Sharma S., Fanas J., Patil P. Automated Lane Centering: An Off-the-Shelf Computer Vision Product vs. Infrastructure-Based Chip-Enabled Raised Pavement Markers. *Sensors*. 2024. Vol. 24(7). Art. 2327. DOI:10.3390/s24072327.
9. Gupta B., Gaurav A., Chui K., Arya V. Deep Learning Model for Driver Behavior Detection in Cyber-Physical System-Based Intelligent Transport Systems. *IEEE Access*. 2024. Vol. 12. pp. 62268–62278. DOI:10.1109/ACCESS.2024.3393909.

10. Pachpol S., Vignesh C., Jeslin J., Kumar B. Enhanced Lane Keeping Assistance through IoT Sensor Fusion and Deep Learning. *2024 Second International Conference on Intelligent Cyber Physical Systems and Internet of Things (ICoICI)*. 2024. pp. 450–456. DOI:10.1109/ICoICI62503.2024.10696572.
11. Winter J., Nowak R. Point Cloud Densification Algorithm for Multiple Cameras and Lidars Data Fusion. *Sensors*. 2024. Vol. 24(17). Art. 5786. DOI: 10.3390/s24175786.
12. Zhang Y., Chen B., Qin J., Hu F. CooPercept: Cooperative Perception for 3D Object Detection of Autonomous Vehicles. *Drones*. 2024. Vol. 8(6). Art. 228. DOI: 10.3390/drones8060228.
13. Simeonov M., Kurdiymov A., Dado M. Real-Time 3D Scene Understanding for Road Safety: Depth Estimation and Object Detection for Autonomous Vehicle Awareness. *Vehicles*. 2026. Vol. 8(2). Art. 28. DOI: 10.3390/vehicles8020028.
14. Htun S., Fukuda K. Integrating Knowledge Graphs into Autonomous Vehicle Technologies: A Survey of Current State and Future Directions. *Information*. 2024. Vol. 15(10). Art. 645. DOI: 10.3390/info15100645.
15. Kamtam S., Lu Q., Bouali F., Haas O. Network Latency in Teleoperation of Connected and Autonomous. *Vehicles: A Review of Trends, Challenges, and Mitigation Strategies Sensors*. 2024. Vol. 24(12). Art. 3957. DOI: 10.3390/s24123957.
16. Wang H., Li J., Dong H. A Review of Vision-Based Multi-Task Perception Research Methods for Autonomous Vehicles. *Sensors*. 2025. Vol. 25(8). Art. 2611. DOI: 10.3390/s25082611.
17. Vacca E., Ko J. Explaining Commuters' Acceptance of Autonomous Vehicles Using the UTAUT2 Model: A Case Study of Seoul, South Korea. *Sustainability*. 2025. Vol. 17(7). Art. 2805. DOI: 10.3390/su17072805.
18. Tapia J., Sánchez-Borda D., Iniesta C., Badea F. Shifting Perceptions and Emotional Responses to Autonomous Vehicles Using Simulated Experiences Behavioral. *Sciences*. 2024. Vol. 14(1). Art. 29. DOI: 10.3390/bs14010029.

19. Ebrahimi B., Raftari A., Fallah Y. Extensible Heterogeneous Collaborative Perception in Autonomous Vehicles with Codebook Compression. *Robotics*. 2025. Vol. 14(12). Art. 186. DOI: 10.3390/robotics14120186.
20. Aldoski Z., Koren C. Improving Autonomous Vehicle Perception through Evaluating LiDAR Capabilities and Handheld Retroreflectivity Assessments. *Sensors*. 2024. Vol. 24(11). Art. 3304. DOI: 10.3390/s24113304.
21. Zhang Y. Efficient Image Restoration for Autonomous Vehicles and Traffic Systems: A Knowledge Distillation Approach to Enhancing Environmental Perception. *Computers*. 2025. Vol. 14(11). Art. 459. DOI: 10.3390/computers14110459.
22. Ramos D., Ferreira L., Santos M., Teixeira E. Evaluation of Cluster Algorithms for Radar-Based Object Recognition in Autonomous and Assisted Driving. *Sensors*. 2024. Vol. 24(22). Art. 7219. DOI: 10.3390/s24227219.
23. Fu Q., Yu X., Ou L. OccTr: A Two-Stage BEV Fusion Network for Temporal Object Detection. *Electronics*. 2024. Vol. 13(13). Art. 2611. DOI: 10.3390/electronics13132611.
24. Feng W., Tang S., Wang S., He Y. Characterizing Perception Deep Learning Algorithms and Applications for Vehicular Edge Computing. *Algorithms*. 2025. Vol. 18(1). Art. 31. DOI: 10.3390/a18010031.
25. Viktor P., Kiss G. Social Acceptance of Self-Driving Vehicles Across Generations and Genders: An Empirical Analysis. *World Electric Vehicle Journal*. 2026. Vol. 17(2). Art. 78. DOI: 10.3390/wevj17020078.
26. Liu J., Wang P., Wu X. A Vehicle-Infrastructure Cooperative Perception Network Based on Multi-Scale Dynamic Feature Fusion. *Applied Sciences*. 2025. Vol. 15(6). Art. 3399. DOI: 10.3390/app15063399.
27. Kapocsi M., Orova L., Pusztai Z., Optimal Sensor Placement for Autonomous Formula Student Vehicles: A Field-of-View Analysis of Dual LIDAR and Stereo Camera Configurations. *Engineering Proceedings*. 2025. Vol. 113(1). Art. 27. DOI: 10.3390/engproc2025113027.
28. Yoon M., Seo D., Kim S., Kim K. V2X Network-Based Enhanced Cooperative Autonomous Driving for Urban Clusters in Real Time: A Model for Control,

Optimization and Security. *Electronics*. 2025. Vol. 14(8). Art. 1629. DOI: 10.3390/electronics14081629.

