

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

КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА

Галузь знань 12 – Інформаційні технології

Спеціальність 123 – Комп'ютерна інженерія

на тему «Кіберфізична система попередження дорожньо-транспортних пригод. Підсистема розпізнавання та аналізу дорожніх знаків методами комп'ютерного зору»

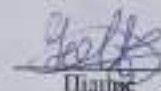
КвРКІП. 180227.18.01.07 ПЗ

Виконав: студент 2 курсу, група КІ2М-22-1

Керівник доктор техн. наук, професор  
Науковий ступінь, вчене звання

До захисту допускаю:  
Зав. кафедри КІС, д.т.н., проф.  
Т.О. Говорушенко

29 04 2024 р.



Підпис

Головатюк А.О.  
Ініціали, прізвище



Підпис

Говорушенко Т.О.  
Ініціали, прізвище

Хмельницький, 2024

# ХМЕЛЬНИЦЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ

Факультет ІНФОРМАЦІЙНИХ ТЕХНОЛОГІЙ

Кафедра КОМП'ЮТЕРНОЇ ІНЖЕНЕРІЇ ТА ІНФОРМАЦІЙНИХ СИСТЕМ

Освітній рівень МАГІСТР

Галузь знань 12 ІНФОРМАЦІЙНІ ТЕХНОЛОГІЇ

Спеціальність 123 КОМП'ЮТЕРНА ІНЖЕНЕРІЯ

Освітня програма ОСВІТНЬО-НАУКОВА ПРОГРАМА «КОМП'ЮТЕРНА ІНЖЕНЕРІЯ ТА ПРОГРАМУВАННЯ»

ЗАТВЕРДЖУЮ

Зав. кафедри Т.О.Говорущенко

“ 01 ” 09 2023 р.

## ЗАВДАННЯ НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ МАГІСТРА

Головатюку Андрію Олександровичу

Прізвище, ім'я, по батькові студента

1. Тема проекту (роботи) Кіберфізична система попередження дорожньо-транспортних пригод. Підсистема розпізнавання та аналізу дорожніх знаків методами комп'ютерного зору  
Керівник проекту (роботи) Говорущенко Т.О., д.т.н., професор

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

Затверджена наказом ректора університету від 01.01.2024 р. № 1

2. Строк подання студентом проекту (роботи) на кафедру 01.05.2024 р.

3. Вихідні дані до проекту (роботи) Завдання на кваліфікаційну роботу

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

Дослідження поставленої задачі як складової кіберфізичної системи запобігання аварійним ситуаціям на дорозі



Проектування підсистеми розпізнавання та аналізу дорожніх знаків для кіберфізичної системи запобігання аварійним ситуаціям на дорозі

Програмно-апаратна реалізація та розробка алгоритмів для підсистеми розпізнавання та аналізу дорожніх знаків

Тестування роботи підсистеми розпізнавання та аналізу дорожніх знаків методами комп'ютерного зору

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

6. Консультанти розділів кваліфікаційної роботи магістра

Розділ	Прізвище, ініціали та посада консультанта	Підпис, дата	
		завдання видав	завдання прийняв
Нормоконтроль	Лисенко С.М., професор кафедри КІС		
Антиплагіат	Нічепорук А.О., доцент кафедри КІС		

7. Дата видачі завдання « 01 » 09 2023р.

**КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН**

№з/п	Назва етапів (розділів) кваліфікаційної роботи магістра	Термін виконання етапів проекту (роботи)	Примітка
1	Вибір напрямку дослідження та узгодження тематики КвРМ з керівником	03.09.2023	виконано
2	Ознайомлення з предметною областю; формулювання мети та задач дослідження; визначення об'єкта та предмета дослідження	02.10.2023	виконано
3	Робота над розділом 1 – аналіз відомих моделей, методів за темою; постановка задачі	04.11.2023	виконано
4	Робота над розділом 2 – розробка моделей для вирішення поставленої задачі	01.12.2023	виконано
5	Робота над науковою статтею	08.01.2024	виконано
6	Робота над розділом 3 – розробка методів для вирішення поставленої задачі	06.02.2024	виконано
7	Робота над розділом 4 – проектування та розробка ПЗ для вирішення поставленої задачі, експериментальна частина	02.04.2024	виконано
8	Оформлення пояснювальної записки згідно вимог	13.04.2024	виконано
9	Попередній захист ДРМ	25.04.2024	виконано
10	Захист ДРМ на засіданні ЕК	До 23.05.2023	

