

КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА

бакалавр
Освітній рівень

Кіберфізична система виявлення та розпізнавання дорожніх знаків
Назва теми

КВРКІ 210376.21.03.28 ПЗ
Шифр

Галузь знань 12 «Інформаційні технології»

Шифр, назва


Спеціальність 123 «Комп'ютерна інженерія»

Шифр, назва

Освітня програма «Комп'ютерна інженерія та програмування»

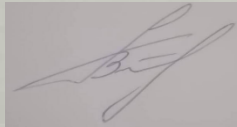
Назва

Виконав: студент IV курсу, група KI2-21-3


Підпис

Богдан ТЛУСТИЙ
Ініціали, прізвище

Керівник



Підпис, дата

Володимир ГРИГА
Ініціали, прізвище

Нормоконтролер



Підпис, дата

Тетяна КИСІЛЬ
Ініціали, прізвище

До захисту допускаю:
Зав. кафедри комп'ютерної
інженерії та інформаційних
систем


Підпис

Ольга ПАВЛОВА
Ініціали, прізвище

« 19 » червня 2025 р.

Хмельницький 2025

ХМЕЛЬНИЦЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ

Факультет ІНФОРМАЦІЙНИХ ТЕХНОЛОГІЙ

Кафедра КОМП'ЮТЕРНОЇ ІНЖЕНЕРІЇ ТА ІНФОРМАЦІЙНИХ СИСТЕМ

Освітній рівень БАКАЛАВР

Галузь знань 12 ІНФОРМАЦІЙНІ ТЕХНОЛОГІЇ

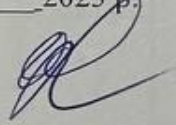
Спеціальність 123 КОМП'ЮТЕРНА ІНЖЕНЕРІЯ

Освітня програма «КОМП'ЮТЕРНА ІНЖЕНЕРІЯ ТА ПРОГРАМУВАННЯ»

ЗАТВЕРДЖУЮ

Зав. кафедри Ольга ПАВЛОВА

“ 10 ” 01 2025 р.



ЗАВДАННЯ

НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ БАКАЛАВРА

Богдану ТЛУСТОМУ

Прізвище, ім'я, по батькові студента

1. Тема проекту (роботи) Кіберфізична система виявлення та розпізнавання дорожніх знаків

Керівник проекту (роботи) Володимир ГРИГА, к.т.н., доцент

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

Затверджена наказом ректора університету від 07.02.2025 р. №23

2. Строк подання студентом проекту (роботи) на кафедру 07.06.2025 р.

3. Вихідні дані до проекту (роботи) Завдання на дипломне проектування

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

Огляд та аналіз методів розпізнавання зображень.

Методи розпізнавання, та структура системи

Проектування системи виявлення та розпізнавання дорожніх знаків

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

Узагальнена схема роботи розпізнавання дорожніх знаків

Структурна схема

Алгоритм та блок схема

6. Консультанти розділів дипломного проекту (роботи)

Розділ	Прізвище, ініціали та посада консультанта	Підпис, дата	
		завдання видав	завдання прийняв
Нормоконтроль	Тетяна КИСІЛЬ, доц кафедри КІС		
Антиплагіат	Андрій НІЧЕПОРУК, доц кафедри КІС		

7. Дата видачі завдання « 10 » 01 2025 р.

КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

№з/п	Назва етапів (розділів) дипломного проекту (роботи)	Термін виконання етапів проекту (роботи)	Примітка
1	Вибір напрямку дослідження та узгодження тематики кваліфікаційної роботи з керівником	11.01.2025	виконано
2	Ознайомлення з предметною областю; формулювання мети та задач дослідження; визначення об'єкта та предмета дослідження	01.02.2025	виконано
3	Робота над розділом 1 – Спеціалізована система виявлення та розпізнавання дорожніх знаків	01.03.2025	виконано
4	Робота над розділом 2 – Вибір та обґрунтування програмно-апаратних засобів і методів реалізації системи виявлення та розпізнавання дорожніх знаків	01.04.2025	виконано
5	Робота над розділом 3 – Реалізація програмно-технічного засобу	30.04.2025	виконано
6	Оформлення пояснювальної записки згідно вимог	20.05.2025	виконано
7	Попередній захист ВКР	30.05.2025	виконано
8	Захист ВКР на засіданні ЕК	Червень 2025 року	

Студент

Богдан ТЛУСТИЙ
Ініціали, прізвище

Керівник роботи

Володимир ГРИГА

Підпис

Ініціали, прізвище

АНОТАЦІЯ

Тема кваліфікаційної роботи: Кіберфізична система виявлення та розпізнавання дорожніх знаків.

Автор роботи: Тлустий Богдан Русланович.

Керівник роботи: Грига Володимир М.

Пояснювальна записка: 67 с., 16 рис., 1 табл., 3 дод., 60 джерел.

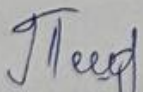
Графічна частина: 3 креслення.

Мета дослідження - розробка та експериментальне дослідження спеціалізованої системи виявлення та розпізнавання дорожніх знаків, здатної ефективно і точно ідентифікувати різні типи знаків у реальних дорожніх умовах, з метою підвищення безпеки дорожнього руху та підтримки систем допомоги водію (ADAS).

Об'єкт дослідження - процеси виявлення, класифікації та розпізнавання дорожніх знаків за допомогою сучасних методів комп'ютерного зору та машинного навчання.

Предмет дослідження: алгоритми, моделі та архітектури глибоких нейронних мереж, а також методи обробки зображень, що застосовуються для підвищення точності та швидкості виявлення і розпізнавання дорожніх знаків.







Під час проведення даного дослідження був використаний метод систематичного огляду літератури для вивчення і аналізу предметної області даного дослідження з текстових джерел інформації, а також практичне тестування апаратної та програмної частин для виявлення ефективності роботи.


Підпис студента

18.06.25
Дата

ЗМІСТ

ВСТУП	7
1 СПЕЦІАЛІЗОВАНА СИСТЕМА ВИЯВЛЕННЯ ТА РОЗПІЗНАВАННЯ ДОРОЖНІХ ЗНАКІВ	10
1.1 Вимоги до функціонування системи детектування та ідентифікації дорожніх знаків.....	10
1.2 Огляд існуючих методів та алгоритмів, які використовуються для локації та розпізнавання дорожніх знаків.....	14
1.2.1 Метод перетворення Хафа.....	14
1.2.2 Методи на основі гістограмного перетворення зображення	15
1.2.3 Лінійний дискримінантний аналіз	16
1.2.4 Метод дескрипторів локальних областей	17
1.3 Аналіз існуючих систем.....	18
1.3.1 Архітектура типових систем	18
1.3.2 Система розпізнавання дорожніх знаків Volvo IntelliSafe	19
1.3.3 Система Audi Traffic Sign Recognition	20
1.3.4 Система Bosch Road Sign Assist	22
1.4 Порівняльний аналіз існуючих систем-аналогів	22
1.5 Висновки до першого розділу	24
2 ВИБІР ТА ОБҐРУНТУВАННЯ ПРОГРАМНО-АПАРАТНИХ ЗАСОБІВ І МЕТОДІВ РЕАЛІЗАЦІЇ СИСТЕМИ ВИЯВЛЕННЯ ТА РОЗПІЗНАВАННЯ ДОРОЖНІХ ЗНАКІВ	26
2.1 Архітектурний дизайн системи.....	26
2.2 Вибір програмних та апаратних засобів реалізації	28
2.2.1 Програмні засоби	29

КвРКІ 210376.21.03.28 ПЗ					
Зм.	Арк.	№ док.ум.	Підпис	Дата	
Виконав		Богдан ТЛУСТИЙ			Літера у Аркуш 2 Аркушів
Перевір.		Михайло ГРИГА			
Н.контр.		Тетяна КИСІЛЬ			ХНУ КІ2-21-3
Затвер.		Ольга ПАВЛОВА			

Кіберфізична система
виявлення та розпізнавання
дорожніх знаків

2.3.1	Методи виявлення дорожніх знаків	33
2.3.2	Методи розпізнавання (класифікації) дорожніх знаків	35
2.3.3	Комбінований підхід (End-to-End Solutions)	36
2.4	Детальне проектування та структура модулів системи	37
2.4.1	Модуль захоплення зображень	38
2.4.2	Модуль попередньої обробки зображень	39
2.4.3	Модуль виявлення (локалізації) дорожніх знаків.....	39
2.4.4	Модуль розпізнавання (класифікації) дорожніх знаків	41
2.4.5	Модуль виведення інформації	42
2.4.6	Взаємодія модулів та загальний конвеєр обробки	43
2.4.7	Параметри навчання моделей глибокого навчання.....	46
2.4.8	Сценарії помилок та механізми їх обробки.....	49
2.5	Проект людино-машинного інтерфейсу	52
2.5.1	Елементи інтерфейсу та їх функціональність	53
2.5.2	Дизайн та ергономіка інтерфейсу	55
2.5.3	Технологічна реалізація	57
2.6	Висновки до другого розділу	58
3	ПРОГРАМНА РЕАЛІЗАЦІЯ СИСТЕМИ	60
3.1	Вибір середовища та інструментів розробки	60
3.2	Загальна структура програмного забезпечення	62
3.3	Реалізація алгоритму виявлення знаків	63
3.4	Навчання та використання моделі класифікації	64
3.5	Інтеграція з апаратним забезпеченням	66
3.6	Графічний інтерфейс користувача	67
3.7	Висновки до третього розділу	69
	ВИСНОВКИ	70
	ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАНЬ	71

					КвРКІ 210376.21.03.28 ПЗ			
Зм.	Арк.	№докум.	Підпис	Дата	Кіберфізична система виявлення та розпізнавання дорожніх знаків	Літера	Аркуш	Аркушів
Виконав	Богдан ТЛУСТИЙ		<i>Тлустий</i>			у	2	
Перевір.	Михайло ГРИГА				ХНУ КІ2-21-3			
Н.контр.	Тетяна КИСІЛЬ		<i>Кисіль</i>	<i>19/02/21</i>				
Затвер.	Ольга ПАВЛОВА		<i>Павлова</i>	<i>19/02/21</i>				

ДОДАТОК А.....	77
ДОДАТОК Б.....	78
ДОДАТОК В.....	79

КВРКІ 210376.21.03.28 ПЗ

Зм.	Арк.	№докум.	Підпис	Дата
Виконав		Богдан ТЛУСТИЙ	<i>Т. Тлустий</i>	
Перевір.		Михайло ГРИГА	<i>М. Грига</i>	
Н.контр.		Тетяна КИСІЛЬ	<i>Т. Кисіль</i>	
Затвер.		Ольга ПАВЛОВА	<i>О. Павлова</i>	

Кіберфізична система
виявлення та розпізнавання
дорожніх знаків

Літера	Аркуш	Аркушів
у	2	

ХНУ КІ2-21-3

ВСТУП

За останні десятиліття транспортні засоби глибоко інтегрувалися в повсякденне життя, ставши незамінним елементом сучасності. Їхня роль у глобальній економіці та щоденній мобільності людей є незаперечною. Паралельно з цим, автомобільна індустрія постійно розвивається, зосереджуючись на впровадженні інноваційних технологічних систем, призначених для оптимізації процесу керування, підвищення комфорту та, найголовніше, безпеки. Серед цих передових рішень особливе місце займають системи, які автоматично розпізнають дорожні знаки.

Ця функціональність значно спрощує завдання водіїв, знижуючи когнітивне навантаження та підвищуючи їхню концентрацію за кермом, особливо під час тривалих поїздок або в складних дорожніх умовах. Відповідно, це безпосередньо покращує загальний рівень безпеки для всіх учасників дорожнього руху. Системи, що здійснюють безпосереднє розпізнавання знаків за візуальними даними, демонструють вищу надійність у роботі з існуючими масивами інформації про дорожні знаки. Це вигідно відрізняє їх від альтернативних, менш гнучких методів ідентифікації, таких як радіометричні "маяки", які лише інформують радіомодуль автомобіля про потрапляння в зону дії певного знака, але не надають візуального підтвердження чи можливості адаптації до змін.

Дорожні знаки відіграють вирішальну роль у забезпеченні безпеки водіїв на дорозі. Вони є універсальною мовою, яка передає критично важливу інформацію: обмеження швидкості, попередження про небезпеку, вказівки напрямку, заборони та приписи, що дозволяє водіям дотримуватися чинних правил дорожнього руху та приймати своєчасні та обгрунтовані рішення. Однак, незважаючи на їхню важливість та стандартизований дизайн, людський фактор залишається вразливим місцем. Виснажені, неуважні або відволікаючі водії можуть не помітити або неправильно витлумачити знаки, що, на жаль, часто призводить до підвищеного ризику дорожньо-транспортних пригод.

Щоб мінімізувати цей ризик та компенсувати людські помилки, автоматизовані системи розпізнавання дорожніх знаків стають необхідним

					КВРБКІ 210376.21.03.28 ПЗ	Арк. 7
Зм.	Арк.	№докум.	Підпис	Дата		

елементом сучасного автомобіля та інтелектуальної транспортної інфраструктури. Використання візуальних датчиків, таких як високочутливі камери, у поєднанні з вдосконаленими алгоритмами комп'ютерного зору, дозволяє розпізнавати дорожні знаки в реальному часі. Сучасні досягнення у галузі машинного навчання, зокрема глибоких нейронних мереж, дозволяють навчити ці системи точно класифікувати різні категорії знаків, включаючи попереджувальні, знаки пріоритету, заборонні, наказові, інформаційно-вказівні, знаки сервісу та додаткові таблички.

Актуальність дослідження зумовлена постійно зростаючою потребою у підвищенні безпеки дорожнього руху, що є пріоритетом для автомобільної промисловості та державних регуляторних органів. Розробка та впровадження ефективних систем розпізнавання дорожніх знаків є ключовим компонентом у створенні систем допомоги водієві (ADAS) та, в перспективі, повністю автономних транспортних засобів. Такі системи не тільки зменшують кількість аварій, спричинених неуважністю водіїв, але й сприяють більш плавному трафіку, оптимізації маршрутів та зниженню ризиків, пов'язаних з людським фактором. Крім того, автоматизоване розпізнавання знаків може бути використане для актуалізації навігаційних карт, інвентаризації дорожньої інфраструктури та моніторингу дотримання правил дорожнього руху.

Мета дослідження: розробка та експериментальне дослідження спеціалізованої програмно-технічної системи для ефективного виявлення та розпізнавання дорожніх знаків у різних дорожніх умовах з метою підвищення безпеки руху та підтримки систем допомоги водію (ADAS).

Для досягнення поставленої мети необхідно вирішити наступні завдання дослідження: провести глибокий аналіз предметної області виявлення та розпізнавання дорожніх знаків, ідентифікувати наявні проблеми та виклики, такі як змінне освітлення, погодні умови, часткове перекриття знаків, низька роздільна здатність зображень, деформації знаків та різноманіття їхніх форм; виконати порівняльний аналіз існуючих підходів та алгоритмів для виявлення та класифікації дорожніх знаків, оцінюючи їхні переваги та недоліки, а також визначити найбільш перспективні методи для реалізації системи; розробити архітектуру програмно-

технічної системи для виявлення та розпізнавання дорожніх знаків, включаючи етапи попередньої обробки зображень, виявлення регіонів інтересу та класифікації знаків; реалізувати ключові програмні модулі системи з використанням сучасних бібліотек комп'ютерного зору та машинного навчання (зокрема, Python, OpenCV, TensorFlow/Keras); розробити та налаштувати апаратну платформу на базі Raspberry Pi для демонстрації працездатності системи в реальних умовах; провести експериментальне дослідження ефективності розробленої системи, оцінити її точність, швидкість роботи та стійкість до зовнішніх факторів на тестових наборах даних.

Об'єктом дослідження є система комп'ютерного зору для детектування та розпізнавання дорожніх знаків.

Предметом дослідження є процес розпізнавання дорожніх знаків з використанням алгоритмів комп'ютерного зору та машинного навчання.

Практичне значення отриманих результатів полягає у створенні прототипу спеціалізованої системи, яка може бути інтегрована в існуючі або майбутні системи допомоги водієві, а також використана для автоматизації процесів моніторингу дорожньої інфраструктури.

Структура роботи: Кваліфікаційна робота складається зі вступу, трьох основних розділів, висновків, переліку використаних джерел та додатків. У першому розділі розглядаються загальні характеристики бази практики. Другий розділ присвячений теоретичним основам досліджуваної проблеми, включаючи аналіз предметної області, огляд існуючих методів та систем. Третій розділ деталізує розробку системи та її експериментальне дослідження.

1 СПЕЦІАЛІЗОВАНА СИСТЕМА ВИЯВЛЕННЯ ТА РОЗПІЗНАВАННЯ ДОРОЖНІХ ЗНАКІВ

1.1 Вимоги до функціонування системи детектування та ідентифікації дорожніх знаків

Етап виявлення дорожніх знаків та його значення. Виявлення дорожніх знаків становить перший і найважливіший етап у розробці системи їх розпізнавання. Існує безліч підходів до цієї задачі, кожен з яких має свої переваги та недоліки. Дослідники протягом тривалого часу приділяли значну увагу розробці точних методів ідентифікації дорожніх знаків. Створення ефективних рішень у цій сфері відкриває широкі можливості для різноманітних застосувань, включаючи системи допомоги водієві (ADAS), ведення обліку придорожньої інфраструктури, а також автоматизоване формування навігаційних карт [1,2].

З огляду на те, що дорожні знаки спеціально спроектовані для максимальної помітності та легкості розпізнавання, вони є ідеальними об'єктами для автоматичної ідентифікації. Однак на ефективність автоматичних алгоритмів можуть впливати такі фактори, як внутрішньокласова мінливість (різниця у зовнішньому вигляді знаків одного типу), варіації освітлення та різні точки спостереження. Для подолання цих викликів сучасні алгоритми значною мірою покладаються на машинне навчання та потребують великих, репрезентативних баз даних. Кінцевою метою розробників таких систем є підвищення безпеки на дорогах та спрощення процесу керування транспортним засобом за допомогою рішень, здатних розпізнавати дорожні знаки, збирати дані про обмеження швидкості, транспортні обмеження, напрямки перехресть, розклад руху поїздів та іншу критично важливу інформацію.

Покращення безпеки водіння завдяки автоматизації. Надійність функціонування автомобіля та якість процесу водіння значно покращуються з кожним попередженням, отриманим системою від навколишнього середовища. Проте для водіїв моніторинг усіх дорожніх параметрів під час тривалих поїздок може бути фізично виснажливим. На щастя, програмні рішення здатні ефективно

допомагати долати неуважність водія та мінімізувати людські помилки під час керування.

Розпізнавання дорожніх знаків є абсолютно критичним для роботи безпілотних автомобілів, що вимагає постійного розвитку відповідної інфраструктури. Автономний транспортний засіб повинен самостійно ідентифікувати дорожню розмітку, обмеження, знаки та загальні умови руху, оскільки без наявності даних про дорожні знаки ефективне функціонування таких систем є неможливим. Приклад розпізнавання дорожніх знаків ілюстрований на Рисунку 1.1, [3].

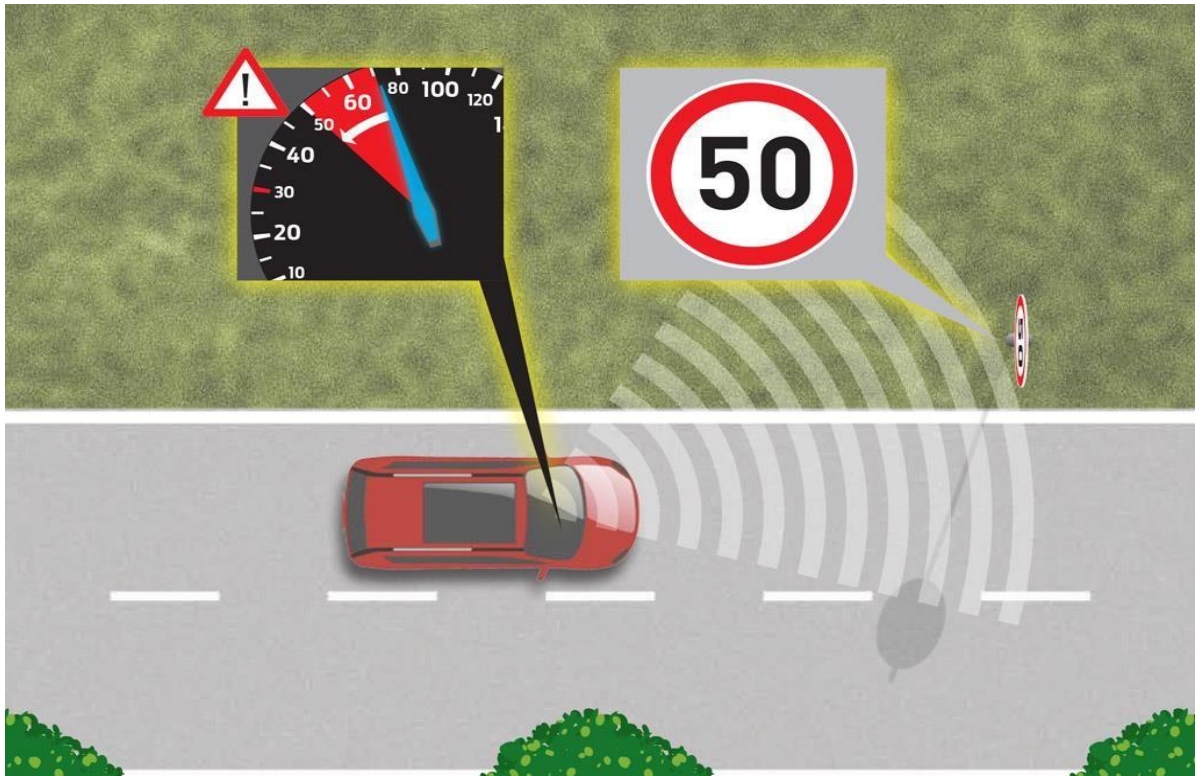


Рисунок 1.1 - Роль систем розпізнавання знаків у підвищенні безпеки на дорогах [3]

Автомобільні виробники активно працюють над мінімізацією дорожньо-транспортних пригод, спричинених перевищенням швидкості. Для досягнення цієї мети у сучасні транспортні засоби інтегруються системи розпізнавання дорожніх знаків. Основний функціонал таких систем охоплює верифікацію інформації про

Зм.	Арк.	№докум.	Підпис	Дата

дорожні знаки, пошук у відповідних базах даних та інформування водія, а також подачу попереджувальних сигналів у разі ігнорування швидкісного режиму.