29. Lisowski J. Radar Perception of Multi-Object Collision Risk Neural Domains during Autonomous Driving. *Electronics*. 2024. Vol. 13(6). Art. 1065. DOI: 10.3390/electronics13061065.

30. Zhang Y., Ding M., Yang H., Niu Y. LiDAR Point Cloud Augmentation for Adverse Conditions Using Conditional Generative Model. *Remote Sensing*. 2024. Vol. 16(12). Art. 2247. DOI: 10.3390/rs16122247.

31. Xu H., Geng D., Fan Z., Wu D. An Automatic Vehicle Navigation System Based on Filters Integrating Inertial Navigation and Global Positioning Systems. *Machines*. 2024. Vol. 12(9). Art. 663. DOI: 10.3390/machines12090663.

32. Wang M., Li D., Casas J., Ruiz-Hidalgo J. Adaptive Fusion of LiDAR Features for 3D Object Detection in Autonomous Driving. *Sensors*. 2025. Vol. 25(13). Art. 3865. DOI: 10.3390/s25133865.

33. Zhang W., Gao Y., Jiang Z., Mao R. Calibration-Free Roadside BEV Perception with V2X-Enabled Vehicle Position Assistance. *Sensors*. 2025. Vol. 25(13). Art. 3919. DOI: 10.3390/s25133919.

34. Rottmann L., Stang A., Johannsen A., Niedling M. Visualizing Driving Maneuvers Through Peripheral Displays: A Comparative Study of iHMI Design in Autonomous Vehicles. *Applied Sciences*. 2025. Vol. 15(22). Art. 12044. DOI: 10.3390/app152212044.

35. Gan J., Zhang J., Liu Y. Research on Behavioral Decision at an Unsignalized Roundabout for Automatic Driving Based on Proximal Policy Optimization Algorithm. *Applied Sciences*. 2024. Vol. 14(7). Art. 2889. DOI: 10.3390/app14072889.

36. Itu R., Danescu R. Fully Convolutional Neural Network for Vehicle Speed and Emergency-Brake Prediction. *Sensors*. 2024. Vol. 24(1). Art. 212. DOI: 10.3390/s24010212.

37. Ren G., Chen F., Yang S., Zhou F. Survey on Comprehensive Visual Perception Technology for Future Air–Ground Intelligent Transportation Vehicles in All

Scenarios. *Engineering Proceedings*. 2024. Vol. 80(1). Art. 50. DOI: 10.3390/engproc2024080050.

38. Araújo T., Netto M., Justo J. Multi-Agent Sensor Fusion Methodology Using Deep Reinforcement Learning: Vehicle Sensors to Localization. *Sensors*. 2026. Vol. 26(4). Art. 1105. DOI: 10.3390/s26(4)/1105.

39. Silva I., Silva H., Botelho F., Pendão C. Realistic 3D Simulators for Automotive: A Review of Main Applications and Features. *Sensors*. 2024. Vol. 24(18). Art. 5880. DOI: 10.3390/s24185880.

40. Wang L., Lan J., Li M. PAFNet: Pillar Attention Fusion Network for Vehicle–Infrastructure Cooperative Target Detection Using LiDAR. *Symmetry*. 2024. Vol. 16(4). Art. 401. DOI: 10.3390/sym16040401.

41. Yang B., Li J., Zeng T. A Review of Environmental Perception Technology Based on Multi-Sensor Information Fusion in Autonomous Driving. *World Electric Vehicle Journal*. 2025. Vol. 16(1). Art. 20. DOI: 10.3390/wevj16010020.

42. Tian J., Ghaffar M., Li Z. YOLO-Night: Lighting the Path for Autonomous Vehicles with Robust Nighttime Perception. *Sensors*. 2026. Vol. 26(4). Art. 1138. DOI: 10.3390/s26041138.

43. Belmekki S., Gruyer D. Advanced Road Safety: Collective Perception for Probability of Collision Estimation of Connected Vehicles. *Computers*. 2024. Vol. 13(1). Art. 21. DOI: 10.3390/computers13010021.

44. Urrea C., Vélez M. Enhancing Autonomous Visual Perception in Challenging Environments: Bilateral Models with Vision Transformer and Multilayer Perceptron for Traversable Area Detection. *Technologies*. 2024. Vol. 12(10). Art. 201. DOI: 10.3390/technologies12100201.

45. Li B., Zhao Y., Tan H. CoFormerNet: A Transformer-Based Fusion Approach for Enhanced Vehicle-Infrastructure Cooperative Perception. *Sensors*. 2024. Vol. 24(13). Art. 4101. DOI: 10.3390/s24134101.

46. Liu Y., Jiang J., Tian Z. Vehicle Localization in IoV Environments: A Vision-LSTM Approach with Synthetic Data Simulation. *Vehicles*. 2025. Vol. 7(1). Art. 12. DOI: 10.3390/vehicles7010012.