Студент

  
Підпис

А.О. Головатюк  
Ініціали, прізвище

Керівник роботи

  
Підпис

Т.О. Говорущенко  
Ініціали, прізвище

## РЕФЕРАТ

Тема кваліфікаційної роботи магістра: Кіберфізична система попередження дорожньо-транспортних пригод. Підсистема розпізнавання та аналізу дорожніх знаків методами комп'ютерного зору.

Автор роботи: Головатюк Андрій Олександрович

Керівник роботи: Говорущенко Т.О., д.т.н., професор

Пояснювальна записка: 152 с., 50 рис., 25 табл., 2 дод., 82 джерел.

НЕЙРОННІ МЕРЕЖІ, РОЗПІЗНАВАННЯ ОБ'ЄКТІВ, КОМП'ЮТЕРНИЙ ЗІР, ДОРОЖНІ ЗНАКИ, КЛАСИФІКАЦІЯ, АНАЛІЗ, АПАРАТНА РЕАЛІЗАЦІЯ, ПРОГРАМНА РЕАЛІЗАЦІЯ, АЛГОРИТМИ, СЕГМЕНТАЦІЯ КОЛЬОРІВ.

Об'єктом дослідження є процес розпізнавання та аналізу дорожніх знаків методами комп'ютерного зору.

Предметом дослідження є метод та підсистема розпізнавання та аналізу дорожніх знаків методами комп'ютерного зору.

Метою кваліфікаційної роботи магістра є покращення безпеки на дорозі та попередження дорожньо-транспортних пригод шляхом розробки ефективної системи розпізнавання та аналізу дорожніх знаків. Для розв'язання поставлених задач використовувалися методи розпізнавання на основі кольору, SVM, моменти Церніке, моменти Лежандра, двійкові функції Хаара, лінійна класифікація, міри форм.

Наукова новизна:

1) розроблено новий метод для розпізнавання дорожніх знаків, який поєднує методи розпізнавання об'єктів за формою та за кольором. Розпізнавання форми дозволяє знайти на зображенні потенційний знак для подальшого аналізу. Метод реагує на об'єкти, що максимально близькі до чотирьох визначених мір форми: еліпс (коло), трикутник, квадрат та октагон (шестикутник). Розпізнавання кольору допомагає відсіювати об'єкти, що підходять за формою, але мають відмінні від дорожніх знаків кольори;

2) вдосконалено архітектуру підсистеми розпізнавання та аналізу дорожніх знаків методами комп'ютерного зору, яка відрізняється від відомих розпізнаванням об'єктів за формою та за кольорами, і забезпечує автоматичне розпізнавання дорожніх знаків на відеопотоці з камери при різних умовах.

На основі проведених досліджень розроблена архітектура і компоненти програмного забезпечення, які дозволяють розпізнавати дорожні знаки з високою точністю та швидкістю за допомогою обробки зображень, отриманих з камери. Ця архітектура включає в себе модулі для зчитування зображень з камери, сегментації зображень для виділення дорожніх знаків, використання нейронних мереж для класифікації знаків та виведення результатів користувачу. Кожен компонент програмного забезпечення був ретельно протестований та оптимізований для забезпечення високої ефективності та надійності системи.

Практична значимість отриманих результатів полягає у підвищенні безпеки на дорогах та зменшенні ризику дорожніх аварій шляхом автоматичного розпізнавання дорожніх знаків. Розроблена система може бути використана у різних сферах, таких як автомобільна промисловість, системи безпеки на дорозі, міське планування та транспортні управління. Застосування цієї технології може покращити якість життя водіїв та пішоходів, знизити кількість дорожніх інцидентів та сприяти більш ефективному управлінню транспортними потоками.

У першому розділі було проведено дослідження та аналіз різних типів нейронних мереж, створено групи дорожніх знаків.