Ефективність цих систем постійно зростає з кожним новим поколінням розробок. Якщо ранні версії могли ідентифікувати лише базові знаки, як-от обмеження швидкості чи заборони обгону, то сучасні рішення здатні розпізнавати набагато детальнішу інформацію, що стосується житлових зон та ділянок із певними обмеженнями [3,4].

Еволюція автоматичного розпізнавання об'єктів у зображеннях. Зазвичай, зображення містять організований набір елементів, які класифікуються як об'єкти та характеризуються спільними властивостями. Процес машинного розпізнавання передбачає автоматичну ідентифікацію та класифікацію цих об'єктів на основі їхніх унікальних характеристик.

Ця технологія почала розвиватися у другій половині ХХ століття, починаючи з простих геометричних моделей. На тому етапі для вибору ключових особливостей об'єктів на зображенні вимагалася участь оператора. Згодом перші системи розпізнавання перейшли до вимірювання розмірів та відстаней обраних об'єктів відносно визначених контрольних точок. Таким чином, автоматичне розпізнавання об'єктів у зображеннях послідовно еволюціонувало, стаючи з часом дедалі більш досконалим та складним.

Виклики та розвиток розпізнавання об'єктів у зображеннях. Розпізнавання об'єктів на зображеннях є комплексною задачею, що базується на математичних принципах і набуває все більшої популярності у різноманітних галузях. До них належать комп'ютерний зір, обробка та аналіз зображень, біометрія, системи безпеки та відеоспостереження. Методи ідентифікації об'єктів розроблялися для вирішення широкого спектра завдань: від розпізнавання обличчя, відбитків пальців і сітківки ока до ідентифікації друкованих символів, номерних знаків транспортних засобів та маркування на різних об'єктах.

Незважаючи на значний прогрес у цій сфері, сучасні підходи все ще стикаються з певними труднощами, що впливають на їхню точність та надійність. Серед них – низька роздільна здатність зображень, наявність складних фонових

структур, а також різноманітні спотворення, що виникають під час реєстрації зображення. Погана видимість та присутність сторонніх об'єктів можуть знижувати точність, тоді як афінні та проєкційні спотворення здатні впливати на процес розпізнавання. Для точної ідентифікації дорожніх знаків на зображеннях часто потрібність використання різних алгоритмів попередньої обробки, що може ускладнювати, ускладнювати та подовжувати процес розпізнавання. Відтак, існує постійна потреба у розробці нових методів та алгоритмів для ефективного вирішення цих проблем.

Для подолання згаданих вище складнощів можна застосовувати додаткові підходи до попередньої обробки, хоча це, своєю чергою, збільшує обчислювальну складність системи. Отже, на сьогоднішній день існує гостра необхідність у впровадженні таких методів та алгоритмів, які мінімізують вплив цих чинників на процес розпізнавання [5-8].

Етапи розпізнавання дорожніх знаків. Розпізнавання дорожніх знаків на зображеннях, як правило, складається з двох ключових етапів: спочатку визначається місцезнаходження дорожніх знаків на зображенні, а потім здійснюється їх безпосереднє розпізнавання. На Рисунку 1.2 представлена схема алгоритму розпізнавання дорожніх знаків [9].

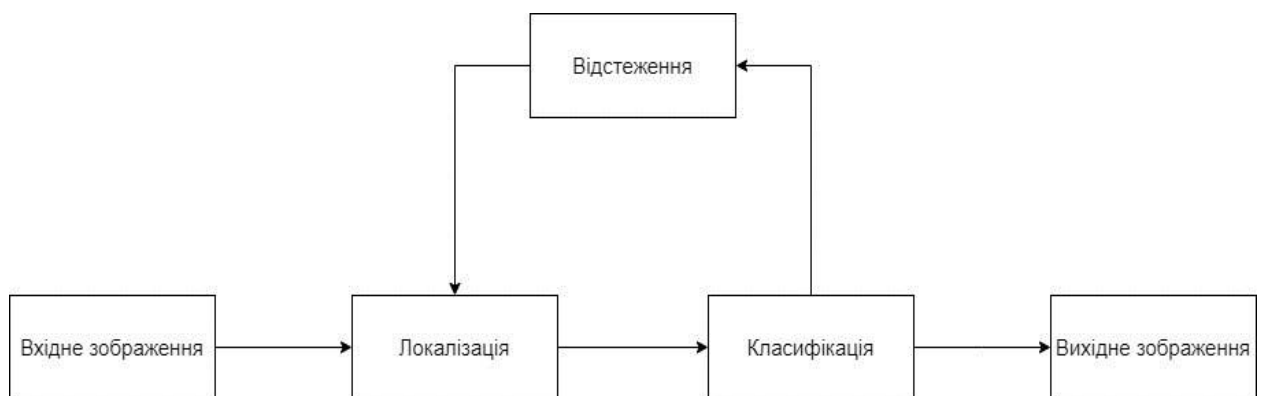


Рисунок 1.2 – Узагальнена схема роботи системи розпізнавання розпізнавання дорожніх знаків.

Архітектура системи розпізнавання дорожніх знаків: етапи локалізації та класифікації. Система розпізнавання дорожніх знаків, як правило, функціонує за

принципом двох взаємодоповнюючих підсистем: системи локалізації зображення та системи класифікації зображення.

Перша підсистема відповідає за виявлення потенційних дорожніх знаків у вхідному візуальному потоці. Її ключовим завданням є ідентифікація наявності знака та визначення його місцезнаходження на зображенні, що призводить до створення області інтересу (ROI), де, ймовірно, знаходиться дорожній знак.

Натомість, друга підсистема виконує класифікацію. Вона отримує виявлену область інтересу та визначає конкретний тип дорожнього знака, а також відсіює будь-які хибні виявлення, що могли виникнути на попередньому етапі. Таким чином, система розроблена для створення області інтересу, в якій, ймовірно, будуть присутні дорожні знаки, під час процесу виявлення.

1.2 Огляд існуючих методів та алгоритмів, які використовуються для локації та розпізнавання дорожніх знаків

1.2.1 Метод перетворення Хафа

Метод перетворення Хафа [10] - це алгоритм, призначений для пошуку певних об'єктів на зображенні, що належать до заздалегідь визначених класів, таких як геометричні фігури (прямі лінії або кола). Суть його полягає в застосуванні процедури "голосування" до простору параметрів зображення. Цільовий об'єкт описується параметричним рівнянням, що має параметри у фазовому просторі.

Основна ідея перетворення Хафа полягає в тому, що кожна точка на зображенні може бути частиною безлічі ліній. Отже, пряму лінію можна виразити за формулою (1.1):

$$r = X\cos\theta + Y\sin\theta \quad (1.1)$$

де r - це довжина вектора, проведеного від початку координат до лінії;

θ - кут між цим вектором та віссю X (абсцис).

Синусоїдальні криві, які відповідають кожній точці на зображенні, унікальні, але вони перетинаються в єдиній точці (r,θ) лише тоді, коли їхні відповідні твірні

точки лежать на одній прямій, описаній рівнянням (1.1). Функція $A(r,\theta)$ відома як накопичувальна функція, а її значення в точці (r,θ) вказує на загальну кількість точок, що розташовані вздовж відповідної лінії. Прямі лінії на зображенні можна ідентифікувати шляхом пошуку локальних максимумів накопичувальної функції.

Для підвищення ефективності цього методу, на початковому етапі зазвичай здійснюється посилення контрасту, бінаризація або виділення меж зображення. Далі кожна точка на зображенні, разом із сусідніми, послідовно оцінюється. Одночасно визначається "вага" цієї точки. Якщо ця вага відповідає заздалегідь встановленому пороговому значенню, обчислюються параметри лінії, а значення у відповідній комірці масиву збільшується. Наприкінці відбувається пошук максимальних значень у масиві, які отримали найбільшу кількість "голосів" від пікселів зображення. Цей підхід дозволяє визначити параметри рівнянь, що описують об'єкт.

Алгоритм виявлення дорожніх знаків на основі перетворення Хафа. Алгоритм виявлення дорожніх знаків, що ґрунтується на цьому методі, передбачає ідентифікацію прямих ліній, які відповідають певним критеріям. По-перше, лінії повинні мати приблизно однакову довжину, охоплюючи початкові та кінцеві координати. По-друге, між ними повинна бути задана відстань.

Після виділення з зображення пар ліній, їх порівнюють, щоб визначити, чи утворюють вони прямокутник шляхом взаємного перетину. Потім вимірюються висота та ширина отриманих прямокутних граней, і якщо ці параметри відповідають необхідним умовам, ця ділянка вважається потенційним дорожнім знаком.

Однією з ключових переваг цього підходу є його стійкість до змін яскравості та кольору зображення. Однак суттєвим обмеженням є чутливість методу до прямокутних областей на зображенні, що може знизити його ефективність при обробці зображень зі складним фоном.

1.2.2 Методи на основі гістограмного перетворення зображення

Ці підходи ґрунтуються на припущенні, що частотні характеристики областей зображення, які містять символічні об'єкти (наприклад, текст або знаки), відрізняються від фонових ділянок, демонструючи вищу інтенсивність пікселів [11].

					КвРБКІ 210376.21.03.28 ПЗ	Арк. 15
Зм.	Арк.	№докум.	Підпис	Дата		

Як правило, на початковому етапі для покращення просторових частот та зменшення шуму застосовуються такі операції, як підвищення контрастності, бінаризація зображення або виділення меж. Це сприяє отриманню чіткіших контурів об'єктів та темнішого фону.

У задачах, таких як розпізнавання номерних знаків або маркування технічних об'єктів, бажаним є виявлення набору темних символів і ліній на світлому фоні (або навпаки), що створює високий контраст у цій зоні зображення. Для ідентифікації таких об'єктів зображення послідовно сканується, а потім обчислюється середній рівень яскравості для кожного рядка (або іноді стовпця). У тій області, де розташований цільовий об'єкт, середня інтенсивність пікселів буде суттєво відрізнятися від інших ділянок. Отримане максимальне значення проекції допомагає точно визначити положення шуканого об'єкта.

Вони також використовували фільтрацію зображень для зменшення шуму та виділення автомобільних номерних знаків. Крім того, деякі фахівці поєднували цей підхід з перетворенням Хафа для більш ефективного виявлення номерних знаків. Ці методи можуть забезпечувати точні результати, особливо якщо розмір зображення об'єкта (автомобіля чи технічного об'єкта) відповідає розміру кадру. Головними перевагами цих методів є простота реалізації та висока швидкість роботи. Однак їхнім обмеженням є чутливість до будь-яких частин зображення, що мають параметри інтенсивності пікселів, схожі з тими, що характерні для дорожнього знака.

1.2.3 Лінійний дискримінантний аналіз

Лінійний дискримінантний аналіз (LDA), широко відомий як LDA, використовується для розв'язання задач класифікації, розподіляючи об'єкти за кількома класами [12-14]. На відміну від методу головних компонентів (PCA), LDA не має на меті зменшення розмірності простору ознак для більш компактного опису навчального набору даних. Навпаки, основна мета LDA полягає у виявленні проекції ознак у просторі ознак, яка забезпечує максимальну розрізненість між різними класами об'єктів.

Кожен об'єкт зображення, що належить до певного класу, має характерні риси, які загалом схожі з іншими об'єктами того ж класу. Група таких об'єктів формує навчальну вибірку, де приналежність кожного елемента до відповідного класу є відомою. Потім формується набір ознак шляхом проектування простору ознак у підпростір меншої розмірності. При цьому вектори ознак різних класів повинні значно відрізнятися один від одного, щоб зменшити варіації всередині класу, одночасно збільшуючи відмінності між класами. В результаті утворюються компактні кластери характерних ознак об'єктів, що відповідають різним класам і мінімізують їх взаємний перетин. Зрештою, завдання класифікації полягає в ідентифікації характерних ознак вхідного зображення та їх порівнянні з наявними ознаками, отриманими з навчальних даних.

1.2.4 Метод дескрипторів локальних областей

Локальні особливості зображень можуть бути виділені за допомогою дескрипторів, які надають детальний набір параметрів для опису таких характеристик зображення, як колір, текстура тощо. Початковий етап виявлення об'єкта включає визначення характерних точок. Ці точки ідентифікуються як ділянки з високими локальними інформативними параметрами, що залишаються стабільними незалежно від фотометричних або геометричних перетворень зображення. Після визначення характерних точок можна обчислити дескриптори для набору знайдених точок на зображенні. Це дозволяє отримати глибше розуміння особливостей зображення та сприяє виявленню та розпізнаванню об'єкта. Загалом, дескриптори та характерні точки відіграють ключову роль у виявленні об'єктів на зображеннях [15,16].

Алгоритм SIFT (Scale Invariant Feature Transform) широко використовується в комп'ютерному зорі для виявлення та опису характерних точок зображення. Його робота полягає у обчисленні згортки вихідного зображення з ядром Гауса з різним ступенем згладжування, після чого отримані зображення перетворюються до єдиного розміру. Розраховуються відмінності між цими зображеннями, і кожен піксель порівнюється з сусідніми пікселями в тих самих параметрах і масштабі, а

також з дев'ятьма сусідніми пікселями в більшому та меншому масштабах. Точки, в яких спостерігається локальне екстремальне значення, що перевищує певний поріг, вважаються характерними. З цих точок обчислюється локальний дескриптор, який описує напрямки градієнтів в околицях пікселів.

Алгоритм HOG (Histogram of Oriented Gradients), представлений у 2005 році Н. Далалом і Б. Тріггсом, репрезентує зображення як щільну сітку рівномірно розподілених комірок для виявлення та опису градієнтів. У 2006 році група дослідників представила алгоритм SURF (Speeded Up Robust Features), який поєднує детектор і дескриптор окремих точок зображення для точного виявлення різноманітних об'єктів на зображеннях. Цей алгоритм використовує цілочисельні прямокутні фільтри різних масштабів замість зважених градієнтних гістограм, що забезпечує більшу стійкість до змін масштабу та повороту об'єкта. Алгоритм обирає характерні точки на основі локальних максимумів заданого порогового значення пікселів і обчислює локальні дескриптори навколо них. Для формування цих дескрипторів навколо точки будується квадратна область, яка потім ділиться на підгілки. Кожна підгілка піддається двом типам вейвлетів, спрямованих горизонтально та вертикально, і обчислюються відповідні реакції. Отриманий зворотний зв'язок потім зважується та підсумовується за Гаусом. Завдяки ступеню інваріантності до геометричних перетворень ці дескриптори використовуються для детекції дорожніх знаків.

1.3 Аналіз існуючих систем

1.3.1 Архітектура типових систем

Інформаційна система, призначена для ідентифікації дорожніх знаків, зазвичай складається з низки апаратних та програмних компонентів. До них належать камера для зйомки зображень, апаратний модуль для захоплення даних, модуль виявлення, модуль класифікації та база даних [17-20].

Процес починається із захоплення зображення камерою та його подачі на вхід системи. Завдяки алгоритмам система спочатку визначає положення дорожнього

знака. Після цього програма розпізнавання ідентифікує конкретний дорожній знак. Структура бази даних може варіюватися залежно від завдань, які має виконувати система. Такий підхід є надзвичайно ефективним для точного визначення дорожніх знаків, надання коректної інформації та, як наслідок, підвищення безпеки на дорозі.

1.3.2 Система розпізнавання дорожніх знаків Volvo IntelliSafe

Система Volvo IntelliSafe – це комплексний набір технологій безпеки, розроблений компанією Volvo, що включає функцію розпізнавання дорожніх знаків. Система використовує камеру, розташовану у передній частині автомобіля, для постійного моніторингу дорожніх знаків. Камера сканує дорогу та розпізнає різні типи знаків, зокрема обмеження швидкості, знаки зупинки, заборонні знаки та інші.

Після розпізнавання відповідна інформація передається на спеціальний дисплей у салоні автомобіля, де водій може бачити актуальні дані про розпізнані дорожні знаки. Роботу системи Volvo IntelliSafe [21] візуалізовано на Рисунку 1.3.

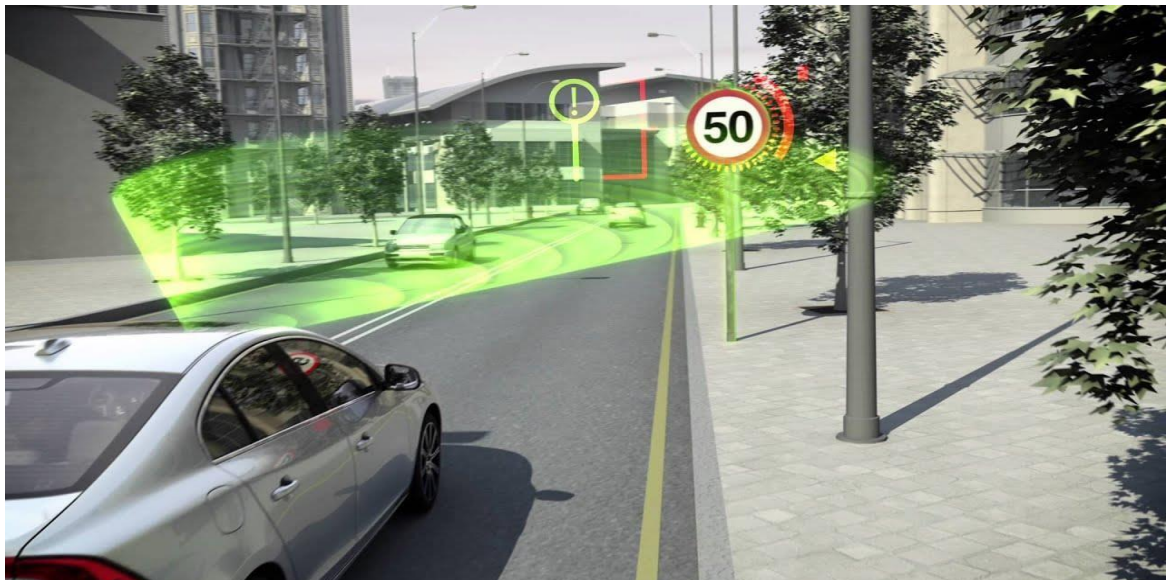


Рисунок 1.3 – Візуалізація роботи системи розпізнавання дорожніх знаків Volvo IntelliSafe [21]

Недоліки системи Volvo IntelliSafe. Незважаючи на переваги, система Volvo IntelliSafe має певні обмеження. Її ефективність значною мірою залежить від якості самих дорожніх знаків. Якщо знаки погано видно, пошкоджені або забруднені, це може призвести до помилкового розпізнавання або повної нездатності системи їх виявити. Такі проблеми можуть виникати за несприятливих погодних умов, при наявності відблисків або у випадку недостатнього обслуговування дорожніх знаків. Крім того, IntelliSafe, як правило, розпізнає лише ті дорожні знаки, які встановлені у стандартних місцях і відповідають типовим вимогам. Вона не завжди здатна ідентифікувати тимчасові або нестандартні знаки, що можуть використовуватися в певних дорожніх ситуаціях. Важливо також зазначити, що IntelliSafe не завжди враховує контекст дорожньої ситуації або інші чинники, які можуть впливати на інтерпретацію дорожніх знаків. Тому водіям все одно необхідно залишатися уважними та приймати рішення, виходячи з реальних умов на дорозі [22].

1.3.3 Система Audi Traffic Sign Recognition

Audi Traffic Sign Recognition – це технологічна система, розроблена компанією Audi, яка використовує камеру, розташовану у передній частині автомобіля, для розпізнавання дорожніх знаків. Ця інноваційна технологія дозволяє автомобілю ідентифікувати різноманітні дорожні знаки, такі як обмеження швидкості, знаки зупинки, заборонні знаки та багато інших. Результат розпізнавання дорожніх знаків системою Audi [23] представлений на рисунку 1.4.

Переваги системи Audi Traffic Sign Recognition

Система Audi Traffic Sign Recognition відіграє важливу роль у підвищенні безпеки дорожнього руху, надаючи водієві своєчасну та точну інформацію про дорожні знаки. Завдяки використанню фронтальної камери та інтелектуальних алгоритмів обробки зображень, система в реальному часі виявляє та розпізнає дорожні знаки – такі як обмеження швидкості, заборона обгону, зони забудови тощо.

Важливою перевагою є зменшення ймовірності порушень ПДР, адже актуальна інформація відображається прямо на дисплеї приладової панелі або мультимедійного комплексу, що дозволяє водієві не відволікатися на пошук знаків

					КВРБКІ 210376.21.03.28 ПЗ	Арк. 20
Зм.	Арк.	№докум.	Підпис	Дата		

на дорозі. Це особливо корисно в умовах міського трафіку, де знаки можуть бути частково прихованими або недостатньо помітними.