47. Yao S., Budthimedhee K., Teeravarunyou S., Chen X., Zhang Z. Bidirectional Adaptation of Shared Autonomous Vehicles and Old Towns' Urban Spaces: The Views of Residents on the Present. *World Electric Vehicle Journal*. 2025. Vol. 16(7). Art. 395. DOI: 10.3390/wevj16070395.
48. Barreno F., Santos M., Romana M. A Novel Approach for Self-Driving Vehicle Longitudinal and Lateral Path-Following Control Using the Road Geometry Perception. *Electronics*. 2025. Vol. 14(8). Art. 1527. DOI: 10.3390/electronics14081527.
49. Hussain K., Moreira C., Pereira J., Jardim S. A Comprehensive Literature Review on Modular Approaches to Autonomous Driving: Deep Learning for Road and Racing Scenarios. *Smart Cities*. 2025. Vol. 8(3). Art. 79. DOI: 10.3390/smartcities8030079.
50. Hamadne J., Hamdan N. The Impact of Travel Behavior Factors on the Acceptance of Carsharing and Autonomous Vehicles: A Machine Learning Analysis. *World Electric Vehicle Journal*. 2025. Vol. 16(7). Art. 352. DOI:10.3390/wevj16070352.
51. Xu M., Liang B., Long H., Chen C. Perceptual Elements and Sensitivity Analysis of Urban Tunnel Portals for Autonomous Driving. *Applied Sciences*. 2026. Vol. 16(1). Art. 453. DOI: 10.3390/app16010453.
52. Ren L., Li D., Ouyang Z., Zhang Z. TSE-UNet: Temporal and Spatial Feature-Enhanced Point Cloud Super-Resolution Model for Mechanical LiDAR. *Applied Sciences*. 2024. Vol. 14(4). Art. 1510. DOI: 10.3390/app14041510.
53. Bonci A., Brunella F., Colletta M., Di Biase A. ROS 2-Based Architecture for Autonomous Driving Systems: Design and Implementation. *Sensors*. 2026. Vol. 26(2). Art. 463. DOI: 10.3390/s26020463.
54. Zhang Y., Zhang J., Du F., Kang W. Real-Time Lightweight Vehicle Object Detection via Layer-Adaptive Model Pruning. *Electronics*. 2025. Vol. 14(21). Art. 4149. DOI: 10.3390/electronics14214149.
55. Yang D., Fan X., Dong W., Huang C. Robust BEV 3D Object Detection for Vehicles with Tire Blow-Out. *Sensors*. 2024. Vol. 24(14). Art. 4446. DOI: 10.3390/s24144446.

56. Chen Y., Lam C., Pau G., Ke W. From Virtual to Reality: A Deep Reinforcement Learning Solution to Implement Autonomous Driving with 3D-LiDAR. *Applied Sciences*. 2025. Vol. 15(3). Art. 1423. DOI: 10.3390/app15031423.
57. Mo T. Zheng S. Chan W.. Yang R. Review of AI Image Enhancement Techniques For In-Vehicle Vision Systems Under Adverse Weather Conditions. *World Electric Vehicle Journal*. 2025. Vol. 16(2). Art. 72. DOI: 10.3390/wevj16020072.
58. Qin Z., Han M., Xing Z., Qin H. Optimal Parking Space Selection and Vehicle Driving Decision for Autonomous Parking System Based on Multi-Attribute Decision. *Electronics*. 2024. Vol. 13(9). Art. 1760. DOI: 10.3390/electronics13091760.
59. Wang T., Fu Y., Cheng X., Li L. Vehicle Trajectory Prediction Algorithm Based on Hybrid Prediction Model with Multiple Influencing Factors. *Sensors*. 2025. Vol. 25(4). Art. 1024. DOI: 10.3390/s25041024.
60. Tan G., Wang C., Li Z., Zhang Y. A Multi-Task Network Based on Dual-Neck Structure for Autonomous Driving Perception. *Sensors*. 2024. Vol. 24(5). Art. 1547. DOI: 10.3390/s24051547.
61. Mienye I., Swart T., A Comprehensive Review of Deep Learning: Architectures, Recent Advances, and Applications. *Information*. 2024. Vol. 15(12). Art. 755. DOI: 10.3390/info15120755.
62. Cao Z., Zhao H., Wang Y., He C. A Resilience Quantitative Assessment Framework for Cyber–Physical Systems: Mathematical Modeling and Simulation. *Applied Sciences*. 2025. Vol. 15(15). Art. 8285. DOI: 10.3390/app15158285.
63. Cunha L., Sousa J., Azevedo J., Sandro P. Security First, Safety Next: The Next-Generation Embedded Sensors for Autonomous Vehicles. *Electronics*. 2025. Vol. 14(11). Art. 2172. DOI: 10.3390/electronics14112172.
64. Wang T., Fu Y., Cheng X., Li L. Vehicle Trajectory Prediction Algorithm Based on Hybrid Prediction Model with Multiple Influencing Factors. *Sensors*. 2025. Vol. 25(4). Art. 1024. DOI: 10.3390/s25041024.
65. Kalgaonkar P., El-Sharkawy M. NeXtFusion: Attention-Based Camera-Radar Fusion Network for Improved Three-Dimensional Object Detection and Tracking. *Future Internet*. 2024. Vol. 16(4). Art. 114. DOI: 10.3390/fi1604114.