У другому розділі було розроблено та описано загальний алгоритм роботи підсистеми розпізнавання та аналізу дорожніх знаків, описано математичну модель підсистеми.

У третьому розділі було описано програмну та апаратну реалізацію підключення компонентів підсистеми між собою, описано алгоритм сегментації кольорів, описано розроблені алгоритми розпізнавання дорожніх знаків із використанням комбінацій кольору та форми.

У четвертому розділі було проведено тестування розроблених алгоритмів та підсистеми в цілому.

## ЗМІСТ

<b>СКОРОЧЕННЯ ТА УМОВНІ ПОЗНАКИ .....</b>	<b>6</b>
<b>ВСТУП.....</b>	<b>7</b>
<b>1 ДОСЛІДЖЕННЯ ПОСТАВЛЕНОЇ ЗАДАЧІ ЯК СКЛАДОВОЇ КІБЕРФІЗИЧНОЇ СИСТЕМИ ЗАПОБІГАННЯ АВАРІЙНИМ СИТУАЦІЯМ НА ДОРОЗІ.....</b>	<b>10</b>
1.1 Нейронні мережі та технології розпізнавання об'єктів методами комп'ютерного зору .....	10
1.2 Розгляд груп дорожніх знаків України та світу .....	13
1.3 Потенційні проблеми розпізнавання дорожніх знаків методами комп'ютерного зору .....	18
1.4 Огляд апаратних складових для реалізації підсистеми розпізнавання та аналізу дорожніх знаків методами комп'ютерного зору.....	21
1.5 Постановка задачі .....	27
1.6 Висновки.....	28
<b>2 ПРОЄКТУВАННЯ ПІДСИСТЕМИ РОЗПІЗНАВАННЯ ТА АНАЛІЗУ ДОРОЖНІХ ЗНАКІВ ДЛЯ КІБЕРФІЗИЧНОЇ СИСТЕМИ ЗАПОБІГАННЯ АВАРІЙНИМ СИТУАЦІЯМ НА ДОРОЗІ .....</b>	<b>30</b>
2.1 Опис алгоритму роботи підсистеми розпізнавання та аналізу дорожніх знаків методами комп'ютерного зору .....	30
2.2 Підготовка початкових даних для підсистеми розпізнавання та аналізу дорожніх знаків .....	31
2.3 Навчання класифікатора SVM .....	34
2.4 Класифікація з використанням SVM.....	38
2.4.1 Класифікація за допомогою бінарних зображень .....	42

2.5	Математична модель підсистеми розпізнавання та аналізу дорожніх знаків методами комп'ютерного зору .....	44
2.5.1	Розпізнавання на основі кольору .....	44
2.5.2	Моменти Церніке.....	47
2.5.3	Моменти Лежандра .....	50
2.5.4	Двійкові функції Хаара.....	52
2.5.5	Лінійна класифікація з класифікатором максимального запасу .....	53
2.6	Висновки.....	60
<b>3</b>	<b>ПРОГРАМНО-АПАРАТНА РЕАЛІЗАЦІЯ ТА РОЗРОБКА АЛГОРИТМІВ ДЛЯ ПІДСИСТЕМИ РОЗПІЗНАВАННЯ ТА АНАЛІЗУ ДОРОЖНІХ ЗНАКІВ</b>	
	62	
3.1	Апаратна та програмна реалізація підключення компонентів підсистеми	62
3.2	Алгоритм сегментації кольорів .....	64
3.2.1	Базовий алгоритм сегментації кольорів .....	64
3.2.2	Сегментація кольорів в умовах недостатнього освітлення.....	68
3.3	Розпізнавання дорожніх знаків .....	71
3.3.1	Розпізнавання за допомогою комбінації кольору та форми .....	71
3.3.2	Обчислення мір форми .....	74
3.3.3	Розпізнавання нечітких форм.....	76
3.4	Загальний метод розпізнавання дорожніх знаків методами комп'ютерного зору	80
3.5	Висновки.....	84
<b>4</b>	<b>ТЕСТУВАННЯ РОБОТИ ПІДСИСТЕМИ РОЗПІЗНАВАННЯ ТА АНАЛІЗУ ДОРОЖНІХ ЗНАКІВ МЕТОДАМИ КОМП'ЮТЕРНОГО ЗОРУ .</b>	<b>85</b>
4.1	Тестування роботи коду визначення дорожніх знаків з веб камери комп'ютера.....	85