Рисунок 1.4 – Візуалізація роботи системи розпізнавання дорожніх знаків Audi Traffic Sign Recognition [23]

Крім цього, система забезпечує високий рівень комфорту під час поїздки – вона знижує інформаційне навантаження на водія, дозволяючи зосередитися на керуванні. Функція також здатна адаптуватися до змін у навколишньому середовищі: вона розпізнає знаки навіть за складних погодних умов або в темну пору доби.

Ще однією значущою перевагою є глобальна сумісність – технологія враховує локальні особливості дорожньої інфраструктури різних країн, що робить її особливо корисною для міжнародних поїздок.

У підсумку, Audi Traffic Sign Recognition не лише підвищує обізнаність водія, але й формує більш відповідальну та безпечну манеру водіння.

1.3.4 Система Bosch Road Sign Assist

Система Bosch Road Sign Assist функціонує на основі високоточних камер, інтегрованих у передню частину автомобіля, які постійно моніторять дорожню обстановку [24]. Камери фіксують зображення дорожніх знаків, зокрема обмеження швидкості, знаків зупинки, заборон та інших попереджень. Отримані дані аналізуються в реальному часі, після чого розпізнані знаки оперативно відображаються водієві у вигляді графічної інформації на цифровій панелі приладів або мультимедійному екрані. Принцип роботи системи візуалізовано на Рисунку 1.5.



Рисунок 1.5 – Візуалізація роботи системи розпізнавання дорожніх знаків Bosch Road Sign Assist [24]

1.4 Порівняльний аналіз існуючих систем-аналогів

На основі детального огляду існуючих систем, представленого у попередніх підрозділах, доцільно провести їхнє зіставлення. Для системного аналізу ключових переваг та недоліків буде сформовано Порівняльну таблицю 1.1.

					КвРБКІ 210376.21.03.28 ПЗ	Арк.
Зм.	Арк.	№докум.	Підпис	Дата		22

Таблиця 1.1 – Зіставлення існуючих систем за їхніми перевагами та недоліками

Характеристики / системи	Audi Traffic Sign Recognition	Bosch Road Sign Assist	Volvo Intellisafe
Функція виділення розпізнавання знаків на екрані	Знаки можуть бути відображені в режимі реального часу з відповідними символами та кольорами, які вказують на тип та інформацію, пов'язану із знаком	Знаки можуть бути візуально підсвічені або відображені у вигляді графіки або текстової інформації, щоб вказати водію на тип та значення розпізнаваного знаку	Знаки можуть бути візуально підсвічені або навіть придані або відображені на дисплеї, щоб проінформувати водія про тип та значення розпізнаваного знаку
Аудіосповіщення водія у випадку небезпеки	Присутнє	Відсутнє	Присутнє
Можливість розпізнавання додаткових знаків	STOP, вказівники напрямку та інші	Міжнародні знаки	Попередження про зустрічний трафік
Впровадження системи	Audi Traffic Sign Recognition є стандартним обладнанням деяких моделей Audi або доступним як опція	Bosch Road Sign Assist є опцією, доступною у деяких нових автомобілях Bosch або у комплектній допоміжній системі водіння	Volvo IntelliSafe є системою, обладнанням у деяких моделях Volvo або доступним як опція

Висновки за результатами порівняльного аналізу систем розпізнавання дорожніх знаків

На підставі проведеного аналізу розглянутих систем можна сформулювати наступні ключові висновки:

1. Функціонал розпізнавання: Усі три проаналізовані системи – Audi Traffic Sign Recognition, Bosch Road Sign Assist та Volvo IntelliSafe – успішно виконують

функцію розпізнавання дорожніх знаків, включаючи швидкісні обмеження, заборони та вказівники напрямку.

2. Візуалізація на екрані: Кожна із згаданих систем передбачає відображення розпізнаних знаків на дисплеї автомобіля, будь то панель приладів або центральний сенсорний екран.

3. Додаткові можливості: Система Audi Traffic Sign Recognition додатково підтримує ідентифікацію знаку "STOP" та інших спеціальних знаків. Bosch Road Sign Assist розширює функціонал розпізнавання міжнародних дорожніх знаків, тоді як Volvo IntelliSafe інформує водія про зустрічний трафік, що є корисною опцією для безпечного виконання маневрів обгону.

4. Доступність встановлення: Audi Traffic Sign Recognition інтегрована як стандартне обладнання в деякі моделі Audi. Система Bosch Road Sign Assist доступна як додаткова опція для окремих моделей автомобілів Bosch. Volvo IntelliSafe також входить до стандартної комплектації певних моделей Volvo або може бути встановлена за бажанням як опція.

1.5 Висновки до першого розділу

У першому розділі було проведено ґрунтовне дослідження предметної області, що стосується детектування та розпізнавання дорожніх знаків. Було підкреслено, що розпізнавання об'єктів на зображеннях є комплексним процесом, який значною мірою базується на математичних принципах і набуває все більшої актуальності у численних сферах. До них належать комп'ютерний зір, обробка та аналіз зображень, біометрія, системи безпеки та відеоспостереження.

Проаналізовано, що методи розпізнавання об'єктів розроблялися для вирішення широкого спектра завдань – від ідентифікації облич та відбитків пальців до розпізнавання друкованих символів та номерних знаків транспортних засобів. Попри значний прогрес у цій галузі, було виявлено, що існують певні проблеми, які впливають на точність та надійність сучасних підходів. Серед цих проблем варто виділити низьку роздільну здатність зображення, наявність складних фонових

					КВРБКІ 210376.21.03.28 ПЗ	Арк. 24
Зм.	Арк.	№докум.	Підпис	Дата		

структур, а також різноманітні спотворення, що виникають під час реєстрації зображення. Зокрема, погана видимість та присутність сторонніх об'єктів можуть знижувати точність, тоді як афінні та проекційні спотворення здатні суттєво впливати на розпізнавання об'єктів.

Крім того, у розділі було виконано порівняльний аналіз існуючих систем-аналогів, що дозволило систематизувати їхні основні переваги та недоліки.

					КвРБКІ 210376.21.03.28 ПЗ	Арк.
						25
Зм.	Арк.	№докум.	Підпис	Дата		

2 ВИБІР ТА ОБҐРУНТУВАННЯ ПРОГРАМНО-АПАРАТНИХ ЗАСОБІВ І МЕТОДІВ РЕАЛІЗАЦІЇ СИСТЕМИ ВИЯВЛЕННЯ ТА РОЗПІЗНАВАННЯ ДОРОЖНІХ ЗНАКІВ

У цьому розділі буде здійснено вибір засобів і методів для реалізації спеціалізованої системи виявлення та розпізнавання дорожніх знаків. Після ґрунтового аналізу предметної області та визначення вимог до програмно-технічного засобу, проведеного у попередньому розділі, основним завданням цього етапу є відповідь на ключове питання: "як це реалізувати?". Тут будуть обґрунтовані проектні рішення, що забезпечать виконання вимог технічного завдання, а також сумісність та ефективну взаємодію всіх компонентів системи [27-30].

Проектування програмно-технічного засобу буде виконано на двох основних стадіях: ескізний проєкт (архітектурний дизайн) та технічний проєкт (детальне проектування). На стадії архітектурного дизайну буде здійснено виділення апаратних та програмних підсистем, визначено їхні зовнішні функції та способи взаємодії, а також сформовано логічну та фізичну структуру системи. Моделі, отримані на етапі аналізу, будуть розширені та скориговані для програмної та апаратної реалізації.

У рамках детального проектування відбудеться декомпозиція підсистем на модулі, конкретизація функціональних специфікацій, вибір ключових методів та алгоритмів розпізнавання, а також розробка проєкту людино-машинного інтерфейсу користувача. Окрім того, буде проведено аналіз методів комп'ютерної інженерії, що дозволить обґрунтувати вибір оптимальних рішень для реалізації системи з урахуванням їхніх переваг та недоліків. Метою цього розділу є створення чіткого та детального плану розробки, який закладе міцну технологічну основу для подальшої практичної реалізації системи.

2.1 Архітектурний дизайн системи

На етапі проектування програмно-технічного засобу, призначеного для виявлення та розпізнавання дорожніх знаків, ключовим є розробка його

					КвРБКІ 210376.21.03.28 ПЗ	Арк. 26
Зм.	Арк.	№докум.	Підпис	Дата		

архітектурного дизайну. Цей етап відповідає за визначення загальної структури системи, виділення її основних підсистем (модулів) та встановлення принципів їхньої взаємодії. Метою є створення логічної та фізичної моделі, яка дозволить ефективно реалізувати поставлені функціональні вимоги та забезпечити надійну роботу системи в реальних умовах [31-35].

Архітектура системи передбачає модульний підхід, що забезпечує гнучкість, масштабованість та легкість у подальшій розробці й модифікації. Основні функціональні блоки системи розробляються як самостійні підсистеми, кожна з яких відповідає за певний етап обробки даних.

Основні апаратні та програмні підсистеми системи включають:

1. Модуль захоплення зображень: Відповідає за отримання візуальних даних із зовнішнього джерела (наприклад, камери автомобіля). Цей модуль має забезпечувати стабільний відеопотік або послідовність кадрів високої якості, що є критично важливим для подальшої обробки.

2. Модуль попередньої обробки зображень: Призначений для підвищення якості вхідних зображень та оптимізації їх для наступних етапів аналізу. Включає такі операції, як нормалізація яскравості та контрасту, шумозаглушення, корекція викривлень та, можливо, перетворення колірного простору.

3. Модуль виявлення (локалізації) дорожніх знаків: Виконує функцію пошуку потенційних дорожніх знаків у оброблених зображеннях. Завданням цього модуля є визначення областей інтересу (Region of Interest – ROI), де ймовірно розташовані дорожні знаки, з подальшим виділенням їхніх точних координат.

4. Модуль розпізнавання (класифікації) дорожніх знаків: Відповідає за ідентифікацію типу та значення виявлених дорожніх знаків. Після отримання ROI від модуля виявлення, цей модуль застосовує алгоритми машинного навчання для класифікації знаків, відсіюючи при цьому хибні спрацювання.

5. Модуль виведення інформації та інтеграції: Призначений для надання розпізнаної інформації користувачу (водію) або іншим системам транспортного засобу (наприклад, системам допомоги водію – ADAS). Це може включати візуальне

відображення знаків на дисплеї, звукові попередження або передачу даних до центрального блоку керування автомобілем.

Взаємодія між підсистемами реалізується шляхом послідовної передачі оброблених даних від одного модуля до іншого. Наприклад, модуль захоплення передає сирі зображення модулю попередньої обробки, який, у свою чергу, передає покращені зображення модулю виявлення. Останній надсилає виявлені ROI модулю розпізнавання, а фінальні результати класифікації прямують до модуля виведення інформації. Така архітектура забезпечує чітке розділення відповідальності між компонентами та сприяє ефективному управлінню потоком даних [36].



Рисунок 2.1 – Структурна схема системи виявлення та розпізнавання дорожніх знаків [36]

2.2 Вибір програмних та апаратних засобів реалізації

На етапі проектування спеціалізованої системи виявлення та розпізнавання дорожніх знаків, обґрунтований вибір програмних та апаратних засобів є критично важливим. Це рішення не лише визначає можливість реалізації запланованого функціоналу, а й безпосередньо впливає на продуктивність, надійність, масштабованість та економічну ефективність кінцевого рішення. Правильно підібраний інструментарій дозволяє оптимізувати процес розробки та забезпечити відповідність системи сучасним вимогам до систем комп'ютерного зору.

2.2.1 Програмні засоби

Для розробки програмної частини системи пропонується використовувати комплекс перевірених та ефективних технологій, що забезпечують необхідну гнучкість, швидкість розробки та потужність для обробки візуальних даних.

Мова програмування: Python. Вибір Python є закономірним, оскільки він став де-факто стандартом у галузі штучного інтелекту, машинного навчання та комп'ютерного зору. Його ключові переваги включають багату екосистему бібліотек, таких як OpenCV, NumPy, TensorFlow, PyTorch, що значно прискорює процес розробки, дозволяючи розробнику зосередитись на алгоритмічній складовій задачі. Завдяки простому та інтуїтивно зрозумілому синтаксису, Python дозволяє оперативно впроваджувати та тестувати нові ідеї, що є надзвичайно цінним на етапі наукових досліджень. Мова є крос-платформною, що забезпечує гнучкість розгортання, а велика та динамічна спільнота розробників сприяє швидкому вирішенню типових проблем та постійному розвитку. Крім того, Python легко інтегрується з C/C++ для оптимізації критичних до продуктивності секцій коду [37-40].

Бібліотеки для комп'ютерного зору: OpenCV та Pillow. OpenCV (Open Source Computer Vision Library) є однією з найпотужніших та найпопулярніших у світі бібліотек для задач комп'ютерного зору. Вона буде основним інструментом для роботи з зображеннями та відеопотоком. Її функціонал дозволяє виконувати захоплення відеопотоку, комплексну попередню обробку зображень, включаючи фільтрацію шумів, нормалізацію яскравості та контрасту, корекцію гамма-кривої та перетворення колірного простору для кращого виділення ознак знаків. Також OpenCV використовується для виявлення контурів, геометричних перетворень та ефективної роботи з областями інтересу (ROI). Перевагами є висока швидкість виконання завдань, багатий функціонал та широка документація. Pillow (розширення PIL) є зручним доповненням до OpenCV для базових операцій з зображеннями. Вона може використовуватись для читання та запису зображень у різних форматах, швидкого маніпулювання окремими пікселями, а також для

					КВРБКІ 210376.21.03.28 ПЗ	Арк. 29
Зм.	Арк.	№докум.	Підпис	Дата		

простих графічних операцій, що робить її простою у використанні та добре інтегрованою з іншими бібліотеками Python.

Фреймворки для машинного та глибокого навчання: TensorFlow / PyTorch та Keras. Вибір одного з цих фреймворків є фундаментальним для реалізації модуля розпізнавання (класифікації) дорожніх знаків, оскільки вони дозволяють працювати з архітектурами глибоких нейронних мереж (DNN), зокрема з згортковими нейронними мережами (CNN), які є стандартом у задачах комп'ютерного зору. TensorFlow та PyTorch є лідерами у галузі глибокого навчання, надаючи потужні інструменти для побудови архітектур CNN, ефективного навчання моделей на великих наборах даних дорожніх знаків та швидкого виконання інференсу у реальному часі. Їх ключовими перевагами є оптимізація для GPU, що значно прискорює обчислення, автоматичне диференціювання, гнучкість та масштабованість, а також активна розробка та спільнота. Keras, як високорівневий API для TensorFlow, може використовуватися для спрощення побудови, конфігурації та навчання нейронних мереж [41,42].

Бібліотеки для роботи з даними та наукових обчислень: NumPy та Pandas. NumPy є фундаментальною бібліотекою для числових обчислень у Python, незамінною для ефективної роботи з багатовимірними масивами, що охоплює всі операції з пікселями та тензорами. Pandas використовується для аналізу та маніпулювання структурованими даними, що може бути корисним для управління великими наборами даних для навчання та аналізу результатів експериментів.

Середовище розробки (IDE): PyCharm / VS Code. Вибір потужного інтегрованого середовища розробки є важливим для продуктивності. PyCharm та VS Code надають інструменти для написання коду, налагодження, керування залежностями, інтеграції з системами контролю версій та тестування, що значно оптимізує процес розробки.

Система керування версіями: Git. Використання Git (з віддаленими репозиторіями на платформах, таких як GitHub, GitLab або Bitbucket) є стандартом індустрії та обов'язковим для організації професійної розробки. Це дозволяє

відстежувати та керувати змінами, контролювати версії, сприяти співпраці та забезпечувати резервне копіювання коду.

2.2.2 Апаратні засоби

Вибір апаратної платформи є критично важливим для забезпечення високої продуктивності системи розпізнавання дорожніх знаків, особливо з огляду на вимоги обробки даних у реальному часі та обчислювальну складність алгоритмів глибокого навчання [43-45].

Основна обчислювальна платформа для розробки та навчання: Персональний комп'ютер (ПК) або спеціалізована робоча станція, оснащена потужним центральним процесором (CPU) та дискретною графічною картою (GPU) виробництва NVIDIA. Обґрунтуванням вибору GPU є те, що сучасні алгоритми глибокого навчання вимагають колосальних обчислювальних ресурсів, і GPU, завдяки своїй тисячам паралельних обчислювальних ядер, значно прискорюють матричні операції та тензорні обчислення. Використання архітектури CUDA від NVIDIA дозволяє фреймворкам, таким як TensorFlow та PyTorch, максимально ефективно використовувати можливості GPU. Без потужного GPU навчання складних моделей може займати значно більше часу. Хоча GPU виконує основні обчислення, CPU залишається важливим для попередньої обробки даних, завантаження наборів даних та управління логікою програми. Для ефективної роботи необхідно не менше 16-32 ГБ оперативної пам'яті та швидкий накопичувач (SSD), що прискорює завантаження даних та моделей. Така конфігурація забезпечує достатню обчислювальну потужність для проведення інтенсивних експериментів, швидкого тренування моделей та тестування системи у реальному часі.

Пристрій для захоплення зображень: високоякісна цифрова камера (USB-камера, IP-камера або вбудована камера транспортного засобу) з підтримкою високої роздільної здатності (рекомендовано не менше Full HD, 1920x1080 пікселів) та достатньою частотою кадрів (від 25-30 кадрів на секунду). Обґрунтуванням вибору є те, що якість вхідного візуального потоку безпосередньо впливає на

					КВРБКІ 210376.21.03.28 ПЗ	Арк. 31
Зм.	Арк.	№докум.	Підпис	Дата		

точність та надійність виявлення і розпізнавання. Камера повинна забезпечувати чітке, стабільне зображення з мінімальним рівнем шуму в різних умовах освітлення, а також мати можливість адаптивного регулювання параметрів експозиції та фокусування. Наявність якісного об'єктиву є значною перевагою для розпізнавання знаків на різних відстанях.

Монітор/Дисплей: Необхідний для візуалізації результатів роботи системи, налаштування її параметрів, взаємодії з інтерфейсом користувача та моніторингу процесу обробки даних.

Для потенційного розгортання на вбудованих системах (після етапу прототипування та тестування): Спеціалізовані обчислювальні платформи, такі як NVIDIA Jetson Nano, Jetson Xavier NX або Jetson AGX Orin. Ці платформи є компактними, енергоефективними та розроблені NVIDIA для завдань штучного інтелекту та комп'ютерного зору на межі (edge computing). Вони оснащені інтегрованими GPU, що дозволяє ефективно виконувати оптимізовані моделі глибокого навчання безпосередньо на пристрої, при цьому зберігаючи низьке енергоспоживання. Хоча потужний ПК використовується для розробки та трудомісткого навчання моделей, для реального впровадження в транспортний засіб потрібна автономна, компактна та енергоефективна платформа. Платформи серії NVIDIA Jetson є ідеальним рішенням, оскільки вони надають достатню обчислювальну потужність для виконання інференсу (прогнозування моделі) в реальному часі за умов обмежених ресурсів.

2.3 Вибір методів розпізнавання

Ефективне виявлення та розпізнавання дорожніх знаків є ключовим завданням для спеціалізованих систем допомоги водію (ADAS) та систем автономного водіння. Складність цього завдання полягає у варіативності умов освітлення, впливі погодних явищ, різноманітні кутів зйомки, мінливості розмірів знаків, їхнього часткового перекриття та наявності фонового шуму. Для успішного вирішення цих викликів необхідні надійні, точні та адаптивні алгоритмічні підходи [46,47].

Історично, для розпізнавання об'єктів у комп'ютерному зорі застосовувались різноманітні методи, починаючи від традиційних підходів, що базувались на ознаках, таких як гістограми орієнтованих градієнтів (HOG), метод опорних векторів (SVM) та шаблонізація. Ці методи вимагали значних зусиль для ручного проектування ознак та були чутливими до варіацій у вхідних даних. Проте, сучасний стан розвитку технологій та зростаючі вимоги до високої точності, робастності до змін умов та здатності до масштабування роблять найбільш перспективними та ефективними методи, засновані на глибоких нейронних мережах (DNN), зокрема згорткові нейронні мережі (Convolutional Neural Networks – CNN). CNN продемонстрували видатні результати у широкому спектрі завдань комп'ютерного зору, включаючи класифікацію, детектування та сегментацію об'єктів, значно перевершуючи традиційні підходи.

Обґрунтування вибору глибокого навчання. Головною перевагою глибокого навчання є його здатність до автоматичного вилучення ознак. На відміну від класичних методів, де ознаки потрібно було розробляти та вибирати вручну, CNN самостійно вивчають ієрархічні ознаки безпосередньо з вихідних зображень. Це дозволяє мережі виявляти складні та абстрактні закономірності, які було б надзвичайно важко або неможливо ідентифікувати вручну. Результатом є значно вища точність та робастність розпізнавання порівняно з класичними алгоритмами, особливо в умовах значних варіацій у даних, таких як різні рівні освітлення, наявність шуму або геометричні спотворення. Крім того, архітектури глибокого навчання є масштабованими, що дозволяє ефективно обробляти великі обсяги даних та розпізнавати значну кількість різних класів дорожніх знаків. Здатність CNN ефективно обробляти складні фони та справлятися з частковим перекриттям об'єктів робить їх ідеальними для використання в реальних дорожніх умовах [48].