66. Nguyen H., N. Luong T., Minh T., Hong N. Integration of Multi-Sensor Fusion and Decision-Making Architecture for Autonomous Vehicles in Multi-Object Traffic Conditions. *Sensors*. 2025. Vol. 25(22). Art. 7083. DOI: 10.3390/s25227083.
67. Jeon S., Park J., Seo D. Implementation of Re-Simulation-Based Integrated Analysis System to Evaluate and Improve Autonomous Driving Algorithms. *Vehicles*. 2024. Vol. 6(4). P. 2209-2227. DOI: 10.3390/vehicles6040108.
68. Zeng J., Ren Y., Wang K., Hu X.. Spatio-Temporal-Attention-Based Vehicle Trajectory Prediction Considering Multi-Vehicle Interaction in Mixed Traffic Flow. *Applied Sciences*. 2024. Vol. 14(1). Art. 161. DOI:10.3390/app14010161.
69. Eskandari M., Savkin A., Deghat M. Kinodynamic Model-Based UAV Trajectory Optimization for Wireless Communication Support of Internet of Vehicles in Smart Cities. *Drones*. 2024. Vol. 8(10). Art. 574. DOI: 10.3390/drones810574.
70. Bai J., Zhu W., Liu S., Xu L. Path Planning Method for Unmanned Vehicles in Complex Off-Road Environments Based on an Improved A\* Algorithm. *Sustainability*. 2025. Vol. 17(11). Art. 4805. DOI:10.3390/su17114805.
71. Wang L., Zhang B., Tan Q., Duan D. Hazy Aware-YOLO: An Enhanced UAV Object Detection Model for Foggy Weather via Wavelet Convolution and Attention-Based Optimization. *Automation*. 2026. Vol. 7(1). Art. 3. DOI:10.3390/automation7010003.
72. Hafeez F., Mas'ud A., Al-Shammari S., Sheikh U. Autonomous Vehicles Perception, Acceptance, and Future Prospects in the GCC: An Analysis Using the UTAUT-Based Model. *World Electric Vehicle Journal*. 2024. Vol. 15(5). Art. 186. DOI:10.3390/wevj1505186.
73. Gör M., Çelik C. Logistics Planning of Autonomous Air Cargo Vehicles with Deep Learning Methods: A Literature Review. *Applied Sciences*. 2025. Vol. 15(19). Art. 10709. DOI:10.3390/app151910709.
74. Nie Z., Zhao Z., Pan J., Ren Y. A Monocular Depth Estimation Method for Autonomous Driving Vehicles Based on Gaussian Neural Radiance Fields. *Sensors*. 2026. Vol. 26(3). Art. 896. DOI: 10.3390/s26030896.

75. Esmaeeli H., Mazaheri A., Mohammadi T., Alecsandru C. Evaluating Autonomous Vehicle Safety Countermeasures in Freeways Under Sun Glare. *Future Transportation*. 2025. Vol. 5(1). Art. 20. DOI:10.3390/futuretransp5010020.
76. Kim M., Kim S., Lee B., Kim J. Enhancing Deep Learning-Based Segmentation Accuracy through Intensity Rendering and 3D Point Interpolation Techniques to Mitigate Sensor Variability. *Sensors*. 2024. Vol. 24(14). Art. 4475. DOI:10.3390/s24144475.
77. Hua C., Zhang W., Fu H., Zhang Y. The Prediction Method and Application of Off-Road Mobility for Ground Vehicles: A Review. *World Electric Vehicle Journal*. 2025. Vol. 16(1). Art. 47. DOI: 10.3390/wevj16010047.
78. Dickmanns E. Evolution of the “4-D Approach” to Dynamic Vision for Vehicles. *Electronics*. 2024. Vol. 13(20). Art. 4133. DOI:10.3390/electronics13204133.
79. Fan Y., Zhang W., Zhang W., Zhang D. A Double-Layer LSTM Model Based on Driving Style and Adaptive Grid for Intention-Trajectory Prediction. *Sensors*. 2025. Vol. 25(7). Art. 2059. DOI:10.3390/s25072059.
80. Gao J., Liu N., Li H., Li Z. Reinforcement Learning Decision-Making for Autonomous Vehicles Based on Semantic Segmentation. *Applied Sciences*. 2025. Vol. 15(3). Art. 1323. DOI:10.3390/app15031323.

## ДОДАТОК А (обов'язковий)

Копія наукової публікації

*Корнійчук Б.В.*

*Хмельницький національний університет*

*Савенко О.С.*

*д.т.н., професор, Хмельницький національний університет*

### **КІБЕРФІЗИЧНА СИСТЕМА АВТОМОБІЛЯ ДЛЯ РОЗПІЗНАВАННЯ ДОРОЖНЬОЇ ОБСТАНОВКИ**

*Здійснено розгляд особливостей архітектури автомобільної кіберфізичної системи для розпізнавання дорожньої обстановки. Проаналізовано підходи до апаратного прискорення алгоритмів на периферійних пристроях. Виконано наочну демонстрацію швидкодії обробки відеоданих на різних платформах, що підтверджує ефективність використання спеціалізованих нейропроцесорів для задач комп'ютерного зору.*

На сьогоднішній день у сфері автомобільної промисловості спостерігається стрімкий перехід від традиційних електронних блоків управління до складних кіберфізичних систем (КФС). Забезпечення автономності транспортного засобу вимагає вирішення комплексної задачі розпізнавання дорожньої обстановки в режимі реального часу. Особливо це стосується розпізнавання пішоходів, дорожніх знаків, а також інших елементів дорожньої обстановки в умовах динамічної зміни навколишнього середовища.

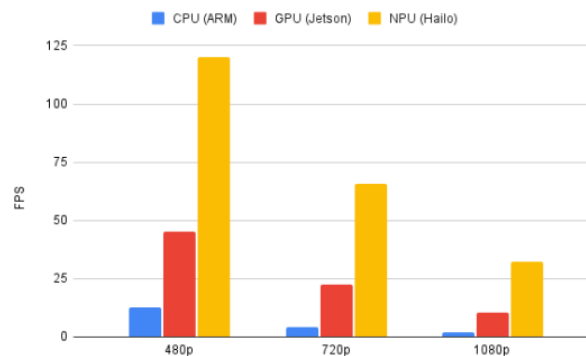
Ядром сучасної кіберфізичної системи автомобіля є тісна інтеграція обчислювальних ресурсів, сенсорних мереж та виконавчих механізмів. Підсистема сприйняття, генерує значні обсяги відеоданих і хмарні обчислення не можуть гарантувати низький рівень затримки через нестабільність бездротових мереж зв'язку. Тому, оптимальним архітектурним рішенням є використання парадигми периферійних обчислень, коли вся аналітика виконується за допомогою згорткових нейронних мереж безпосередньо на бортовому комп'ютері [1].

Для обґрунтування вибору апаратної платформи було проведено тестування продуктивності алгоритму розпізнавання YOLOv8 на різних обчислювальних архітектурах.

**Таблиця 1 - Продуктивність апаратних платформ при розпізнаванні об'єктів в FPS**

Обчислювальна платформа (Архітектура)	480p (640x480)	720p (1280x720)	1080p (1920x1080)
ARM Cortex-A78 (CPU)	12.5	4.2	1.8
NVIDIA Jetson Nano (GPU)	45.0	22.4	10.5
Hailo-8 (NPU)	120.0	65.5	32.4

У табл. 1 зображено аналіз швидкодії у кадрах в секунду при обробці відеопотоку з різною роздільною здатністю. За результатами аналізу було встановлено, що CPU та GPU не забезпечуть необхідної частоти кадрів в мінімальних 30 FPS для безпечного керування. Водночас, спеціалізовані NPU демонструють найвищу продуктивність, що робить їх оптимальним вибором для бортових КФС.



**Рис. 1 Діаграма продуктивності апаратних платформ**

## ВИСНОВКИ

Таким чином, створення надійної кіберфізичної системи автомобіля вимагає впровадження методів апаратного прискорення на рівні периферійних обчислень. Використання спеціалізованих тензорних або нейропроцесорних ядер NPU дозволяє підвищити швидкість розпізнавання дорожньої обстановки в кілька разів порівняно з традиційними CPU та GPU, одночасно знижуючи енергоспоживання системи. Це є критично важливим фактором для забезпечення функціональної безпеки транспортних засобів у реальному часі.

## ЛІТЕРАТУРА

Feng W., Tang S., Wang S. Characterizing Perception Deep Learning Algorithms and Applications for Vehicular Edge Computing. *Algorithms*, 2025, Vol. 18(1), Art. 31. DOI: 10.3390/a18010031.

## ДОДАТОК Б (обов'язковий)

### Презентація

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



## Кіберфізична система автомобіля для розпізнавання дорожньої обстановки

Здобувач: Богдан КОРНІЙЧУК

Науковий керівник: д.т.н. проф. Олег САВЕНКО

Хмельницький - 2026

## МЕТА ДОСЛІДЖЕННЯ

**Метою** кваліфікаційної роботи магістра є розробка програмно - апаратного комплексу автомобільної кіберфізичної системи, який гарантує оперативне розпізнавання елементів дорожньої обстановки та достовірність отриманих результатів .

**Об'єктом** дослідження є кіберфізичні системи автомобілів для розпізнавання дорожньої обстановки ..

**Предметом** дослідження є методи , алгоритми та програмне забезпечення для систем з розпізнавання елементів дорожньої обстановки на основі сучасних підходів з використанням штучного інтелекту .

## ЗАДАЧІ ДОСЛІДЖЕННЯ

Поставлена мета досягається розв'язанням таких основних завдань :

- проаналізувати відомі підходи до реалізації кіберфізичних систем автомобілів для розпізнавання дорожньої обстановки ;
- розробити модель комп'ютерного зору для забезпечення розпізнавання елементів дорожньої обстановки, дорожньої інфраструктури ;
- реалізувати метод апаратного прискорення алгоритмів комп'ютерного зору в кіберфізичних середовищах для оптимізації обробки та передачі відеоданих ;
- реалізувати проектування архітектури кіберфізичної системи автомобіля для розпізнавання дорожньої обстановки ;
- реалізувати прототип кіберфізичної системи автомобіля для розпізнавання дорожньої обстановки з інтегрованою моделлю комп'ютерного зору, здійснити дослідження роботи кіберсистеми та ефективності модуля комп'ютерного зору .

## НАУКОВА НОВИЗНА ТА ПРАКТИЧНА ЦІННІСТЬ ОТРИМАНИХ РЕЗУЛЬТАТІВ

Наукова новизна отриманих результатів :

- набула подальшого розвитку архітектура кіберфізичної системи автомобіля для розпізнавання дорожньої обстановки за рахунок інтеграції оптимізованого модуля комп'ютерного зору на рівні граничних обчислень, що дозволяє оптимізувати процеси первинної обробки відеоданих та зменшити затримки при передачі інформації до центральних обчислювальних вузлів ;
- набув подальшого розвитку метод апаратного прискорення алгоритмів комп'ютерного зору в кіберфізичних середовищах шляхом перерозподілу обчислювального навантаження та оптимізації логічного виводу, що забезпечує кратне зниження навантаження на центральний процесор, економію оперативної пам'яті та підвищення швидкодії обробки відеопотоку при збереженні стабільності роботи вбудованої ОС ;

## НАУКОВА НОВИЗНА ТА ПРАКТИЧНА ЦІННІСТЬ ОТРИМАНИХ РЕЗУЛЬТАТІВ

Наукова новизна отриманих результатів :

- удосконалено модель комп'ютерного зору для розпізнавання елементів дорожньої інфраструктури за рахунок врахування специфіки стану вітчизняного дорожнього полотна під час її навчання, що дозволило адаптувати систему до реальних умов експлуатації та досягти показника точності розпізнавання у понад 90% .