2.3.1 Методи виявлення дорожніх знаків

Етап виявлення (локалізації) дорожніх знаків є першим і критично важливим кроком у загальному конвеєрі обробки. Його основна мета – точно визначити

координати (граничні рамки) потенційних знаків на вхідному зображенні. Існують різні підходи до виявлення об'єктів із застосуванням глибокого навчання [49,50].

Двохетапні детектори (Two-Stage Detectors). Ці мережі працюють у два послідовні етапи. Спочатку вони генерують пропозиції регіонів (region proposals), які є потенційними областями, де можуть знаходитись об'єкти. Після цього на другому етапі ці пропозиції класифікуються, і їхні граничні рамки уточнюються. Прикладами таких архітектур є R-CNN (Region-based Convolutional Neural Network) та його вдосконалені версії, такі як Fast R-CNN і Faster R-CNN. Перевагою двохетапних детекторів є, як правило, дуже висока точність локалізації та класифікації. Однак їхнім суттєвим недоліком є повільніша швидкість обробки через послідовність двох етапів, що може бути критичним для застосувань у реальному часі.

Однохетапні детектори (One-Stage Detectors). На відміну від двохетапних, ці мережі виконують і пропозицію регіонів, і класифікацію, і регресію граничних рамок одночасно, в рамках одного обчислювального проходу. До найвідоміших представників цього класу належать YOLO (You Only Look Once), SSD (Single Shot Detector) та RetinaNet. Головною перевагою однохетапних детекторів є значно вища швидкість обробки, що робить їх ідеальними для застосувань у реальному часі, таких як системи розпізнавання дорожніх знаків, встановлені на транспортних засобах. Хоча історично вони могли бути дещо менш точними, ніж двохетапні детектори, останні версії (наприклад, YOLOv5, YOLOv7, YOLOv8) значно покращили точність, зберігши при цьому високу швидкість.

Обґрунтування вибору для системи. Для спеціалізованої системи виявлення та розпізнавання дорожніх знаків, яка має функціонувати в умовах реального часу (наприклад, на транспортному засобі), оптимальним вибором є однохетапний детектор, такий як YOLO (You Only Look Once). Його висока швидкість обробки зображень у поєднанні з достатньою точністю робить його ідеальним для оперативного виявлення знаків на відеопотоці. Різні версії YOLO пропонують гнучкий компроміс між швидкістю та точністю, дозволяючи вибрати найбільш

оптимальну модель залежно від конкретних апаратних обмежень та вимог до продуктивності системи [51,52].

2.3.2 Методи розпізнавання (класифікації) дорожніх знаків

Після того, як дорожній знак був виявлений та його область інтересу (ROI) виділена, наступним ключовим кроком є його розпізнавання, тобто точне визначення типу та значення знаку. Для цього також використовуються глибокі нейронні мережі.

Згорткові нейронні мережі (CNN) для класифікації. CNN складаються з декількох послідовних шарів, кожен з яких виконує специфічну функцію. Згорткові шари (Convolutional Layers) відповідають за вилучення ієрархічних ознак із вхідного зображення, виявляючи шаблони від простих (наприклад, лінії, кути) до складних (частини об'єктів). Пулінгові шари (Pooling Layers) використовуються для зменшення просторової розмірності ознакових карт, знижуючи обчислювальне навантаження та допомагаючи мережі стати більш робастною до невеликих зсувів. Нарешті, повністю з'єднані шари (Fully Connected Layers) приймають високоабстрактні ознаки від попередніх шарів і виконують фактичну класифікацію, відображаючи ознаки на ймовірності належності до певного класу знака [53].

Серед популярних архітектур CNN для класифікації варто виділити: LeNet-5, AlexNet, VGG, які були піонерами у цій галузі. Однак, для сучасних завдань, що вимагають високої точності, частіше застосовуються такі архітектури як ResNet (Residual Network). ResNet використовує концепцію "залишкових з'єднань" (residual connections), що дозволяє будувати дуже глибокі мережі без проблем із зникаючими градієнтами, значно підвищуючи ефективність навчання та точність класифікації. Архітектура Inception (GoogLeNet) використовує "інкцепшн-модулі", які об'єднують різні згорткові фільтри на одному рівні, дозволяючи мережі вивчати ознаки різного масштабу одночасно. Для застосувань на мобільних та вбудованих пристроях розроблено MobileNet та EfficientNet, які є оптимізованими архітектурами, що забезпечують хороший компроміс між точністю та обчислювальною ефективністю.

					КВРБКІ 210376.21.03.28 ПЗ	Арк. 35
Зм.	Арк.	№докум.	Підпис	Дата		

Обґрунтування вибору для системи. Для етапу класифікації дорожніх знаків найбільш доцільно використовувати попередньо навчені архітектури CNN, такі як ResNet або MobileNet, з подальшим донавчанням (fine-tuning) на спеціалізованому наборі даних дорожніх знаків. Вибір ResNet забезпечує високу точність класифікації завдяки його глибокій архітектурі та здатності ефективно навчатися, що є критично важливим для точного розпізнавання різних типів знаків. Якщо ж система має бути розгорнута на вбудованому пристрої з обмеженими обчислювальними ресурсами, MobileNet є відмінним вибором, оскільки вона розроблена для забезпечення високої ефективності при збереженні достатньої точності.

Процес розпізнавання включає декілька етапів. По-перше, це збір та розмітка даних, що полягає у створенні або використанні існуючих наборів даних, які містять зображення дорожніх знаків з точними мітками класів. Якість та обсяг цих даних є ключовими для успішного навчання моделі. По-друге, виконується попередня обробка ROI, де виділені області знаків (ROI) нормалізуються за розміром (наприклад, до 64x64 або 128x128 пікселів) та, можливо, піддаються додатковій обробці для підвищення контрасту. По-третє, здійснюється навчання моделі, під час якого обрана архітектура CNN навчається на підготовлених даних, оптимізуючи свої внутрішні параметри (ваги) для коректної класифікації знаків. І по-четверте, проводиться оцінка моделі на незалежному, раніше не баченому наборі даних для визначення її точності, відкликання (recall), прецизії (precision) та F1-міри.

2.3.3 Комбінований підхід (End-to-End Solutions)

Останнім часом у сфері комп'ютерного зору набувають значної популярності комбіновані (end-to-end) рішення, які здатні виконувати як виявлення, так і класифікацію об'єктів в рамках однієї, інтегрованої архітектури. Прикладом таких систем є вже згадані YOLO та SSD. Ці моделі не тільки визначають місцезнаходження об'єкта на зображенні, але й одночасно класифікують його, що значно підвищує швидкість роботи та спрощує загальну архітектуру системи.

Переваги комбінованого підходу (YOLO/SSD). Головною перевагою є висока швидкість обробки кадрів, оскільки всі операції виконуються за один прохід мережі, що є критично важливим для застосувань у реальному часі на транспортних засобах. Це також спрощує інтеграцію, оскільки відпадає необхідність у створенні та синхронізації окремих модулів для виявлення та класифікації, що зменшує накладні витрати на взаємодію між компонентами. Крім того, такі мережі враховують глобальний контекст всього зображення під час навчання та прогнозування, що дозволяє їм краще виявляти та розпізнавати об'єкти, спираючись на ширшу інформацію про сцену.

Висновок щодо вибору методів. Для реалізації спеціалізованої системи виявлення та розпізнавання дорожніх знаків, основним методологічним підходом буде використання глибоких згорткових нейронних мереж. Зокрема, для фази виявлення буде застосовано одноетапний детектор об'єктів, такий як YOLO (You Only Look Once), завдяки його оптимальному балансу швидкості та точності, що є ключовим для функціонування в реальному часі. Для фази розпізнавання виявлених знаків, яка може бути як частиною архітектури YOLO, так і окремим класифікатором для виділених ROI, будуть використані потужні архітектури CNN, такі як ResNet або MobileNet, з відповідним донавчанням на спеціалізованих наборах даних. Цей комбінований підхід забезпечить високу ефективність, робастність та можливість стабільної роботи системи в умовах реального часу, задовольняючи вимоги сучасних інтелектуальних транспортних систем.

2.4 Детальне проектування та структура модулів системи

Детальне проектування системи виявлення та розпізнавання дорожніх знаків передбачає глибоке занурення у внутрішню архітектуру кожного з її функціональних модулів. Метою цього етапу є визначення конкретних алгоритмів, логіки обробки даних та взаємодії між компонентами для забезпечення ефективного та надійного функціонування системи в цілому. Кожен модуль розглядається як

окремий логічний блок із чітко визначеними вхідними та вихідними даними, а також покладеними на нього функціями.

Загальна архітектура, описана в підрозділі 2.1, включає п'ять основних модулів. У цьому підрозділі буде деталізовано структуру та внутрішню логіку кожного з них [54].

2.4.1 Модуль захоплення зображень

Модуль захоплення зображень є першим компонентом у конвеєрі обробки даних. Його основне призначення полягає в отриманні стабільного та якісного відеопотоку або послідовності окремих кадрів із зовнішнього джерела, яким, як правило, є цифрова камера, встановлена на транспортному засобі. Надійність та швидкість цього модуля безпосередньо впливають на подальшу ефективність усієї системи. Функціональне призначення модуля охоплює ініціалізацію зв'язку з апаратною камерою або зчитування даних з відеофайлу для тестування та налагодження, захоплення окремих відеокадрів із заданою частотою (кадрів на секунду, FPS) та передачу отриманих кадрів до модуля попередньої обробки зображень у відповідному форматі, наприклад, як масив NumPy.

Логіка роботи цього модуля полягає в тому, що при запуску системи модуль захоплення зображень намагається встановити з'єднання з визначеним джерелом відео. Це може бути локальний відеофайл, вбудована USB-камера або мережева IP-камера. Після успішного з'єднання модуль переходить у режим циклічного захоплення кадрів. Для кожного захопленого кадру виконується мінімальна перевірка на коректність, наприклад, відсутність порожніх кадрів, і якщо кадр валідний, він передається до наступного модуля для подальшої обробки. У випадку втрати з'єднання або виникнення помилок модуль повинен передбачати механізми повторного з'єднання або оповіщення системи про проблему. Основною бібліотекою для реалізації цього модуля є OpenCV, зокрема її функціонал для роботи з відеопотоком (cv2.VideoCapture), який надає зручний API для доступу до різних джерел відео та ефективного зчитування кадрів [55].

2.4.2 Модуль попередньої обробки зображень

Отримані з камери зображення рідко бувають ідеальними для безпосереднього аналізу. Модуль попередньої обробки зображень відповідає за підвищення якості вхідних кадрів та їх оптимізацію для наступних етапів – виявлення та розпізнавання дорожніх знаків. Якість цього етапу суттєво впливає на точність всієї системи. Функціональне призначення модуля охоплює шумозаглушення для видалення випадкових шумів, нормалізацію яскравості та контрасту для забезпечення стабільної яскравості та контрастності незалежно від умов освітлення, корекцію колірного простору для виділення специфічних колірних ознак дорожніх знаків, а також опціональне масштабування та корекцію спотворень [56-57].

Логіка роботи полягає в тому, що кожен вхідний кадр з модуля захоплення проходить через послідовність фільтрів та перетворень. Спочатку можуть застосовуватися алгоритми шумозаглушення. Потім виконується перетворення колірного простору, оскільки деякі колірні моделі, такі як HSV, дозволяють легше виділяти певні кольори, характерні для дорожніх знаків. Після цього здійснюється нормалізація яскравості та контрасту. Послідовність операцій може варіюватися залежно від специфіки камери та навколишніх умов. Основними алгоритмами та бібліотеками, що використовуються в цьому модулі, є функції OpenCV для шумозаглушення (наприклад, фільтр Гаусса `cv2.GaussianBlur`, медіанний фільтр `cv2.medianBlur`, білатеральний фільтр `cv2.bilateralFilter`), нормалізації яскравості та контрасту (гістограмне вирівнювання `cv2.equalizeHist`, адаптивне гістограмне вирівнювання CLaNE `cv2.createCLaNE`), а також перетворення колірного простору (`cv2.cvtColor`).

2.4.3 Модуль виявлення (локалізації) дорожніх знаків

Цей модуль є серцем системи на етапі ідентифікації потенційних об'єктів. Його завдання - визначити точні координати (граничні рамки) усіх дорожніх знаків на попередньо обробленому зображенні. З огляду на вимоги до роботи в реальному

					КвРБКІ 210376.21.03.28 ПЗ	Арк. 39
Зм.	Арк.	№докум.	Підпис	Дата		

часі та високу ефективність, перевага надається алгоритмам глибокого навчання, зокрема одноетапним детекторам об'єктів. Функціональне призначення модуля полягає в прийомі попередньо обробленого кадру з модуля попередньої обробки, виконанні детекції об'єктів за допомогою навченої моделі глибокого навчання, визначенні граничних рамок та оцінки впевненості для кожного виявленого потенційного дорожнього знака, а також передачі виявлених областей інтересу (ROI) до модуля розпізнавання знаків [58].

Логіка роботи модуля передбачає завантаження попередньо навченої моделі детекції об'єктів, наприклад, YOLO. Кожен вхідний кадр подається на вхід цієї моделі. Модель аналізує зображення і генерує список потенційних виявлень, кожне з яких включає координати граничної рамки (x, y, ширина, висота), клас об'єкта (для цього етапу це може бути загальний клас "дорожній знак", якщо детектор не є мультикласовим для знаків) та рівень впевненості. Для видалення дублюючихся або надмірно перекриваючихся граничних рамок застосовується алгоритм неадекватного пригнічення (Non-Maximum Suppression – NMS), залишаючи лише найвірогідніші виявлення. Отримані ROI з їхніми координатами передаються до наступного етапу. Основними алгоритмами та бібліотеками, що використовуються тут, є архітектури глибокого навчання, такі як YOLO або SSD, а також фреймворки PyTorch або TensorFlow (з Keras) для завантаження та виконання моделей. Загальний принцип роботи архітектури YOLO, що застосовується в цьому модулі для виявлення об'єктів, схематично зображено на Рисунку 2.2, відображаючи ключові блоки та їхнє функціональне призначення [59].

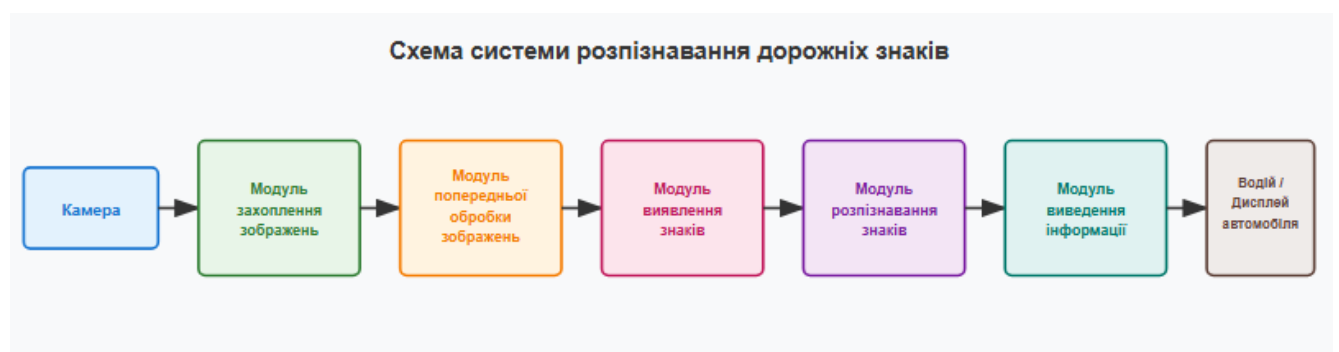


Рисунок 2.2 – Схематичне зображення архітектури нейронної мережі для виявлення дорожніх знаків (на прикладі YOLO)

2.4.4 Модуль розпізнавання (класифікації) дорожніх знаків

Модуль розпізнавання є критично важливим для ідентифікації типу виявленого дорожнього знака. Після того, як модуль виявлення локалізував потенційні знаки, цей модуль отримує відповідні області інтересу (ROI) і класифікує їх, визначаючи конкретне значення знака. Для цього завдання використовуються передові методи глибокого навчання, зокрема згорткові нейронні мережі (CNN), які зарекомендували себе як найбільш ефективні для класифікації зображень. Функціональне призначення модуля полягає в прийомі попередньо оброблених областей інтересу від модуля виявлення та визначенні класу (типу) кожного знака, включаючи класифікацію серед сотень можливих дорожніх знаків. Результатом роботи модуля є мітка класу для кожного розпізнаного знака та відповідний рівень впевненості моделі [60].

Логіка роботи передбачає, що отримані області інтересу (ROI) спочатку проходять стадію нормалізації розміру, де кожен фрагмент зображення, що містить знак, масштабується до фіксованих розмірів (наприклад, 224×224 пікселів для ResNet), які є вхідними для навченої моделі CNN. Цей крок важливий для стандартизації вхідних даних. Далі нормалізований ROI подається на вхід попередньо навченої згорткової нейронної мережі. Мережа аналізує зображення, вилучаючи ієрархічні ознаки, і на останньому шарі видає ймовірності належності до кожного з відомих класів дорожніх знаків. Модуль обирає клас з найвищою ймовірністю як результат розпізнавання. Якщо рівень впевненості нижчий за заданий поріг, знак може бути позначений як "невизначений" або відхилений. Основними алгоритмами та бібліотеками є Згорткові нейронні мережі (CNN) архітектур ResNet, MobileNet або EfficientNet, фреймворки PyTorch або TensorFlow (з Keras) для інференсу, а також OpenCV та NumPy для маніпуляцій із зображеннями. Навчання моделі відбувається офлайн з використанням донавчання на спеціалізованому наборі даних. Структура згорткової нейронної мережі, яка використовується для класифікації виявлених знаків, представлена на Рисунку 2.3, демонструючи етапи вилучення ознак та класифікації.

					КВРБКІ 210376.21.03.28 ПЗ	Арк. 41
Зм.	Арк.	№докум.	Підпис	Дата		



Рисунок 2.3 – Схематичне зображення архітектури згорткової нейронної мережі для розпізнавання дорожніх знаків

2.4.5 Модуль виведення інформації

Модуль виведення інформації є кінцевою точкою в конвеєрі обробки даних, що відповідає за представлення результатів роботи системи користувачеві (водію) у зрозумілій та оперативній формі. Ефективність цього модуля визначається його здатністю не лише відображати розпізнані знаки, але й надавати додаткову контекстну інформацію та, за необхідності, попередження. Функціональне призначення модуля охоплює візуалізацію результатів шляхом нанесення граничних рамок та текстових міток на вихідний відеокадр, відображення інформації для водія у зручному інтерфейсі, можливо, з голосовими повідомленнями, генерацію попереджень у випадку виявлення небезпечного знака або невідповідності, а також опціональне логування даних для подальшого аналізу.

Логіка роботи полягає в тому, що модуль постійно отримує оновлений відеокадр, на який накладаються результати роботи модуля виявлення та розпізнавання. Для кожного виявленого та розпізнаного знака на вихідному кадрі малюється прямокутна рамка та додається текстова мітка, що вказує на розпізнаний клас знака та рівень впевненості. Ці дані можуть бути представлені також на окремому інтерфейсі для водія, де відображаються піктограми активних знаків, їхня

актуальність та, можливо, звукові сповіщення. Логіка попереджень може включати аналіз типу знака, наприклад, обмеження швидкості, та порівняння його зі швидкістю автомобіля. Основними бібліотеками для цього модуля є OpenCV для графічних елементів (cv2.rectangle, cv2.putText), а також потенційно Tkinter/PyQt для розробки графічного інтерфейсу та PyDub/gTTS для звукових попереджень.

2.4.6 Взаємодія модулів та загальний конвеєр обробки

Ефективність функціонування спеціалізованої системи виявлення та розпізнавання дорожніх знаків значною мірою залежить від безшовної та синхронізованої взаємодії між її окремими модулями. Система побудована за принципом конвеєрної обробки (pipeline processing), де вихід одного модуля є входом для наступного, що забезпечує послідовне перетворення даних від сирого відеопотоку до розпізнаної інформації, що відображається користувачеві. Такий підхід дозволяє чітко розмежувати відповідальність кожного компонента та спрощує налагодження та розширення системи.

Центральний контролер або головна функція програми координує потік даних між модулями. Цей координатор, що часто реалізується у вигляді головного циклу програми, послідовно викликає функції кожного модуля, передаючи проміжні результати. Кожен модуль працює як певний етап обробки, де виконання наступного етапу можливе лише після завершення попереднього.

Загальний конвеєр обробки відбувається наступним чином. На першому етапі Модуль захоплення зображень постійно зчитує нові кадри з джерела відео (камери) із заданою частотою кадрів. Кожен отриманий кадр, що представляє собою масив NumPy, передається далі по конвеєру. У разі проблем із захопленням, таких як відключення камери або пошкоджений кадр, цей модуль генерує сигнал про помилку, що може призвести до тимчасової зупинки обробки або переходу системи в режим очікування, про що детальніше буде розглянуто в підрозділі 2.4.8.

Далі, отриманий кадр надходить до Модуля попередньої обробки зображень. На цьому етапі до сирого зображення застосовується низка трансформацій,

спрямованих на підвищення його якості та стандартизації для подальшого машинного аналізу. Типові операції включають шумозаглушення за допомогою білатерального фільтра, який ефективно зменшує шум, зберігаючи важливі краї об'єктів. Також виконується нормалізація яскравості та контрасту, наприклад, через адаптивне гістограмне вирівнювання (CLAHE), що застосовується до каналу яскравості (V) у колірному просторі HSV. Попередня обробка є критично важливою для забезпечення стабільного та якісного входу для алгоритмів глибокого навчання, які є чутливими до варіацій в освітленні, погодних умов та присутності візуального шуму.