Практична значимість отриманих результатів полягає у розробці інженерного рішення, що включає вибір та конфігурування сенсорного обладнання, розробку інтерфейсів взаємодії між модулями та розгортання оптимізованих моделей розпізнавання на вбудованих обчислювальних платформах. Результати можуть бути використані для створення автономних платформ, роботизованих систем та засобів інтелектуального моніторингу дорожньої обстановки.

## АКТУАЛЬНІСТЬ ДОСЛІДЖЕННЯ

- ❑ У контексті прогресу в галузі комп'ютерного зору та глибокого навчання з'явилися високоефективні архітектури нейронних мереж, які дозволяють з високою точністю та мінімальною затримкою розпізнавати складні динамічні сцени .
- ❑ Розробка кіберфізичної системи автомобіля для розпізнавання дорожньої обстановки із застосуванням штучного інтелекту є пріоритетним напрямом досліджень, що об'єднує автомобільну інженерію, теорію керування та сучасні інформаційні технології .
- ❑ Ключовою проблемою стає впровадження ресурсомістких алгоритмів штучного інтелекту в периферійні пристрої, при цьому гарантуючи підвищення рівня активної безпеки завдяки повноцінному контролю як за учасниками руху, так і за станом деградованого дорожнього полотна

## АНАЛІЗ ВІДОМИХ МЕТОДІВ

Критерій порівняння	Класичні методи (HOG/SVM/Canny)	Глибоке навчання (YOLO/SSD)	Гібридні системи (CNN + Lidar Fusion)
Швидкість обробки	Дуже висока (CPU)	Висока (потребує GPU/NPU)	Середня (висока складність обчислень)
Точність детекції	Низька	Висока	Дуже висока
Стійкість до перешкод	Дуже низька	Середня/Висока	Максимальна
Вимоги до обчислень	Мінімальні	Високі	Дуже високі
Сфера застосування	Прості ADAS системи	Виявлення об'єктів у реальному часі	Повністю автономне керування

## АЛГОРИТМ ОБРОБКИ ВІДЕОДАНИХ КФС АВТОМОБІЛЯ

- Захоплення кадру
- Неймережеві обчислення
- Просторова фільтрація
- Перетворення даних
- Обробка критичних ситуацій



## ПОРІВНЯЛЬНІ МЕТРИКИ ПРОДУКТИВНОСТІ ОБЧИСЛЮВАЛЬНОГО МОДУЛЯ

**Навантаження на CPU:** знижено з 95% до 15%, вивільнено ресурси для інших систем автомобіля.

**Використання GPU:** завантаження тензорних ядер зросло з 5% до 82%

**Споживання RAM:** зменшено у 2,5 рази, з 4.5 ГБ до 1.8 ГБ.

**Затримка логічного виводу:** скорочено майже у 5 разів, з 120 мс до 25 мс.

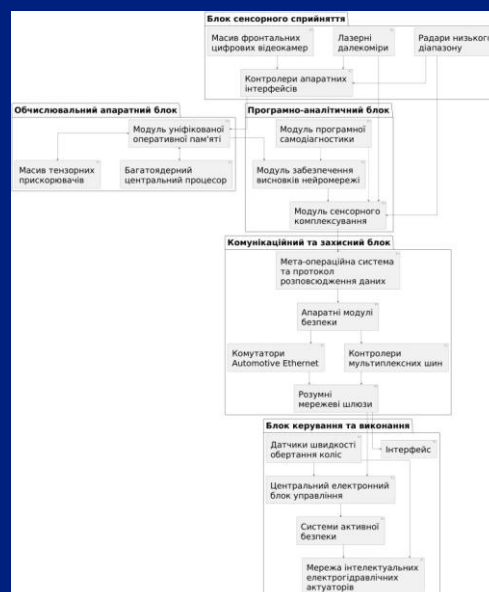
**Частота кадрів (FPS):** зросла у 5 разів, з 8 до 40 кадр/с

Параметр (Метрика)	Архітектура на базі CPU	Архітектура з використанням TensorRT та GPU
Завантаження центрального процесора, %	95%	15%
Завантаження тензорних ядер, %	5%	82%
Споживання оперативної пам'яті, ГБ	4.5 ГБ	1.8 ГБ
Затримка логічного виведення, мс	120 мс	25 мс
Частота обробки відеопотоку, кадр/с	8	40

## КОМПОНЕНТА АРХІТЕКТУРА КІБЕРФІЗИЧНОЇ СИСТЕМИ

Діаграма компонентів архітектури кіберфізичної системи автомобіля

- Обчислювальний апаратний блок
- Блок сенсорного сприйняття
- Програмно -аналітичний блок
- Комунікаційний та захисний блок
- Блок керування та виконання