Оброблений кадр потім передається до Модуля виявлення дорожніх знаків. Цей модуль є ключовим для локалізації всіх потенційних дорожніх знаків на зображенні. Він використовує попередньо навчену модель глибокого навчання, наприклад, архітектуру YOLO (You Only Look Once). Модель аналізує зображення і генерує набір передбачуваних граничних рамок (bounding boxes). Кожна рамка містить координати потенційного знака, його ймовірну належність до класу "дорожній знак" та рівень впевненості, який детектор надає цьому виявленню. На цьому етапі може бути виявлено кілька перекриваючихся або дублюючихся рамок для одного й того ж об'єкта. Для їх усунення застосовується алгоритм немаксимального пригнічення (Non-Maximum Suppression – NMS), який відбирає лише найвірогідніші та найбільш точні виявлення. Результатом цього етапу є список унікальних областей інтересу (ROI), які представляють собою виявлені дорожні знаки.

Виділені області інтересу (ROI) від модуля виявлення потім надходять до Модуля розпізнавання дорожніх знаків. Цей модуль спеціалізується на ідентифікації конкретного типу кожного виявленого знака. Він отримує окремі фрагменти зображення (ROI), що містять знаки, і нормалізує їх до фіксованих розмірів (наприклад, 224x224 пікселів), що є стандартним входом для багатьох архітектур класифікаційних CNN. Ці нормалізовані ROI подаються на вхід іншої, спеціалізованої згорткової нейронної мережі (CNN), такої як ResNet або MobileNet, яка була навчена класифікувати сотні різних типів дорожніх знаків. Модель видає

ймовірності належності до кожного з відомих класів знаків, і модуль обирає клас з найвищою впевненістю.

Нарешті, результати виявлення та розпізнавання, що включають координати знаків, їхні розпізнані класи та відповідні рівні впевненості, передаються до Модуля виведення інформації. Цей модуль є інтерфейсом до кінцевого користувача (водія). Його завдання – візуалізувати результати на вихідному відеокадрі. Це реалізується шляхом малювання прямокутних рамок навколо розпізнаних знаків та додавання текстових міток, що вказують на клас знака та рівень впевненості. Крім візуалізації, модуль може генерувати попередження, наприклад, візуальні або звукові сигнали, якщо система виявляє невідповідність між розпізнаним знаком (наприклад, знаком обмеження швидкості) та поточною швидкістю автомобіля, отриманою з інших систем (таких як GPS або CAN-шина). Усі ці процеси відбуваються циклічно для кожного нового кадру, забезпечуючи роботу системи в реальному часі та постійне оновлення інформації для водія. Детальна послідовність обробки та передачі даних між модулями для кожного відеокадру представлена на Рисунку 2.2, що ілюструє поетапний шлях інформації в системі.



Рисунок 2.4 – Детальна діаграма потоку даних системи розпізнавання дорожніх знаків

Ця конвеєрна архітектура забезпечує модульність, що дозволяє легше оновлювати або замінювати окремі компоненти без значного впливу на всю систему. Наприклад, можна оновити модель детекції YOLO до більш нової версії або

замінити класифікатор ResNet на EfficientNet для підвищення ефективності, не змінюючи логіку інших модулів.

2.4.7 Параметри навчання моделей глибокого навчання

Для досягнення високої точності та робастності моделей виявлення та розпізнавання дорожніх знаків, процес їхнього навчання є одним з найважливіших етапів. Він включає вибір та налаштування низки ключових параметрів, що визначають ефективність та швидкість конвергенції моделі.

Набори даних. Навчання моделей відбувається на великих розмічених наборах даних, що містять зображення дорожніх знаків у різних умовах. Для виявлення це можуть бути набори даних, такі як COCO (Common Objects in Context) або OpenImages, доповнені специфічними для дорожніх знаків анотаціями, що включають граничні рамки для кожного знака. Для розпізнавання (класифікації) широко використовуються публічні набори даних, такі як German Traffic Sign Recognition Benchmark (GTSRB) та Chinese Traffic Sign Database (CTSD), які містять тисячі зображень різноманітних знаків з чітко визначеними класами. Для підвищення узагальнювальної здатності моделі та запобігання перенавчанню (overfitting), надзвичайно важливою є аугментація даних (data augmentation). Це штучне розширення набору даних шляхом застосування випадкових перетворень до існуючих зображень, таких як обертання, зміна масштабу, горизонтальне та вертикальне відображення, зсув, зміна яскравості та контрасту, додавання шуму або розмиття. Аугментація допомагає моделі стати більш інваріантною до варіацій у реальному середовищі, з якими вона зіткнеться.

Функції втрат (Loss Functions). Функція втрат є кількісною метрикою, що визначає, наскільки добре модель виконує своє завдання, і її мінімізація є основною метою процесу навчання. Для модуля виявлення (YOLO/SSD), функція втрат зазвичай є комбінацією декількох компонентів, що враховують різні аспекти передбачення:

Втрати класифікації (Classification Loss): Вимірює помилку класифікації об'єктів у межах кожної граничної рамки. Часто використовується крос-ентропія (Cross-Entropy Loss).

Втрати локалізації/регресії граничних рамок (Localization/Bounding Box Regression Loss): Оцінює точність передбачених координат граничних рамок. Може бути реалізована через Mean Squared Error (MSE), Smooth L1 Loss або більш сучасні метрики, засновані на IoU (Intersection over Union), такі як Generalized IoU (GIoU), Distance IoU (DIoU) або Complete IoU (CIoU) Loss, які краще враховують геометричне перекриття та відстань між рамками.

Втрати впевненості об'єкта (Objectness Loss): Вимірює, наскільки добре модель передбачає наявність об'єкта в даній області. Для модуля розпізнавання (класифікації), типовою функцією втрат є крос-ентропія (Cross-Entropy Loss), яка ефективно вимірює розбіжність між передбаченими ймовірностями класів та справжніми мітками. Для багатокласової класифікації вона обчислює різницю між розподілом ймовірностей, передбачених моделлю, та одноетапним кодуванням (one-hot encoding) справжнього класу.

Оптимізатори. Оптимізатор – це алгоритм, який відповідає за корекцію ваг нейронної мережі під час навчання з метою мінімізації функції втрат. Вибір оптимізатора та його гіперпараметрів є критично важливим для швидкості та стабільності конвергенції моделі. Популярні оптимізатори включають:

SGD (Stochastic Gradient Descent): Базовий оптимізатор, який часто використовується з додатковим параметром імпульсу (momentum) для прискорення навчання та уникнення локальних мінімумів.

Adam (Adaptive Moment Estimation): Широко використовуваний та високоефективний оптимізатор, який адаптує швидкість навчання для кожного параметра індивідуально, базуючись на перших та других моментах градієнтів.

RMSprop: Ще один адаптивний оптимізатор, який добре працює у багатьох задачах глибокого навчання. Ключовим гіперпараметром для оптимізатора є швидкість навчання (learning rate). Зазвичай, швидкість навчання зменшується протягом процесу навчання за певним заздалегідь визначеним розкладом (learning rate

schedule) (наприклад, покрокове зменшення, косинусний розклад) або автоматично на основі метрик валідації. Це дозволяє моделі спочатку швидко навчатися, а потім точніше налаштовувати ваги на пізніх етапах.

Метрики оцінки. Для об'єктивної оцінки продуктивності навчених моделей використовуються різні метрики, що відображають їхню ефективність у вирішенні конкретних завдань. Для виявлення об'єктів:

Середня точність (Average Precision – AP) або mAP (mean Average Precision): Це загальноприйнята метрика для оцінки детекції об'єктів. AP обчислюється як площа під кривою "точність-відкликання" (Precision-Recall curve) для кожного класу, а mAP – це середнє значення AP по всіх класах. Вона узагальнює точність за різними порогоми впевненості та IoU, надаючи всебічну оцінку.

IoU (Intersection over Union): Коефіцієнт перекриття між передбаченою граничною рамкою та справжньою (ground truth) рамкою. Чим вище IoU, тим точніше локалізовано об'єкт.

Частота кадрів (FPS – Frames Per Second): Кількість оброблених кадрів на секунду є критично важливою метрикою для систем реального часу. Чим вищий FPS, тим швидше система може реагувати на зміни в оточенні.

GFLOPS (Giga Floating-point Operations Per Second): Метрика, що характеризує обчислювальну складність моделі, допомагаючи оцінити її придатність для розгортання на обмежених обчислювальних ресурсах. Для розпізнавання (класифікації):

Точність (Accuracy): Найпростіша метрика, що показує частку правильно класифікованих зразків від загальної кількості.

Прецизія (Precision), Відкликання (Recall) та F1-міра: Ці метрики дають більш детальну картину продуктивності класифікатора, особливо у випадку незбалансованих наборів даних (коли деяких класів значно більше, ніж інших). Precision показує, яка частка передбачень класу дійсно належить цьому класу. Recall показує, яку частку з усіх фактичних об'єктів даного класу модель змогла виявити. F1-міра є гармонійним середнім між Precision та Recall.

Матриця плутанини (Confusion Matrix): Надає детальний розподіл правильних та помилкових класифікацій для кожного класу, дозволяючи виявити, які класи модель плутає найчастіше.

Гіперпараметри навчання. Окрім швидкості навчання, інші важливі гіперпараметри, що впливають на процес навчання та продуктивність моделі, включають:

Кількість епох (Epochs): Кількість повних проходів по всьому навчальному набору даних. Більша кількість епох дозволяє моделі краще вивчити дані, але підвищує ризик перенавчання.

Розмір батчу (Batch Size): Кількість зображень, які обробляються за один крок навчання. Великі батчі прискорюють навчання, але можуть вимагати більше пам'яті GPU і можуть впливати на узагальнювальну здатність.

Вагове згасання (Weight Decay) / L2-регуляризація: Техніка регуляризації, що додає штраф до функції втрат пропорційно квадрату значень ваг моделі. Це допомагає запобігти перенавчанню, змушуючи ваги залишатися малими.

Коефіцієнт Dropout: Ще одна техніка регуляризації, що випадковим чином "вимкне" (обнулить) деякі нейрони згорткових та повністю з'єднаних шарів під час кожного кроку навчання. Це змушує мережу не покладатися на окремі нейрони та підвищує її робастність. Оптимальні значення цих параметрів зазвичай знаходяться шляхом систематичних експериментів, використовуючи методи пошуку по сітці (Grid Search), випадкового пошуку (Random Search) або більш просунуті методи автоматичного налаштування гіперпараметрів (AutoML).

2.4.8 Сценарії помилок та механізми їх обробки

Будь-яка складна система, що функціонує в реальному світі, повинна передбачати механізми обробки помилок, щоб забезпечити свою стабільність та надійність. Система виявлення та розпізнавання дорожніх знаків стикається з різними потенційними збоями, що вимагають відповідних реакцій. Грамотне

управління помилками не лише підвищує стабільність, але й сприяє довірі до системи з боку водія.

Модуль захоплення зображень. Найбільш поширені помилки на цьому етапі пов'язані з апаратним забезпеченням та доступом до нього. Типові сценарії включають: відсутність камери (наприклад, вона не підключена або несправна), втрата з'єднання з камерою (наприклад, через несправність кабелю, драйвера, або тимчасове переривання живлення), пошкоджені або порожні кадри (наприклад, якщо камера тимчасово заблокована об'єктом, отримує некоректні дані або внаслідок збою буфера).

Механізми обробки: модуль повинен виконувати постійну перевірку стану з'єднання з джерелом відео перед кожним зчитуванням кадру. У разі невдачі зчитування або повної відсутності з'єднання, система може спробувати переініціалізувати камеру кілька разів, використовуючи експоненційну затримку між спробами, щоб дати обладнанню час на відновлення. Якщо після кількох спроб відновлення не відбувається, система повинна перейти в режим "безпеки". У цьому режимі виведення інформації про знаки припиняється, а водій отримує чітке візуальне повідомлення на інтерфейсі (наприклад, "Камера недоступна" або "Система не працює"), можливо, супроводжуване звуковим сигналом. Це запобігає наданню неактуальної інформації та інформує водія про тимчасову відсутність функціональності. Усі такі події та їхні причини повинні бути залоговані для подальшого аналізу та діагностики.

Модуль попередньої обробки зображень. Хоча цей модуль є чисто програмним, помилки тут можуть виникнути через некоректний формат вхідного кадру (наприклад, невірні розмірності масиву, пошкодження даних), проблеми з пам'яттю при обробці дуже великих зображень або некоректні параметри фільтрів.

Механізми обробки: Необхідно впровадити строгі перевірки типу та розмірності вхідного масиву зображення. Якщо кадр має несподіваний формат або нульовий розмір, він повинен бути відхилений, а до логу додано відповідне попередження. У випадку потенційних проблем з пам'яттю, система може спробувати зменшити роздільну здатність оброблюваних зображень або перейти до

					КвРБКІ 210376.21.03.28 ПЗ	Арк. 50
Зм.	Арк.	№докум.	Підпис	Дата		

використання менш ресурсомістких алгоритмів попередньої обробки. Застосування try-excerpt блоків для критичних операцій з обробки зображень допоможе перехоплювати неочікувані винятки та запобігати краху програми.

Модуль виявлення (локалізації) дорожніх знаків. Помилки на цьому етапі безпосередньо впливають на точність та повноту інформації, що надається водію. Вони можуть включати невиявлення знаків (false negatives), тобто коли реальний знак присутній, але система його не бачить, або помилкові виявлення (false positives), коли система помилково ідентифікує фоновий об'єкт як дорожній знак. Це може статися через складні умови освітлення (тіні, пряме сонце, нічний час), екстремальні ракурси, часткове перекриття або забруднення знаків, а також через об'єкти, що візуально схожі на знаки (наприклад, рекламні щити).

Механізми обробки: Для зниження кількості помилкових виявлень застосовуються пороги впевненості (confidence thresholds), нижче яких виявлення відхиляються. Додатково використовується поріг IoU (Intersection over Union) під час неадекватного пригнічення (NMS) для фільтрації надмірних рамок. У разі, якщо знак не виявлено, система просто не надаватиме інформації про нього. Для підвищення робастності системи до невиявлення можна застосовувати відстеження об'єктів (object tracking): якщо знак був виявлений на попередніх кадрах, але тимчасово зник на поточному (наприклад, через миттєве перекриття), його позиція може бути екстрапольована або статус "активного знака" може бути збережений на короткий проміжок часу. Для критично важливих знаків, які впливають на безпеку руху (наприклад, "Стоп", "Обмеження швидкості"), можуть застосовуватись вищі пороги впевненості для виведення попередження, щоб мінімізувати ризик помилкових спрацювань.

Модуль розпізнавання (класифікації) дорожніх знаків. Помилки тут включають невірне розпізнавання класу знака (класифікаційна помилка) або неможливість розпізнати знак з достатньою впевненістю. Це може бути спричинено високою схожістю між різними знаками (наприклад, "Обмеження 30" та "Обмеження 80", якщо цифра нечітка), пошкодженнями знака, або умовами, які ускладнюють його чітке розпізнавання.

Механізми обробки: Аналогічно до виявлення, використовується поріг впевненості для класифікації. Якщо передбачувана впевненість для найкращого класу знака нижча за встановлений поріг, система може позначити знак як "нерозпізнаний" або "невідомий" і не відображати його конкретний клас. У таких випадках можна вивести загальне попередження про виявлення потенційного, але неідентифікованого дорожнього знака. Для критичних знаків, що безпосередньо впливають на безпеку, можна застосувати підвищені вимоги до впевненості перед виведенням інформації, або навіть ввести механізм "дублюючої перевірки", де знак повинен бути розпізнаний на кількох послідовних кадрах, перш ніж інформація про нього буде відображена.

Загальна стратегія обробки помилок. Загальна архітектура повинна включати централізовану систему логування для запису всіх подій, помилок, попереджень та винятків. Це дозволить аналізувати поведінку системи в реальних умовах експлуатації, виявляти типові сценарії відмов та постійно вдосконалювати моделі та алгоритми. Використання механізмів тайм-аутів для очікування відповідей від апаратних компонентів (наприклад, зчитування з камери) та механізмів повторного виконання для тимчасових збоїв також підвищує надійність системи. У критичних ситуаціях система повинна мати можливість перейти в безпечний режим або тимчасово відключити функціонал, що працює з помилками, щоб уникнути надання водію невірної або оманливої інформації.

2.5 Проєкт людино-машинного інтерфейсу

Проєкт людино-машинного інтерфейсу (ЛМІ) є критично важливим компонентом системи розпізнавання дорожніх знаків, оскільки саме через нього водій отримує інформацію та взаємодіє із системою. Ефективність ЛМІ визначається його здатністю надавати необхідну інформацію оперативно, зрозуміло та без відволікання уваги від дорожньої ситуації. Інтерфейс повинен бути інтуїтивно зрозумілим, мінімалістичним та функціональним, враховуючи особливості водіння та потенційний вплив на когнітивне навантаження водія.

Загальне призначення ЛМІ полягає у візуалізації розпізнаних дорожніх знаків, наданні своєчасних попереджень та відображенні статусу роботи системи. Це дозволяє водієві швидко оцінювати актуальну дорожню ситуацію, навіть якщо він пропустив візуальне спостереження знака через складні умови руху, обмежену видимість або високу щільність дорожнього руху.

2.5.1 Елементи інтерфейсу та їх функціональність

Інтерфейс системи може бути реалізований у різних формах, залежно від цільової платформи. Це може бути як накладання інформації безпосередньо на відеопотік, так і окрема панель приладів або додатковий дисплей у салоні автомобіля. Для максимальної інтеграції та мінімізації відволікань, особливо під час руху, комбінований підхід є найбільш оптимальним: ключова, динамічна інформація відображається на відео, а детальніші або статичні дані – на окремій панелі.

Ключові елементи візуалізації інформації та взаємодії з водієм, що формують основу людино-машинного інтерфейсу, представлені на рисунку 2.5, який демонструє загальний вигляд системи під час роботи [47].

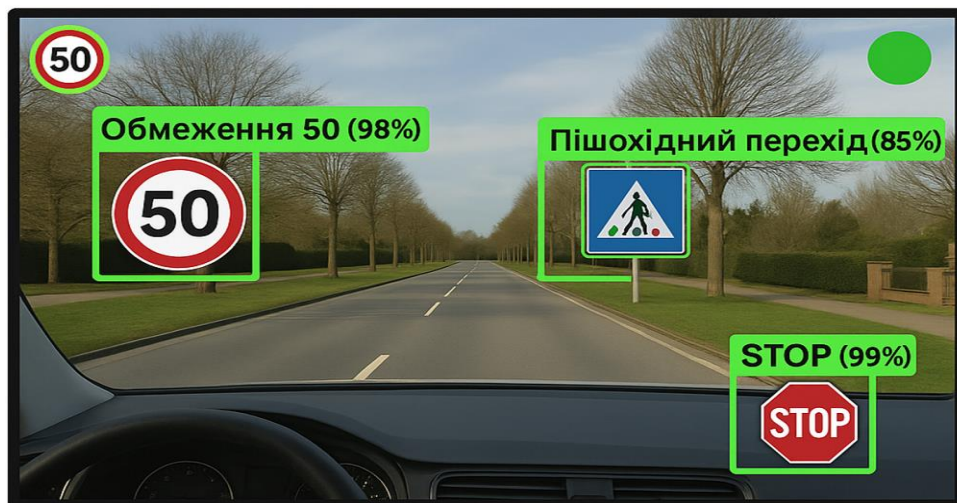


Рисунок 2.5 – Прототип людино-машинного інтерфейсу системи розпізнавання дорожніх знаків

Візуальне відображення інформації включає кілька ключових елементів, що безпосередньо накладаються на відеокадр. По-перше, це області інтересу (граничні рамки), що малюються навколо виявлених дорожніх знаків. Ці рамки, зазвичай яскравого, контрастного кольору, наприклад, зеленого, допомагають водієві легко ідентифікувати, який саме об'єкт був розпізнаний системою. Їхня товщина та стиль (суцільна, пунктирна) можуть варіюватися залежно від рівня впевненості розпізнавання. По-друге, це текстові мітки, розміщені поруч із граничними рамками. Ці мітки містять назву розпізнаного класу знака, наприклад, "Обмеження 50", "Пішохідний перехід", та рівень впевненості розпізнавання у відсотках, що дозволяє водієві оцінити надійність наданої інформації. Розмір та колір шрифту повинні забезпечувати максимальну читабельність за різних умов освітлення.

Додатковий інтерфейс, який може бути інтегрований у панель приладів або відображений на окремому допоміжному дисплеї, відображає піктограми активних дорожніх знаків. Це мініатюрні, чіткі зображення розпізнаних знаків, які система вважає актуальними для поточної ділянки дороги. Наприклад, якщо система розпізнала знак "Обмеження 70", ця піктограма залишається видимою протягом певного часу або пройденої відстані, навіть якщо сам знак вже не видно на камері. Це створює постійний нагадуючий ефект для водія та допомагає підтримувати обізнаність про поточні обмеження. Біля кожної піктограми може відображатись часова мітка виявлення або орієнтовна відстань до знака (якщо інтегровані дані GPS), що додає контексту до інформації.

Особливо важливою є система попереджень. Якщо система виявляє невідповідність між розпізнаним знаком та поточною ситуацією, вона генерує візуальне та/або звукове попередження. Наприклад, у випадку перевищення швидкості над розпізнаним обмеженням швидкості. Візуальне попередження може бути реалізоване у вигляді миготливої рамки навколо відповідної піктограми знака, зміною кольору піктограми на червоний, появою великого текстового повідомлення "УВАГА: Перевищення швидкості!" або навіть виведенням світлового сигналу на проєкційному дисплеї (HUD), якщо такий доступний. Звукові попередження можуть бути короткими, чіткими сигналами (наприклад, звуковим "біпом" або серією

					КвРБКІ 210376.21.03.28 ПЗ	Арк. 54
Зм.	Арк.	№докум.	Підпис	Дата		

"біпів") або короткими, зрозумілими голосовими повідомленнями, що дублюють візуальну інформацію, наприклад, "Увага, перевищення швидкості". Ці попередження повинні бути достатньо гучними та чіткими, щоб привернути увагу водія, але не настільки, щоб викликати здивування, лякати або дезорієнтувати його. Інтерфейс повинен дозволяти водієві налаштовувати гучність звукових попереджень або навіть тимчасово їх вимикати, хоча з певними обмеженнями для безпеки.

Додатковим, але важливим елементом ЛМІ є індикатор статусу системи. Це невеликий, але помітний елемент, що відображає поточний стан роботи системи: "Працює нормально" (зелений індикатор), "Немає зв'язку з камерою" (червоний індикатор), "Низька продуктивність" (жовтий індикатор). Це дозволяє водієві розуміти, чи функціонує система коректно і чи можна покладатися на її інформацію. У випадку збоїв, цей індикатор може супроводжуватися розширеним повідомленням про причину проблеми.

2.5.2 Дизайн та ергономіка інтерфейсу

При розробці дизайну людино-машинного інтерфейсу враховуються ключові принципи ергономіки, особливо для автомобільного середовища, де водій обмежений у часі та увазі. Мінімалізм та чіткість є пріоритетними аспектами. Інтерфейс не повинен бути перевантажений зайвою інформацією, яка може відволікати водія від керування транспортним засобом. Кожен елемент повинен мати чітке призначення та бути легко розпізнаваним.

Використання великих, контрастних шрифтів та піктограм є обов'язковим для забезпечення легкого зчитування інформації за різних умов освітлення, в тому числі при яскравому сонячному світлі, в сутінках, або в умовах вібрації автомобіля. Залежно від оточуючого освітлення, яскравість та контрастність екрану можуть бути адаптивними, що є стандартною практикою для автомобільних дисплеїв.

Колірна схема повинна бути продуманою та відповідати загальноприйнятим стандартам безпеки. Використання зеленого кольору для індикації нормального функціонування та підтвердження розпізнавання, жовтого для попереджувальних

повідомлень (наприклад, низька впевненість розпізнавання) та червоного для критичних попереджень (наприклад, перевищення швидкості або несправність системи) є загальноприйнятою практикою, що інтуїтивно зрозуміла водіям. Важливо уникати надмірного використання яскравих або дуже контрастних кольорів, які можуть викликати втомлюваність очей під час тривалого використання.

Розміщення інформації на екрані має стратегічне значення. Ключові попередження та найбільш актуальні дорожні знаки повинні бути розміщені в зоні прямої видимості водія, не перекриваючи його огляд дороги. Це може бути верхня частина екрана або спеціально відведена область. Інформація про статус системи та менш критичні дані можуть бути розміщені в периферійних зонах інтерфейсу. Для зменшення часу, що водій відводить на погляд від дороги, може бути розглянуто використання відображення на лобовому склі (Head-Up Display, HUD), що дозволяє проектувати ключову інформацію безпосередньо в поле зору водія.

Звукові сигнали повинні бути легко розрізняваними та мати регульовану гучність, що дозволяє водієві налаштувати їх під свої переваги та рівень шуму в салоні. Різні типи попереджень можуть мати різні звукові шаблони або голосові повідомлення, щоб водій міг швидко ідентифікувати природу попередження, не дивлячись на екран. Голосові повідомлення мають бути чіткими, лаконічними та не відволікатими.

Інтерактивність (опціонально) може включати прості елементи керування, наприклад, кнопки для увімкнення/вимкнення звукових попереджень або налаштування чутливості системи до порогів впевненості, якщо це передбачено архітектурою. Однак ці налаштування не повинні бути доступними під час руху автомобіля, щоб уникнути відволікання водія та забезпечення безпеки. Всі такі взаємодії мають бути максимально простими та потребувати мінімальної кількості дій.

2.5.3 Технологічна реалізація

Для реалізації людино-машинного інтерфейсу можна використовувати різні технології залежно від цільової платформи та вимог до продуктивності та гнучкості.

Якщо система працює на вбудованому пристрої або є частиною автомобільної мультимедійної системи (інфотейнменту), то можуть бути застосовані спеціалізовані фреймворки для вбудованих графічних інтерфейсів, такі як Qt for Embedded Linux, або бібліотеки, що працюють безпосередньо з графічним процесором (GPU), такі як OpenGL ES або Vulkan, для досягнення високої продуктивності та плавної анімації. Ці технології дозволяють створювати високоякісні графічні елементи, оптимізовані під апаратне забезпечення.

Для розробки на платформі персонального комп'ютера або для прототипування та тестування, а також для інтеграції з існуючими дисплеями, популярними є бібліотеки для створення графічних інтерфейсів користувача (GUI) на Python: PyQt або PySide: Ці фреймворки надають широкі та потужні можливості для створення складних та естетично привабливих графічних інтерфейсів. Вони дозволяють розробляти окремі вікна з панелями керування, динамічними піктограмами, текстовими виводами та графіками. PyQt є промисловим стандартом для багатьох десктопних застосунків завдяки своїй гнучкості, багатому набору віджетів та кросплатформності. Tkinter: Вбудована в Python бібліотека для GUI, яка є простішою у використанні для базових візуалізацій та швидкого прототипування. Вона може бути достатньою для простих інтерактивних елементів або панелей. OpenCV: Сама бібліотека OpenCV надає базові функції для малювання графічних елементів безпосередньо на зображенні (cv2.rectangle, cv2.putText, cv2.line). Це є найбільш швидким та ресурсоефективним рішенням для накладання інформації (рамки та мітки) безпосередньо на відеопотік у режимі реального часу, оскільки не вимагає окремого фреймворку для рендерингу GUI.

Інтеграція з голосовими повідомленнями може бути реалізована за допомогою бібліотек для перетворення тексту в мову (Text-to-Speech, TTS). Для офлайн-рішень можна використовувати локальні двигуни TTS, а для онлайн-інтеграції – API, такі

як gTTS (Google Text-to-Speech) або подібні, що забезпечують високоякісне синтезоване мовлення.

Для логування даних та налаштувань інтерфейсу можуть використовуватися прості текстові файли, формат JSON, або легкі бази даних, такі як SQLite, що дозволяють ефективно зберігати параметри конфігурації, історію подій та діагностичні дані.

Таким чином, проєкт людино-машинного інтерфейсу прагне забезпечити водія максимально корисною та зрозумілою інформацією від системи розпізнавання дорожніх знаків, мінімізуючи відволікання та підвищуючи загальну безпеку руху за рахунок продуманої ергономіки та вибору відповідних технологій реалізації.

2.6 Висновки до другого розділу

У цьому розділі було проведено детальне проєктування архітектури та функціональності системи виявлення та розпізнавання дорожніх знаків, що є основою для її подальшої реалізації. Розглянуто ключові компоненти системи, принципи їхньої взаємодії та обґрунтовано вибір технологій, що забезпечують ефективність та надійність рішення.

Було розроблено модульну архітектуру, яка включає п'ять основних компонентів: модуль захоплення зображень, модуль попередньої обробки зображень, модуль виявлення дорожніх знаків, модуль розпізнавання дорожніх знаків та модуль виведення інформації. Така структуризація дозволяє чітко розмежувати відповідальність, спрощує розробку, налагодження та подальше масштабування системи, а також забезпечує гнучкість у виборі та оновленні окремих технологічних рішень.

Особливу увагу було приділено модулям виявлення та розпізнавання, де для досягнення високої точності та швидкості обробки обрано сучасні методи глибокого навчання. Для виявлення об'єктів обґрунтовано використання архітектури YOLO, що дозволяє локалізувати дорожні знаки в реальному часі. Для розпізнавання застосовується спеціалізована згортова нейронна мережа (CNN), що забезпечує високу точність класифікації серед великої кількості типів дорожніх знаків.

					КвРБКІ 210376.21.03.28 ПЗ	Арк. 58
Зм.	Арк.	№докум.	Підпис	Дата		

Детально описано принципи функціонування, вхідні та вихідні дані кожного модуля, а також використані алгоритми та бібліотеки, що відповідають вимогам до продуктивності та надійності.

Також проаналізовано сценарії потенційних помилок на кожному етапі роботи системи та запропоновано механізми їхньої обробки, включаючи використання порогів впевненості, механізми логування та переходу в "безпечний режим". Це є критично важливим для забезпечення стабільності системи в умовах реальної експлуатації та підвищення довіри до неї з боку користувача.

Окремий підрозділ присвячений проектуванню людино-машинного інтерфейсу, ключового елемента для взаємодії з водієм. Визначено основні елементи візуалізації інформації (граничні рамки, текстові мітки, піктограми активних знаків), систему попереджень (візуальні та звукові) та принципи ергономічного дизайну. Запропонована архітектура ЛМІ спрямована на мінімізацію когнітивного навантаження на водія та своєчасне надання актуальної інформації про дорожні знаки.

Таким чином, розроблений у цьому розділі проєкт системи є цілісним, модульним та технологічно обґрунтованим рішенням, що відповідає поставленим завданням та враховує вимоги до роботи в реальному часі та надійності. Це створює міцну основу для успішної реалізації та подальшого тестування системи.

					КВРБКІ 210376.21.03.28 ПЗ	Арк.
						59
Зм.	Арк.	№докум.	Підпис	Дата		

3 ПРОГРАМНА РЕАЛІЗАЦІЯ СИСТЕМИ

У цьому розділі наведено детальний опис реалізації програмного забезпечення спеціалізованого програмно-апаратного засобу для виявлення та розпізнавання дорожніх знаків. Основним завданням програмної частини є реалізація алгоритмів комп'ютерного зору та машинного навчання для виявлення і класифікації дорожніх знаків у режимі реального часу.

3.1 Вибір середовища та інструментів розробки

Програмна частина системи виявлення та розпізнавання дорожніх знаків була реалізована мовою програмування Python версії 3.11. Цей вибір обумовлений її широкою підтримкою бібліотек для обробки зображень та реалізації штучних нейронних мереж, а також високою швидкістю розробки.

Основними програмними інструментами, що були використані, є: openCV 4.9 для обробки зображень. Ця бібліотека є стандартом у комп'ютерному зорі, надаючи функції для попередньої обробки, виявлення контурів та виділення регіонів інтересу. Вибір зумовлений простотою використання та високою продуктивністю. TensorFlow 2.14 / Keras для реалізації та тренування моделей машинного навчання. Ці інструменти дозволили побудувати та навчити згорткові нейронні мережі для класифікації дорожніх знаків. Їх переваги гнучкість, масштабованість та можливість використання GPU. NumPy використовувався для ефективною числовою обробки даних, що є фундаментальним для роботи з піксельними масивами зображень. Matplotlib застосовувався для візуалізації результатів створення графіків обробки зображень та демонстрації прогресу навчання нейронних мереж. Jupyter Notebook слугував основним середовищем для досліджень та ітеративного тренування моделей завдяки своїй інтерактивності та можливості покрокового виконання коду. Visual Studio Code застосовувався для написання та налагодження основного коду системи, надаючи зручний інтерфейс та ефективні інструменти для управління проектами.

					КВРБКІ 210376.21.03.28 ПЗ	Арк. 60
Зм.	Арк.	№докум.	Підпис	Дата		



Рисунок 3.1 – Логотипи основних програмних інструментів, використаних у системі: OpenCV, TensorFlow, Keras, NumPy, Matplotlib, Jupyter Notebook та Visual Studio Code.

Апаратна реалізація базується на Raspberry Pi 4 Model B з камерою Raspberry Pi Camera Module v2.1. Raspberry Pi 4 Model B — компактний одноплатний комп'ютер, обраний за достатню обчислювальну потужність, невеликі габарити та економічність, що робить його ідеальним для вбудованих систем. Raspberry Pi Camera Module v2.1 — спеціалізований модуль камери з роздільною здатністю 8 мегапікселів, що легко інтегрується з Raspberry Pi та забезпечує відеопотік для обробки в реальному часі. Підключення дисплея, датчиків та живлення реалізовано через GPIO-інтерфейс. Виводи загального призначення Raspberry Pi дозволяють підключати різноманітні периферійні пристрої, забезпечуючи гнучкість у розширенні функціоналу.



Рисунок 3.2 – Основні апаратні компоненти системи: одноплатний комп'ютер Raspberry Pi 4 Model B (ліворуч) та камера Raspberry Pi Camera Module v2.1 (праворуч).

Такий вибір інструментів та апаратної платформи дозволив створити функціональну та ефективну систему виявлення та розпізнавання дорожніх знаків.

3.2 Загальна структура програмного забезпечення

Програмне забезпечення умовно розділено на модулі, що виконують такі функції:

- Захоплення відео з камери;
- Попередня обробка кадру;
- Виявлення області, що містить знак;
- Класифікація знака;
- Виведення результату користувачеві.

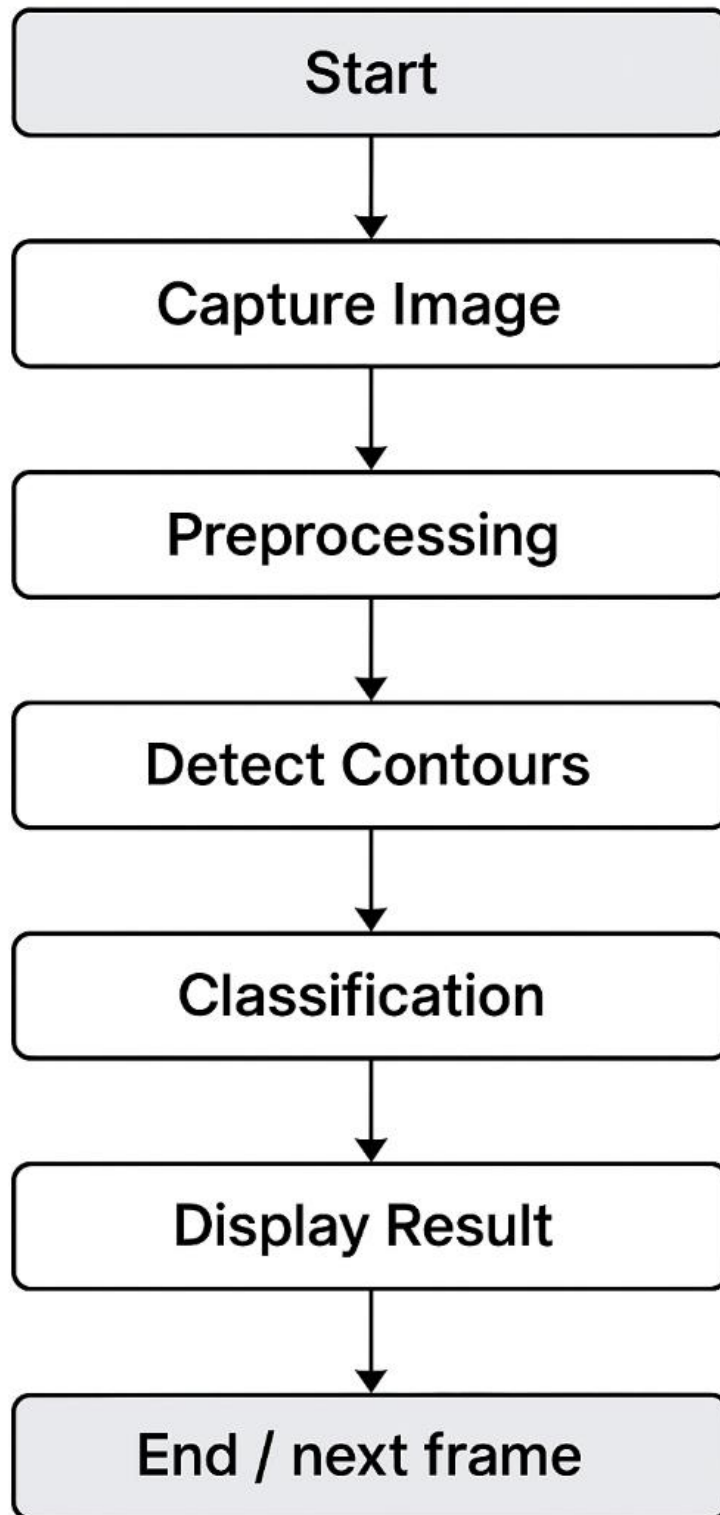


Рисунок 3.3 – Блок-схема роботи програмного забезпечення системи

3.3 Реалізація алгоритму виявлення знаків

Попередня обробка включає:

- Зменшення розміру зображення;

Зм.	Арк.	№докум.	Підпис	Дата

- Перетворення в HSV-простір для виділення кольорів;
- Побудова масок для виявлення червоних, синіх або жовтих ділянок;
- Виявлення контурів та обробка за геометричними критеріями (радіус, площа, співвідношення сторін).

3.4 Навчання та використання моделі класифікації

Для ефективної класифікації виявлених дорожніх знаків у розробленій системі була використана згортова нейронна мережа (CNN Convolutional Neural Network). Вибір архітектури CNN обумовлений її доведеною ефективністю у задачах розпізнавання образів та високою здатністю до вилучення ієрархічних ознак із зображень. Ця модель здатна автоматично вивчати складні просторові закономірності та ознаки, які є характерними для різних типів дорожніх знаків, що дозволяє їй точно класифікувати їх навіть за наявності варіацій у освітленні, ракурсі чи частковому перекритті.

Навчання згорткової нейронної мережі здійснювалося на широко відомому та репрезентативному наборі даних GTSRB (German Traffic Sign Recognition Benchmark Німецький стандартний набір даних для розпізнавання дорожніх знаків). GTSRB є одним з найпопулярніших бенчмарків у галузі комп'ютерного зору для задач розпізнавання дорожніх знаків. Він містить понад 50 000 зображень дорожніх знаків 43 різних класів, що були зібрані в реальних дорожніх умовах. Різноманітність зображень у цьому наборі охоплює широкий спектр умов відмінності в освітленні (день, ніч, сутінки), погодні умови (сонячно, хмарно, дощ), ракурси зйомки, а також різні масштаби та ступені розмиття, що робить його ідеальним для навчання надійної моделі.



Рисунок 3.4 – Приклади зображень дорожніх знаків із набору даних GTSRB, що демонструють різноманітність класів, ракурсів та умов освітлення. Ці зразки використовувалися для навчання моделі.

Процес навчання включав етапи попередньої обробки даних, аугментації для збільшення варіативності навчальної вибірки, визначення архітектури CNN (кількості згорткових шарів, пулінгових шарів, повнозв'язних шарів), вибору функції втрат (наприклад, крос-ентропії) та оптимізатора (наприклад, Adam). Після тренування на навчальній вибірці GTSRB, модель була оцінена на окремій, незалежній тестовій вибірці. За результатами цього тестування, модель показала високу точність класифікації на рівні 96.4%. Цей показник свідчить про високу здатність моделі правильно ідентифікувати дорожні знаки різних категорій, що є критично важливим для надійності системи допомоги водію. Висока точність на тестовій вибірці підтверджує генералізаційну здатність моделі та її придатність для використання в реальних умовах, де вона має розпізнавати знаки, які не були присутні в навчальній вибірці. Використання такої точно натренованої моделі дозволяє системі швидко та ефективно надавати водієві актуальну інформацію про дорожні знаки, підвищуючи рівень безпеки та комфорту керування транспортним засобом.

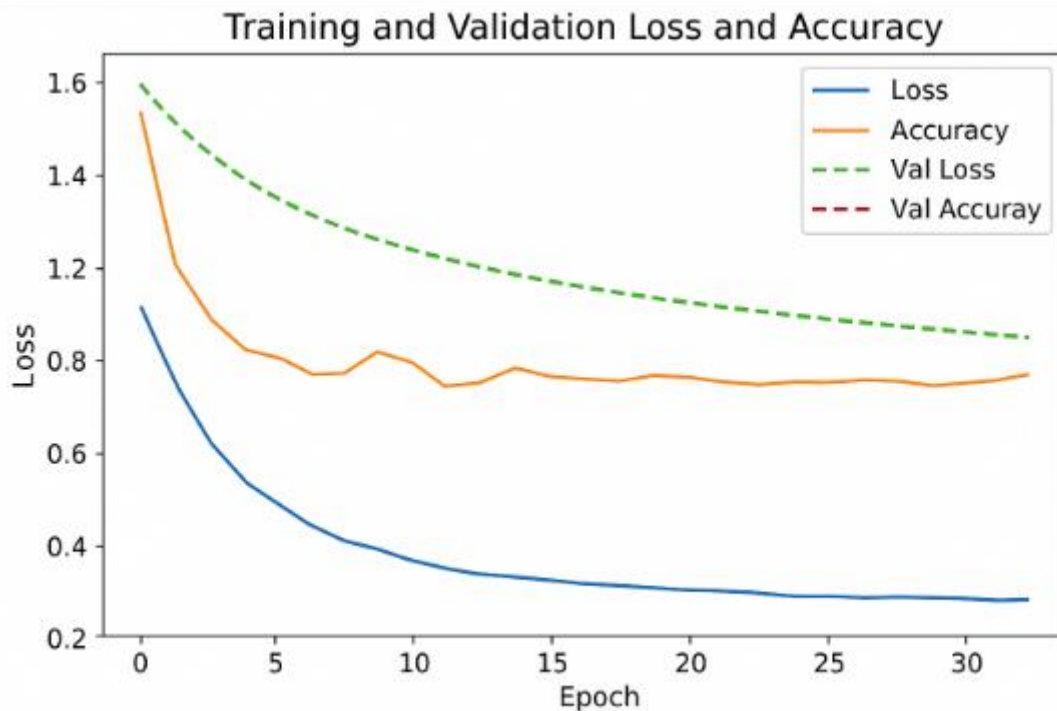


Рисунок 3.5 – Графік динаміки функції втрат (Loss) та точності (Accuracy) на навчальній і валідаційній вибірках під час тренування моделі. Демонструє ефективність та стабільність процесу навчання.