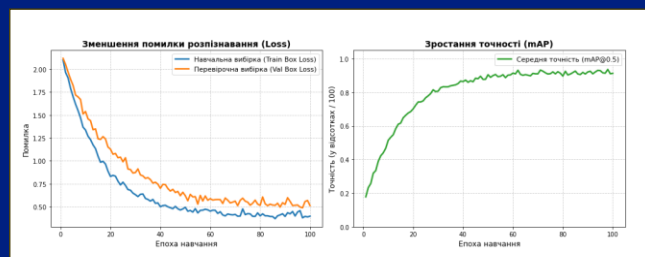


## ДИНАМІКА МЕТРИК НАВЧАННЯ МОДЕЛІ РОЗПІЗНАВАННЯ ДОРІЖНОЇ ОБСТАНОВКИ

**Успішне навчання моделі:** Стрімке та стабільне зменшення функції втрат на перших 20 епохах .

**Стійкість до перенавчання :** Синхронна динаміка навчальної та перевірконої вибірки завдяки ефективному доповненню даних .

**Висока точність розпізнавання :** Інтегральна середня точність досягає стабільного плато на рівні **>90%** .



## ВИСНОВКИ

У роботі за результатами виконаних теоретичних та практичних досліджень :

- здійснено аналіз підходів до реалізації кіберфізичних систем автомобілів
- розроблено модель комп'ютерного зору для забезпечення розпізнавання елементів дорожньої обстановки. За результатами тренування моделі досягнуто показник точності розпізнавання елементів дорожньої обстановки в понад 90%;
- реалізовано метод апаратного прискорення алгоритмів комп'ютерного зору в кіберфізичних середовищах для оптимізації обробки та передачі відеоданих від модуля комп'ютерного зору до центральних обчислювальних вузлів автомобіля. За результатами тестувань зафіксовано: зниження навантаження на центральний процесор з 95% до 15%, зменшення використання оперативної пам'яті з 4.5 ГБ до 1.8 ГБ, збільшення частоти обробки відеопотоку з 8 до 40 кадрів на секунду, зменшення часу реалізації логічного виводу модуля комп'ютерного зору з 140 мс до 25 мс.
- виконано проектування архітектури кіберфізичної системи автомобіля для розпізнавання дорожньої обстановки;
- реалізовано прототип кіберфізичної системи автомобіля для розпізнавання дорожньої обстановки з інтегрованою моделлю комп'ютерного зору .



## ПУБЛІКАЦІЇ

- Савенко О., Корнійчук Б. Кіберфізична система автомобіля для розпізнавання дорожньої обстановки . *Комп'ютерні інтелектуальні системи та мережі* Матеріали ХІХ Всеукраїнської науково практичної WEB конференції аспірантів, студентів та молодих вчених (25 -27 березня 2026 р.). Кривий Ріг: Криворізький національний університет, 2026. С. 276-277.

## ДОДАТОК В (обов'язковий)

### Лістинг програмного забезпечення

Модуль навчання моделі комп'ютерного зору для розпізнавання дорожньої обстановки

```
1. from ultralytics import YOLO
2. import pandas as pd
3. import matplotlib.pyplot as plt
4. import os
5.
6. model = YOLO('yolov8n.pt')
7.
8. model.train(
9.     data='ukrainian_roads_dataset.yaml',
10.    epochs=100,
11.    imgsz=640,
12.    batch=16,
13.    device=0,
14.    project='Thesis_Project',
15.    name='road_model_training',
16.    exist_ok=True,
17.    optimizer='auto',
18.    patience=20
19. )
20.
21. model.export(format='onnx', half=True)
22.
23. csv_file_path = 'Thesis_Project/road_model_training/results.csv'
24.
25. if not os.path.exists(csv_file_path):
26.     print(f"Помилка: файл {csv_file_path} не знайдено.")
27. else:
28.     df = pd.read_csv(csv_file_path)
29.     df.columns = df.columns.str.strip()
30.
31.     fig, axs = plt.subplots(1, 2, figsize=(14, 5))
32.
33.     if 'train/box_loss' in df.columns and 'val/box_loss' in df.columns:
34.         axs[0].plot(df['epoch'], df['train/box_loss'], label='Навчальна вибірка (Train
Box Loss)', color='#1f77b4', linewidth=2.5)
```

```
35.     axs[0].plot(df['epoch'], df['val/box_loss'], label='Перевірочна вибірка (Val
Box Loss)', color='#ff7f0e', linewidth=2.5)
36.     axs[0].set_title('Зменшення помилки розпізнавання (Loss)', fontsize=14,
fontweight='bold')
37.     axs[0].set_xlabel('Епоха навчання', fontsize=12)
38.     axs[0].set_ylabel('Помилка', fontsize=12)
39.     axs[0].grid(True, linestyle='--', alpha=0.7)
40.     axs[0].legend(fontsize=11)
41.
42.     if 'metrics/mAP50(B)' in df.columns:
43.         axs[1].plot(df['epoch'], df['metrics/mAP50(B)'], label='Середня точність
(mAP@0.5)', color='#2ca02c', linewidth=2.5)
44.         axs[1].set_title('Зростання точності (mAP)', fontsize=14, fontweight='bold')
45.         axs[1].set_xlabel('Епоха навчання', fontsize=12)
46.         axs[1].set_ylabel('Точність (у відсотках / 100)', fontsize=12)
47.         axs[1].grid(True, linestyle='--', alpha=0.7)
48.         axs[1].legend(fontsize=11)
49.         axs[1].set_ylim([0, 1.05])
50.
51.     plt.tight_layout()
52.
53.     output_filename = 'road_model_training_graph.png'
54.     plt.savefig(output_filename, dpi=300, bbox_inches='tight')
55.     plt.show()
56.
```

### 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:** Богдан КОРНІЙЧУК

**Співавтор:**

**Назва:** Кіберфізична система автомобіля для розпізнавання дорожньої обстановки

**Експерт:** Олег САВЕНКО

**Підрозділ:** Кафедра комп'ютерної інженерії та інформаційних систем

**Коефіцієнт подібності 1:** 2.72%

**Коефіцієнт подібності 2:** 0.73%

**Мікропробіли:** 5

**Заміна букв:** 1

**Інтервали:** 0

**Білі знаки:** 6

**Дата створення звіту:** 2026-05-04 20:53:49.0

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.