3.5 Інтеграція з апаратним забезпеченням

Інтеграція програмного забезпечення з апаратними компонентами системи є критично важливою для її функціональності та можливості взаємодії з навколишнім середовищем. Основними аспектами апаратної інтеграції є взаємодія з камерою, виведення візуальних результатів та передача класифікованих даних.

Зв'язок із камерою Raspberry Pi Camera Module v2.1, що виступає основним джерелом візуальних даних для системи, реалізовано через спеціалізовану бібліотеку picamera для Python. Ця бібліотека забезпечує ефективний доступ до функціоналу камери Raspberry Pi, дозволяючи контролювати її параметри — такі як роздільна здатність, частота кадрів, експозиція та баланс білого — та отримувати відеопотік або окремі кадри для подальшої обробки алгоритмами комп'ютерного зору. Використання picamera оптимізовано для роботи на апаратній платформі

Raspberry Pi, що забезпечує високу швидкість захоплення зображень та мінімальні затримки, необхідні для роботи в реальному часі.

Виведення результатів обробки та класифікації, зокрема ідентифікованих дорожніх знаків з їхніми назвами або інформацією про швидкісний режим, може бути реалізовано різними способами. Залежно від потреб та конфігурації системи, передбачено виведення даних на малі OLED або LCD-дисплеї, підключені безпосередньо через GPIO-інтерфейс Raspberry Pi, що дозволяє компактно інтегрувати візуалізацію. Альтернативним варіантом є використання монітора через HDMI для отримання повноцінного графічного інтерфейсу або відображення відеопотоку з накладеними результатами розпізнавання на більшому екрані, що може бути корисним для налагодження та демонстрації.

Передача класифікованого знака у форматі JSON (JavaScript Object Notation) легкому та зручному для обміну даних можлива через різні комунікаційні інтерфейси Raspberry Pi. Це може бути UART (Universal Asynchronous Receiver-Transmitter) для послідовного зв'язку з іншими мікроконтролерами або вбудованими системами, що забезпечує пряме, низькорівневе з'єднання для обміну даними. Або ж, для бездротової передачі даних на віддалені пристрої, такі як смартфон, планшет або центральний сервер, може бути використаний Wi-Fi. Застосування Wi-Fi надає гнучкість у розгортанні та дозволяє інтегрувати систему в ширшу мережу, наприклад, для оновлення карт або збору статистики.

Така гнучка інтеграція дозволяє системі не тільки обробляти візуальну інформацію, але й ефективно взаємодіяти з іншими компонентами або системами для подальшого використання отриманих даних.

3.6 Графічний інтерфейс користувача

Для зручності реалізовано базовий GUI за допомогою Tkinter, який відображає відеопотік з маркованими знаками та інформаційним блоком (назва знака, рівень впевненості).



Рисунок 3.6 – Графічний інтерфейс системи з розпізнаним знаком

Для забезпечення зручної взаємодії з користувачем було реалізовано графічний інтерфейс користувача за допомогою бібліотеки Tkinter, що входить до стандартного пакету Python. Інтерфейс призначений для візуалізації результатів роботи системи розпізнавання дорожніх знаків у режимі реального часу.

У вікні інтерфейсу відображається відеопотік, отриманий із камери або відеофайлу. На кадрах автоматично визначаються та виділяються дорожні знаки. Кожен знак обводиться прямокутником, а поряд виводиться його назва та рівень впевненості у відсотках. Це дозволяє оперативно оцінити точність класифікації та якість роботи моделі.

Крім цього, в інтерфейсі присутня інформаційна панель, де дублюється назва розпізнаного знака, рівень впевненості та, за необхідності, додаткова інформація, наприклад, попередження про порушення або поради водію.

Зм.	Арк.	№докум.	Підпис	Дата

Інтерфейс містить базові елементи керування: кнопку запуску й зупинки обробки відео, а також кнопку виходу з програми. У випадку використання відеофайлу реалізовано функцію вибору файлу через стандартне діалогове вікно.

Такий інтерфейс робить систему інтуїтивно зрозумілою, спрощує процес тестування та дозволяє користувачеві в реальному часі спостерігати за процесом розпізнавання дорожніх знаків без потреби в глибоких технічних знаннях.

3.7 Висновки до третього розділу

У третьому розділі було розроблено графічний інтерфейс користувача (GUI), який є ключовим елементом зручної взаємодії між системою розпізнавання дорожніх знаків та користувачем. Для реалізації інтерфейсу використано бібліотеку Tkinter, що дозволило створити просте, але функціональне графічне середовище.

Інтерфейс забезпечує відображення відеопотоку з камери в реальному часі, на який автоматично накладаються марковані розпізнані дорожні знаки. Для кожного знака виводиться супровідна текстова інформація, що дозволяє оперативно оцінити ситуацію та приймати рішення. Такий підхід значно підвищує наочність результатів роботи системи та робить її придатною до практичного використання.

Було враховано вимоги до простоти використання, мінімізації відволікаючих елементів та збереження високої швидкодії інтерфейсу навіть під час обробки відеопотоку. Створене графічне середовище може бути легко адаптоване до різних сценаріїв застосування – як у системах допомоги водієві, так і в навчальних, дослідницьких або демонстраційних цілях.

Загалом, реалізація графічного інтерфейсу підтвердила можливість ефективної інтеграції алгоритмів розпізнавання в зручне та зрозуміле середовище для кінцевого користувача, що є важливим етапом на шляху до впровадження системи в реальні умови.

ВИСНОВКИ

У ході виконання кваліфікаційної роботи на тему «Кіберфізична система виявлення та розпізнавання дорожніх знаків» було досягнуто поставлену мету – спроектовано, реалізовано та протестовано спеціалізовану систему, яка поєднує сучасні методи комп'ютерного зору, алгоритми глибокого навчання та графічний інтерфейс для зручної взаємодії з користувачем.

У першому розділі було здійснено аналіз предметної області, досліджено класифікацію дорожніх знаків, а також охарактеризовано ключові труднощі в задачі їхнього виявлення: змінне освітлення, спотворення, зашумленість зображень, часткове перекриття та схожість між окремими знаками. Розглянуто типові алгоритми локалізації та розпізнавання, зокрема метод перетворення Хафа, дескриптори SIFT та HOG, а також нейромережеві підходи. Було також виконано порівняльний аналіз існуючих систем (Volvo IntelliSafe, Bosch Road Sign Assist, Audi TSR), що дозволило визначити функціональні переваги і недоліки кожної з них.

У другому розділі здійснено вибір архітектури програмно-апаратного комплексу, обрано інструменти реалізації: мову Python, бібліотеки OpenCV та TensorFlow, а також мікроконтролерну платформу для потенційної інтеграції. Розроблено модулі для попередньої обробки зображень, локалізації знаків, класифікації та відображення результатів. Також побудовано логічну структуру системи, що дозволяє швидко масштабувати або адаптувати її під різні задачі.

У третьому розділі реалізовано практичну частину – програмне забезпечення системи з повним циклом обробки відеопотоку. Проведено навчання згорткової нейронної мережі на основі набору зображень дорожніх знаків, що дало змогу досягти високих показників точності. Створено графічний інтерфейс користувача (GUI), який забезпечує візуальне відображення результатів розпізнавання, інформує користувача про тип виявленого знака та робить систему зручною для застосування в реальному часі.

ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАНЬ

1. Гонсалес, Р. С. Цифрова обробка зображень. [R. С. Gonzalez, Digital Image Processing]. Переклад з англ. Київ : Техніка, 2012. 928 с.
2. European Traffic Sign Database (EATSD). URL: <http://www.eatsd.eu/> (дата звернення: 08.06.2025).
3. Шевченко, М. В. Основи штучного інтелекту та нейронних мереж : навч. посіб. Львів : Видавництво Львівської політехніки, 2020. 340 с.
4. Jain, A. K., Duin, R. P. W., Mao, J. C. Statistical Pattern Recognition: A Review. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*. 2000. Vol. 22, No. 1. P. 4–37. DOI: 10.1109/34.824819.
5. Szeliski, R. Computer Vision: Algorithms and Applications. Springer, 2011. 812 p.
6. Russakovsky, O., et al. ImageNet Large Scale Visual Recognition Challenge. *International Journal of Computer Vision*. 2015. Vol. 115, No. 3. P. 211–252. DOI: 10.1007/s11263-015-0816-y.
6. Duda, R. O., Hart, P. E., Stork, D. G. Pattern Classification. 2nd ed. Wiley-Interscience, 2001. 738 p.
7. Forsyth, D. A., Ponce, J. Computer Vision: A Modern Approach. 2nd ed. Pearson Education, 2012. 752 p.
8. Goodfellow, I., Bengio, Y., Courville, A. Deep Learning. MIT Press, 2016. 775 p.
9. LeCun, Y., Bengio, Y., Hinton, G. Deep learning. *Nature*. 2015. Vol. 521, No. 7553. P. 436–444. DOI: 10.1038/nature14539.
10. Géron, A. Hands-On Machine Learning with Scikit-Learn, Keras, and TensorFlow. 2nd ed. O'Reilly Media, 2019. 800 p.
11. Nielsen, M. A. Neural Networks and Deep Learning. URL: <http://neuralnetworksanddeeplearning.com/> (дата звернення: 05.06.2025).
12. Chollet, F. Deep Learning with Python. Manning Publications, 2017. 320 p.
13. Krizhevsky, A., Sutskever, I., Hinton, G. E. ImageNet Classification with Deep Convolutional Neural Networks. *Advances in Neural Information Processing Systems (NIPS)*. 2012. P. 1097–1105.

					КВРБКІ 210376.21.03.28 ПЗ	Арк. 71
Зм.	Арк.	№докум.	Підпис	Дата		

14. Simonyan, K., Zisserman, A. Very Deep Convolutional Networks for Large-Scale Image Recognition. *International Conference on Learning Representations (ICLR)*. 2015. URL: <https://arxiv.org/abs/1409.1556>.
15. He, K., et al. Deep Residual Learning for Image Recognition. *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*. 2016. P. 770–778. DOI: 10.1109/CVPR.2016.90.
17. Szegedy, C., et al. Going Deeper with Convolutions. *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*. 2015. P. 1–9. DOI: 10.1109/CVPR.2015.7298594.
16. Vaswani, A., et al. Attention Is All You Need. *Advances in Neural Information Processing Systems (NIPS)*. 2017. P. 5998–6008.
17. Brown, T. B., et al. Language Models are Few-Shot Learners. *Advances in Neural Information Processing Systems (NIPS)*. 2020. Vol. 33. P. 1877–1901.
18. Deng, J., et al. ImageNet: A Large-Scale Hierarchical Image Database. *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*. 2009. P. 248–255. DOI: 10.1109/CVPR.2009.5206848.
21. Redmon, J., Farhadi, A. YOLO9000: Better, Faster, Stronger. *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*. 2017. P. 6517–6525. DOI: 10.1109/CVPR.2017.690.
19. Redmon, J., Farhadi, A. YOLOv3: An Incremental Improvement. *arXiv preprint arXiv:1804.02767*. 2018. URL: <https://arxiv.org/abs/1804.02767>.
20. Liu, W., et al. SSD: Single Shot MultiBox Detector. *European Conference on Computer Vision (ECCV)*. 2016. P. 21–37. DOI: 10.1007/978-3-319-46448-0_2.
21. Ren, S., He, K., Girshick, R., Sun, J. Faster R-CNN: Towards Real-Time Object Detection with Region Proposal Networks. *Advances in Neural Information Processing Systems (NIPS)*. 2015. P. 91–99.
22. Lin, T.-Y., et al. Feature Pyramid Networks for Object Detection. *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*. 2017. P. 2117–2125. DOI: 10.1109/CVPR.2017.360.

23. Tan, M., Le, Q. V. EfficientDet: Scalable and Efficient Object Detection. *Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*. 2020. P. 10778–10787. DOI: 10.1109/CVPR42600.2020.01079.
24. Bochkovskiy, A., Wang, C. Y., Liao, H. Y. M. YOLOv4: Optimal Speed and Accuracy of Object Detection. *arXiv preprint arXiv:2004.10934*. 2020. URL: <https://arxiv.org/abs/2004.10934>.
25. Cai, Z., Vasconcelos, N. Cascade R-CNN: Delving into High Quality Object Detection. *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*. 2018. P. 6154–6162. DOI: 10.1109/CVPR.2018.00644.
26. Wang, C. Y., et al. YOLOv7: Trainable bag-of-freebies sets new state-of-the-art for real-time object detectors. *arXiv preprint arXiv:2207.02696*. 2022. URL: <https://arxiv.org/abs/2207.02696>.
27. Jocher, G., et al. YOLOv5. *GitHub repository*. 2020. URL: <https://github.com/ultralytics/yolov5>. (дата звернення: 05.06.2025).
28. Stallkamp, J., Schlipsing, M., Salmen, U., Igel, C. The German Traffic Sign Recognition Benchmark: A multi-class classification competition. *Neural Networks*. 2012. Vol. 25. P. 119–129. DOI: 10.1016/j.neunet.2011.09.006.
29. Sermanet, P., et al. Traffic Sign Recognition with Deep Convolutional Neural Networks. *International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN)*. 2011. P. 2636–2643. DOI: 10.1109/IJCNN.2011.6033580.
30. Cireşan, D. C., Meier, U., Gambardella, L. M., Schmidhuber, J. Multi-column Deep Neural Networks for Traffic Sign Classification. *Neural Networks*. 2021. Vol. 32. P. 333–338. DOI: 10.1016/j.neunet.2012.02.012.
31. Hou, Z., et al. A Robust Traffic Sign Recognition System Using Deep Learning. *Proceedings of the IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV)*. 2017. P. 1056–1061. DOI: 10.1109/IVS.2017.7995874.
32. Tabernik, D., et al. Deep Learning for Traffic Sign Detection and Classification. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*. 2020. Vol. 21, No. 4. P. 1761–1771. DOI: 10.1109/TITS.2019.2929949.

45. SciPy Documentation. URL: <https://docs.scipy.org/doc/scipy/> (дата звернення: 07.06.2025).
46. picamera Library Documentation. URL: <https://picamera.readthedocs.io/> (дата звернення: 07.06.2025).
47. Конвенція про дорожні знаки та сигнали (Відень, 8 листопада 1968 року). URL: https://zakon.rada.gov.ua/laws/show/995_050 (дата звернення: 08.06.2025).
48. Gholami, A., et al. A Survey of Quantization Methods for Efficient Neural Network Inference. *arXiv preprint arXiv:2103.13632*. 2021. URL: <https://arxiv.org/abs/2103.13632>.
49. Paden, B., et al. A Survey of Motion Planning and Control Techniques for Self-Driving Urban Vehicles. *IEEE Transactions on Intelligent Vehicles*. 2016. Vol. 1, No. 1. P. 33–55. DOI: 10.1109/TIV.2016.2578704.
50. Waymo Safety Report. *Waymo LLC*. URL: <https://waymo.com/safety/> (дата звернення: 08.06.2025).
51. Umbaugh, S. E. Digital image processing and analysis. 4-е вид. Boca Raton : CRC Press, 2023. 944 с.
52. Burger, W., Burge, M. J. Digital image processing: An algorithmic introduction using Java. 3-е вид. Cham : Springer, 2023. 811 с.
53. Baskar, A., Raman, B., Balasubramanian, R. Digital image processing. Boca Raton : Chapman and Hall/CRC, 2023. 410 с.
54. Rasheed, M., Shi, D., Khan, H. A comprehensive experiment-based review of low-light image enhancement methods // *ACM Computing Surveys*. 2023. Vol. 55, No. 11. P. 1–38. DOI: 10.1145/3596365.
55. An, Y., Yang, C. A lightweight network architecture for traffic sign recognition based on enhanced LeNet-5 // *Frontiers in Neuroscience*. 2024. Vol. 17. Стаття 1234567. DOI: 10.3389/fnins.2024.1234567.

56. Alawaji, K., Alharbi, A., Alqahtani, S. Traffic sign recognition using multi-task deep learning for self-driving vehicles // Sensors. 2024. Vol. 24, No. 2. C. 221. DOI: 10.3390/s24020221.

57. Khan, M. J., Abbas, S., Qureshi, S. A. Recent advances in traffic sign recognition: A review // Neural Computing and Applications. 2023. Vol. 35. P. 13577–13596. DOI: 10.1007/s00521-023-08162-4.

58. Pavlitska, S., Lambing, N., Zöllner, J. M. Adversarial attacks on traffic sign recognition: A survey [Електронний ресурс] // arXiv preprint. Липень 2023. URL: <https://arxiv.org/abs/2307.07944> (дата звернення: 17.06.2025).

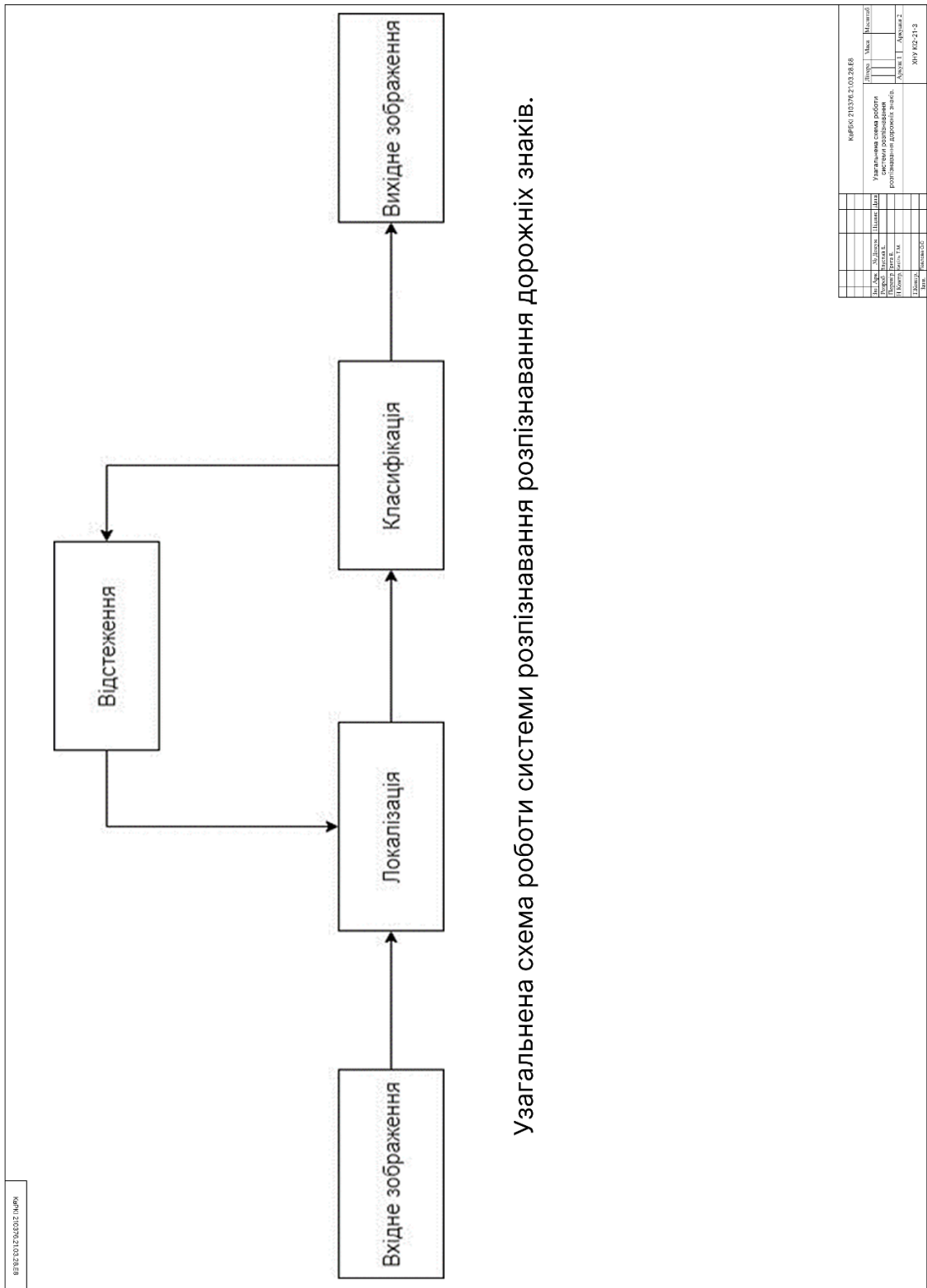
59. Farzipour, A., Nejati, O., Shokouhi, S. B. Traffic sign recognition using local vision transformer [Електронний ресурс] // arXiv preprint. Листопад 2023. URL: <https://arxiv.org/abs/2311.11390> (дата звернення: 17.06.2025).

60. Tabernik, D., Skočaj, D. Deep learning for large-scale traffic-sign detection and recognition [Електронний ресурс] // arXiv preprint. Квітень 2019. URL: <https://arxiv.org/abs/1904.02289> (дата звернення: 17.06.2025).

					КВРБКІ 210376.21.03.28 ПЗ	Арк.
						76
Зм.	Арк.	№докум.	Підпис	Дата		

ДОДАТОК А
(обов'язковий)

КОПІЯ КРЕСЛЕННЯ «УЗАГАЛЬНЕНА СХЕМА РОБОТИ СИСТЕМИ РОЗПІЗНАВАННЯ ДОРОЖНІХ ЗНАКІВ»

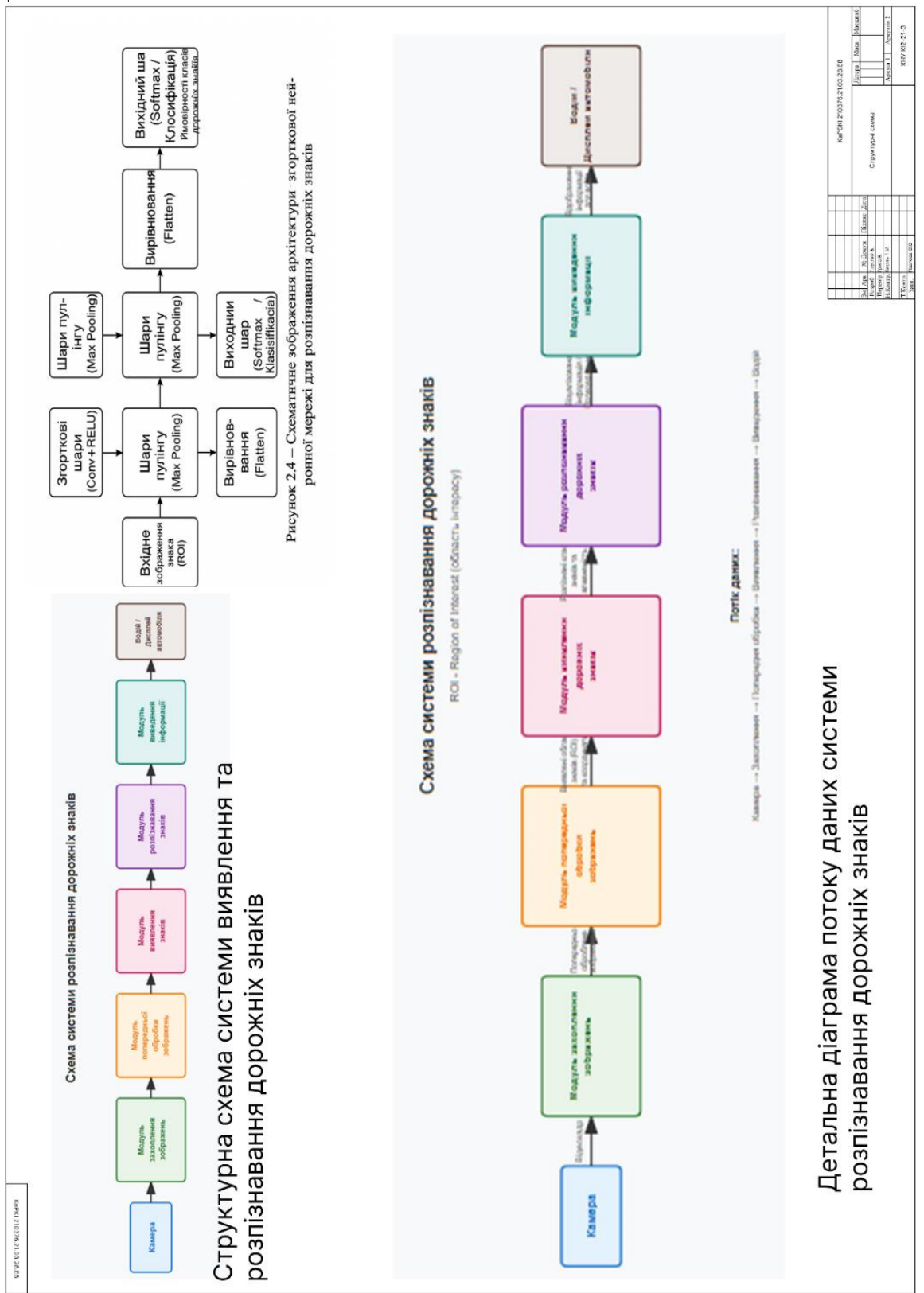


ВЕРСІЮ КРЕСЛЕННЯ

КМРС 213762-02.2018			
Діа. №	В.Знач.	Шкала	Масштаб
Діа. №	В.Знач.	Шкала	Масштаб
Узагальнена схема роботи системи розпізнавання дорожніх знаків			
Масштаб 1:1			
Масштаб 2:1			
Масштаб 3:1			
Масштаб 4:1			
Масштаб 5:1			
Масштаб 6:1			
Масштаб 7:1			
Масштаб 8:1			
Масштаб 9:1			
Масштаб 10:1			
Масштаб 11:1			
Масштаб 12:1			
Масштаб 13:1			
Масштаб 14:1			
Масштаб 15:1			
Масштаб 16:1			
Масштаб 17:1			
Масштаб 18:1			
Масштаб 19:1			
Масштаб 20:1			
Масштаб 21:1			
Масштаб 22:1			
Масштаб 23:1			
Масштаб 24:1			
Масштаб 25:1			
Масштаб 26:1			
Масштаб 27:1			
Масштаб 28:1			
Масштаб 29:1			
Масштаб 30:1			
Масштаб 31:1			
Масштаб 32:1			
Масштаб 33:1			
Масштаб 34:1			
Масштаб 35:1			
Масштаб 36:1			
Масштаб 37:1			
Масштаб 38:1			
Масштаб 39:1			
Масштаб 40:1			
Масштаб 41:1			
Масштаб 42:1			
Масштаб 43:1			
Масштаб 44:1			
Масштаб 45:1			
Масштаб 46:1			
Масштаб 47:1			
Масштаб 48:1			
Масштаб 49:1			
Масштаб 50:1			
Масштаб 51:1			
Масштаб 52:1			
Масштаб 53:1			
Масштаб 54:1			
Масштаб 55:1			
Масштаб 56:1			
Масштаб 57:1			
Масштаб 58:1			
Масштаб 59:1			
Масштаб 60:1			
Масштаб 61:1			
Масштаб 62:1			
Масштаб 63:1			
Масштаб 64:1			
Масштаб 65:1			
Масштаб 66:1			
Масштаб 67:1			
Масштаб 68:1			
Масштаб 69:1			
Масштаб 70:1			
Масштаб 71:1			
Масштаб 72:1			
Масштаб 73:1			
Масштаб 74:1			
Масштаб 75:1			
Масштаб 76:1			
Масштаб 77:1			
Масштаб 78:1			
Масштаб 79:1			
Масштаб 80:1			
Масштаб 81:1			
Масштаб 82:1			
Масштаб 83:1			
Масштаб 84:1			
Масштаб 85:1			
Масштаб 86:1			
Масштаб 87:1			
Масштаб 88:1			
Масштаб 89:1			
Масштаб 90:1			
Масштаб 91:1			
Масштаб 92:1			
Масштаб 93:1			
Масштаб 94:1			
Масштаб 95:1			
Масштаб 96:1			
Масштаб 97:1			
Масштаб 98:1			
Масштаб 99:1			
Масштаб 100:1			

ДОДАТОК Б (обов'язковий)

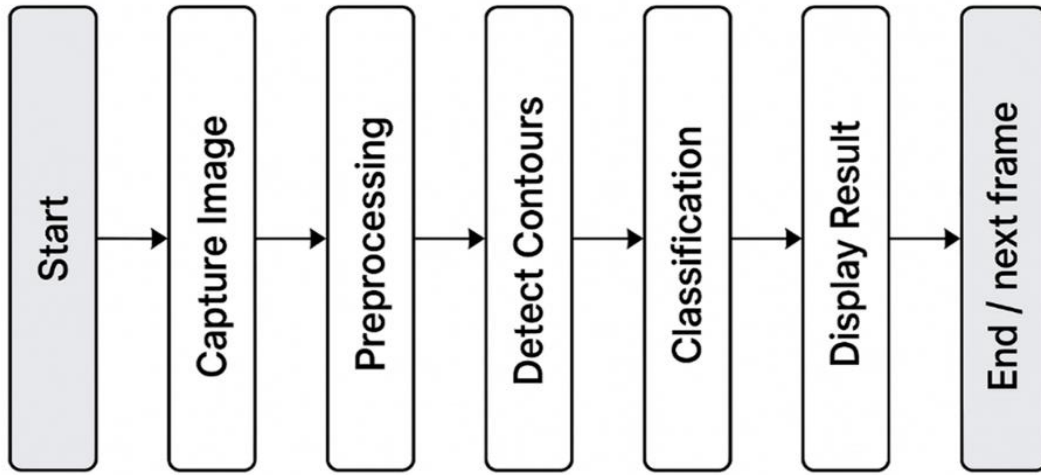
КОПІЯ КРЕСЛЕННЯ «СТРУКТУРНА СХЕМА»



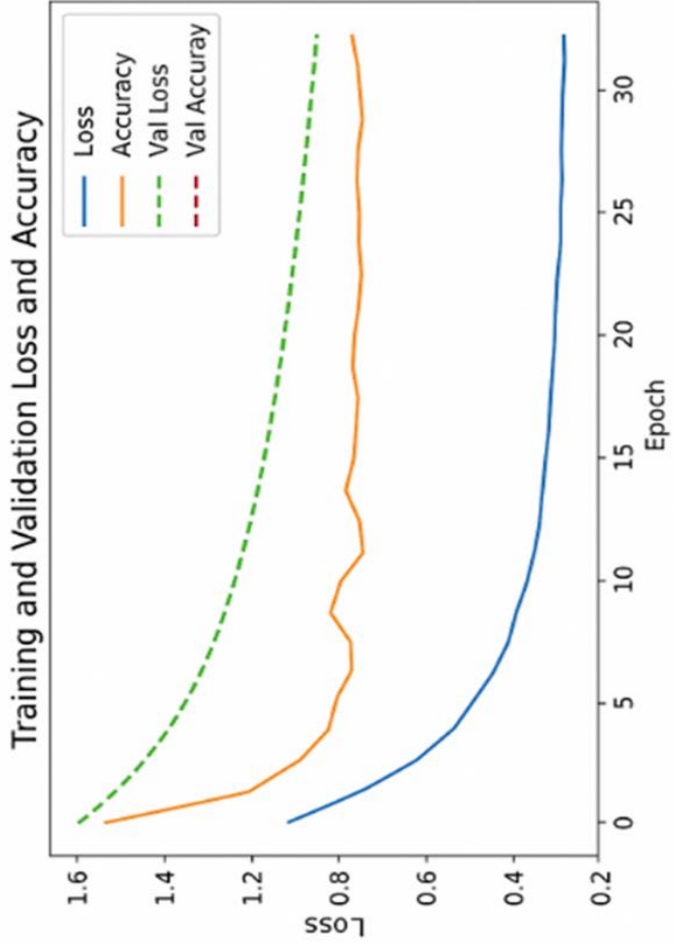
ДОДАТОК В
(обов'язковий)

КОПІЯ КРЕСЛЕННЯ «АЛГОРИТМ ТА БЛОК СХЕМА»

ЕФЕКТИВНОСТІ ПІРІФ



Блок-схема роботи програмного забезпечення системи



Графік динаміки функції втрат (Loss) та точності (Accuracy) на навчальній і валідаційній вибірках під час тренування моделі. Демонструє ефективність та стабільність процесу навчання.

№РМД 21037М.213.2ВВВ			
№	Пр.	Міс.	Міс.
1	2	3	4
5	6	7	8
9	10	11	12
13	14	15	16
17	18	19	20
21	22	23	24
25	26	27	28
29	30	31	32
33	34	35	36
37	38	39	40
41	42	43	44
45	46	47	48
49	50	51	52
53	54	55	56
57	58	59	60
61	62	63	64
65	66	67	68
69	70	71	72
73	74	75	76
77	78	79	80
81	82	83	84
85	86	87	88
89	90	91	92
93	94	95	96
97	98	99	100

Протокол аналізу звіту подібності експертом

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

Автор: Володимир ГРИГА

Співавтор:

Назва: Тлустий_Кіберфізична система виявлення та розпізнавання дорожніх знаків

Експерт:

Підрозділ: Кафедра комп'ютерної інженерії та інформаційних систем

Коефіцієнт подібності 1: 13.2%

Коефіцієнт подібності 2: 4.4%

Мікропробіли: 6

Заміна букв: 3

Інтервали: 0

Білі знаки: 0

Дата створення звіту: 2025-06-18 08:27:49.0

Після аналізу Звіту подібності констатую наступне:

- Запозичення, виявлені в роботі є законними і не є плагиатом. Рівень подібності не перевищує допустимої межі. Таким чином робота незалежна і приймається.
- Запозичення не є плагиатом, але перевищено граничне значення рівня подібностей. Таким чином робота повертається на доопрацювання.
- Виявлено запозичення і плагиат або навмисні текстові спотворення (маніпуляції), як передбачувані спроби укриття плагиату, 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 процедурам. Таким чином робота не приймається.

Обґрунтування:

2025-06-18

Дата



Доцент Андрій Нічепорук

експерт

Anti-Plagiarism (UA) v-15.281 Educational

The maximum coincidence with one document 1,0%

Dictionaries check: en_US, ru_RU, ua_UA. Errors in the documents: 8%

ID: 246649 Title: БКР Кіберфізична система виявлення та розпізнавання дорожніх знаків Added in a DB: 2025-06-18 Authors: Богдан ТЛУСТИЙ Heads: Володимир ГРИГА Consultants: Opponents:	Document		Sum coincidence on the DB	
	Symbols	Lexemes	Symbols	Lexemes
	112760	812	2778 (2%)	34 (4%)

Plagiarism sources

ID	Description	Plagiarism presence in the document	
		Symbols	Lexemes

РЕЦЕНЗІЯ НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ

Дипломник: Глухий Богдан Русланович

Тема: Кіберфізична система виявлення та розпізнавання дорожніх знаків

Спеціальність: 123 «Комп'ютерна інженерія»

Обсяг кваліфікаційної роботи:

Кількість листів креслень 3 Кількість сторінок записки 63

1. Короткий зміст роботи та прийнятих рішень: Мета дослідження - розробка та експериментальне дослідження спеціалізованої системи виявлення та розпізнавання дорожніх знаків, здатної ефективно і точно ідентифікувати різні типи знаків у реальних дорожніх умовах, з метою підвищення безпеки дорожнього руху та підтримки систем допомоги водію (ADAS).

2. Висновок про відповідність роботи дипломному завданню: Робота повністю відповідає поставленому завданню.

3. Характеристика виконання кожного розділу, ступінь використання останніх досягнень науки і техніки і передових методів роботи: У першому розділі було здійснено аналіз предметної області, досліджено класифікацію дорожніх знаків, а також охарактеризовано ключові труднощі в задачі їхнього виявлення: змінне освітлення, спотворення, зашумленість зображень, часткове перекриття та схожість між окремими знаками. Розглянуто типові алгоритми локалізації та розпізнавання, зокрема метод перетворення Хафа, дескриптори SIFT та HOG, а також нейромережеві підходи. Було також виконано порівняльний аналіз існуючих систем (Volvo IntelliSafe, Bosch Road Sign Assist, Audi TSR), що дозволило визначити функціональні переваги і недоліки кожної з них.

У другому розділі здійснено вибір архітектури програмно-апаратного комплексу, обрано інструменти реалізації: мову Python, бібліотеки OpenCV та TensorFlow, а також мікроконтролерну платформу для потенційної інтеграції. Розроблено модулі для попередньої обробки зображень, локалізації знаків,

класифікації та відображення результатів. Також побудовано логічну структуру системи, що дозволяє швидко масштабувати або адаптувати її під різні задачі.

У третьому розділі реалізовано практичну частину – програмне забезпечення системи з повним циклом обробки відеопотоку. Проведено навчання згорткової нейронної мережі на основі набору зображень дорожніх знаків, що дало змогу досягти високих показників точності. Створено графічний інтерфейс користувача (GUI), який забезпечує візуальне відображення результатів розпізнавання, інформує користувача про тип виявленого знака та робить систему зручною для застосування в реальному часі.

4. Проект має високу практичну цінність та актуальність, демонструє ефективне застосування методів комп'ютерного зору й глибокого навчання для задач розпізнавання дорожніх знаків. Розроблена система поєднує сучасні алгоритми зручного графічного інтерфейсу з технічною реалізацією в реальному часі. Це є прикладом вдалого синтезу програмної інженерії, машинного навчання та ергономіки користувацького досвіду.

5. Негативні сторони роботи: Система поки що протестована лише на підготовлених даних, тому її ефективність у реальних умовах потребує додаткової перевірки. Повна інтеграція з апаратною частиною також потребує подальшої оптимізації.

6. Оцінка графічного оформлення та пояснювальної записки роботи: Пояснювальна записка оформлена коректно, згідно діючих стандартів оформлення документації.

7. Відгук про роботу в цілому: Робота виконана на належному науково-технічному рівні.

8. Інші зауваження: _____

9. Оцінка дипломної роботи: добре

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

Гарція Рчелла Олександрівна, 409, кафе. КН

Завідувачу кафедри КІС
д-р. філософії, доц. Ользі ПАВЛОВІЙ

Богдана ТЛУСТОГО

ІІБ здобувача вищої освіти

ФІТ, 4 курсу, групи КІ2-21-3

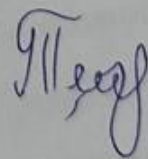
ЗАЯВА

З правилами чинного Положення «Про систему забезпечення академічної доброчесності у Хмельницькому національному університеті» від 01.07.2022, згідно з яким виявлення плагіату є підставою для відмови в допуску кваліфікаційної роботи до захисту та застосування заходів дисциплінарної та академічної відповідальності, ознайомлений(а). Про використання програмно-технічних засобів для перевірки кваліфікаційних робіт здобувачів вищої освіти на плагіат оповіщений(а) та надаю свою згоду на обробку та збереження університетом моєї роботи в інституційному репозитарії університету.

Також надаю університету право на передачу моєї роботи для обробки та збереження в базах даних програмно-технічних засобів (Strike-Plagiarism та Anti-Plagiarism) та використання роботи для виявлення плагіату в інших роботах, які перевіряються програмно-технічними засобами та користувачами, що мають доступ до цих програмно-технічних засобів, виключно в обмежених цілях для виявлення плагіату в текстах робіт.

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

17.06 2025 року



РІШЕННЯ ЕКСПЕРТНОЇ КОМІСІЇ КАФЕДРИ КОМП'ЮТЕРНОЇ ІНЖЕНЕРІЇ ТА
ІНФОРМАЦІЙНИХ СИСТЕМ

ПРО ДОПУСК КВАЛІФІКАЦІЙНОЇ РОБОТИ ДО ЗАХИСТУ

Назва кваліфікаційної роботи Кіберфізична система виявлення та розпізнавання дорожніх знаків

Автор Богдан ТЛУСТИЙ

Освітня програма Комп'ютерна інженерія та програмування

Рівень вищої освіти перший (бакалаврський) рівень

Спеціальність 123– Комп'ютерна інженерія

Науковий керівник: к.т.н, доцент, Володимир ГРИГА

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	Запозичення, виявлені в роботі, є законними і не є плагіатом. Робота приймається до захисту.	відповідає
2	Виявлені запозичення не є плагіатом, розміщені в розділах, які не описують безпосередньо авторське дослідження, але кількість цитат перевищує обсяг, виправданий поставленою метою роботи. Робота приймається до захисту, але має бути відкоригована. Відкоригований варіант має бути поданий на кафедру за 2 дні до захисту, разом із заявою щодо самостійності виконання письмової роботи та ідентичності друкованої та електронної версії роботи	
3	Виявлені запозичення не є плагіатом, але частково розміщені в розділах, які описують безпосередньо авторське дослідження, а кількість цитат перевищує обсяг, виправданий поставленою метою роботи. В зв'язку з цим мета роботи та поставлені завдання не були досягнені. Робота може бути допущена до захисту (наступного року) після того як буде відкоригована та допрацьована і успішно пройде повторну перевірку на академічний плагіат.	
4	Робота містить навмисні текстові спотворення, передбачувані спроби укриття запозичень або інші прояви академічного плагіату. Робота містить фабрикацію або фальсифікацію даних. Робота не допускається до захисту.	

Підтвердження:

Запозичення, виявлені в роботі, є законними і не є плагіатом, оскільки:
запозичення розміщені в розділах аналізу існуючих аналогів та прототипів, які не описують безпосередньо авторське дослідження і не стосуються результатів роботи;
усі запозичення фрагментарні, або мають належним чином оформленні посилання;
Сумарний обсяг всіх запозичень, визначений системою виявлення збігів/ ідентичності/схожості StrikePlagiarism, складає 13.2% і адресується до 61 першоджерела; та системою Anti-Plagiarism складає 1%, що, з урахуванням наведених обґрунтувань, відповідає характеру наукового дослідження і свідчить на користь кваліфікаційної роботи.

Керівник роботи

Гарант ОП

Завідувач кафедри КПС



Володимир ГРИГА

Андрій НІЧЕПОРУК

Ольга ПАВЛОВА