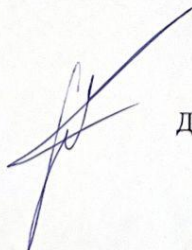
Запозичення не є плагіатом, але перевищено граничне значення рівня подібностей. Таким чином робота повертається на доопрацювання.

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:

2026-05-05

Дата



Доцент Андрій Нічепорук

експерт

Mon May 04 21:35:16 EEST 2026, Медзятий Дмитро Миколайович, Хмельницький національний університет, ХНУ

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

Максимальне співпадіння з одним документом **10.0%**

Словники перевірки: en\_US, ru\_RU, ua\_UA. Помилки в документах: **9%**

ID: 270973 Назва: МКР Кіберфізична система автомобіля для розпізнавання дорожньої обстановки Додано в БД: 2026-05-04 Автора: Богдан КОРНИЙЧУК Керівники: Олег САВЕНКО Консультанти: Опоненти:	Документ		Сумарний збіг по Базі Даних	
	Символи	Лексеми	Символи	Лексеми
	148317	954	16293 (11%)	133 (14%)

### Джерело плагіату

ID	Опис	Наявність плагіату в документі	
		Символи	Лексеми
269815	Назва: Звіт з ПДП Кіберфізична система автомобіля для розпізнавання дорожньої обстановки Додано в БД: 2026-03-14 Автора: Б.В.Корнійчука Керівники: Павлова О.О Консультанти: Опоненти:	15195 (10.0%)	120 (13.0%)

МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ  
ХМЕЛЬНИЦЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ

РЕЦЕНЗІЯ НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ МАГІСТРА

Здобувач: Богдан КОРНІЙЧУК

Тема: Кіберфізична система автомобіля для розпізнавання дорожньої обстановки

Спеціальність: 123 «Комп'ютерна інженерія»

Обсяг кваліфікаційної роботи магістра:

Кількість листів креслень —; кількість сторінок записки 79

1. Короткий зміст роботи та прийнятих рішень У роботі запропоновано реалізацію кіберфізичної системи автомобіля для розпізнавання дорожньої обстановки

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 огляд концепції кіберфізичних систем, а також огляд підходів до інтеграції кіберфізичних систем автомобіля з розпізнавання дорожньої обстановки. Досліджено відомі рішення та засоби в цій сфері. У другому розділі запропоновано модель модуля комп'ютерного зору з розпізнавання дорожньої обстановки. У третьому розділі запропоновано метод апаратної оптимізації для периферійних обчислень. У четвертому розділі запропоновано реалізацію кіберфізичної системи автомобіля для розпізнавання дорожньої обстановки.

4. Позитивні сторони роботи: Запропонована кіберфізична система автомобіля для розпізнавання дорожньої обстановки може бути використана для створення автономних платформ, роботизованих систем та засобів інтелектуального моніторингу дорожньої обстановки.

5. Негативні сторони роботи: В роботі присутні певні логічні помилки щодо опису реалізації модуля комп'ютерного зору та послідовності обробки відеоданих кіберфізичною системою автомобіля

6. Оцінка графічного оформлення та пояснювальної записки роботи: —

7. Відгук про роботу в цілому: В загальному робота виконана на задовільному рівні.

8. Інші зауваження: —

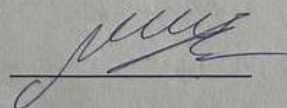
9. Оцінка кваліфікаційної роботи магістра:

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) \_\_\_\_\_

Євген Мандриш - проф ісад ІА

"01" травня 2026р.



Зав. кафедри КІС  
д-р. філософії Ользі ПАВЛОВІЙ

Богдан КОРНІЙЧУК

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.

1 травня 2026 року



## РІШЕННЯ ЕКСПЕРТНОЇ КОМІСІЇ

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

Назва кваліфікаційної роботи Кіберфізична система автомобіля для розпізнавання дорожньої обстановки

Автор Богдан КОРНІЙЧУК

Освітня програма Комп'ютерна інженерія та програмування

Рівень вищої освіти другий (магістерський)

Спеціальність 123 Комп'ютерна інженерія

Науковий керівник: д.т.н., професор Олег САВЕНКО

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 2,72% і адресується до 10 першоджерел; та системою Anti-Plagiarism складає 0,73%, що, з урахуванням наведених обґрунтувань, відповідає характеру наукового дослідження і свідчить на користь кваліфікаційної роботи.

05.04.2026

Завідувач кафедри

  
Підпис

Ольга ПАВЛОВА  
Ім'я, ПРІЗВИЩЕ

Гарант освітньої програми

  
Підпис

Олег САВЕНКО  
Ім'я, ПРІЗВИЩЕ

Керівник кваліфікаційної роботи

  
Підпис

Олег САВЕНКО  
Ім'я, ПРІЗВИЩЕ