4.2	Тестування розроблених алгоритмів .....	87
4.2.1	Тестування алгоритму сегментації кольорів .....	87
4.2.2	Аналіз помилок, знайдених в межах тестування алгоритму сегментації кольорів. Вплив туману на якість сегментації. ....	92
4.2.3	Оцінка ефективності розробленого алгоритму .....	93
4.2.4	Аналіз помилок, знайдених в межах оцінки ефективності .....	95
4.3	Висновок.....	99
<b>ВИСНОВКИ .....</b>		<b>100</b>
<b>ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАНЬ .....</b>		<b>103</b>
<b>ДОДАТОК А Копії опублікованих наукових статей.....</b>		<b>112</b>
<b>ДОДАТОК В Презентація до захисту кваліфікаційної роботи .....</b>		<b>146</b>

## СКОРОЧЕННЯ ТА УМОВНІ ПОЗНАКИ

НМ – нейронні мережі

БД – база даних

ДЗ – дорожні знаки

СК – сегментація кольорів

CNN - Convolutional Neural Network (Згорткова Нейронна Мережа)

RNN - Recurrent Neural Network (Рекурентна Нейронна Мережа)

ПЗ – програмне забезпечення

## ВСТУП

У сучасному світі, поступове впровадження технологій в автомобільну сферу є необхідністю, спрямованою на покращення безпеки та ефективності дорожнього руху. Зростаюча кількість аварій на дорогах стає серйозним викликом для глобальної безпеки у дорожньому русі. За останні роки в Україні спостерігається тривожний тренд, а саме стійкий ріст аварійності, що підкреслює нагальну необхідність впровадження ефективних систем безпеки на дорогах. Так, за даними патрульної поліції України, за 2023 рік сталось близько 23642 ДТП з загиблими та/або травмованими, що на 5014 більше ніж в попередньому році (18628 ДТП за 2022 рік) [1]. Одним із варіантів вирішення даної проблеми є створення кіберфізичної системи попередження дорожньо-транспортних пригод. Однією з ключових складових даної системи є підсистема розпізнавання та аналізу дорожніх знаків методами комп'ютерного зору. Також дана система включає в себе підсистеми розпізнавання безпечної відстані до автомобілів попереду, розпізнавання сигналів світлофора та збору інформації про стан автомобіля.

В ході дослідження будуть розглянуті та порівняні різні вбудовані системи, зокрема, з урахуванням можливостей та обмежень мікроконтролерів та одноплатних комп'ютерів. Особлива увага буде приділена аналізу методів розпізнавання знаків методами комп'ютерного зору з метою вибору оптимального підходу для подальшої реалізації. В результаті роботи буде створено підсистему розпізнавання та аналізу дорожніх знаків, яка є частиною портативної кіберфізичної системи попередження дорожньо-транспортних пригод, що може бути вмонтована в будь-який автомобіль.

Враховуючи, що ця підсистема входить у комплекс системи попередження дорожньо-транспортних пригод, результати даного дослідження сприятимуть не лише удосконаленню технічних аспектів розпізнавання дорожніх знаків, але й покращенню загального функціоналу системи, спрямованого на забезпечення безпеки у дорожньому русі.

Об'єктом дослідження є процес розпізнавання та аналізу дорожніх знаків методами комп'ютерного зору.

Предметом дослідження є метод та підсистема розпізнавання та аналізу дорожніх знаків методами комп'ютерного зору.

Метою кваліфікаційної роботи магістра є покращення безпеки на дорозі та попередження дорожньо-транспортних пригод шляхом розробки ефективної системи розпізнавання та аналізу дорожніх знаків.

Наукова новизна:

1) розроблено новий метод для розпізнавання дорожніх знаків, який поєднує методи розпізнавання об'єктів за формою та за кольором. Розпізнавання форми дозволяє знайти на зображенні потенційний знак для подальшого аналізу. Метод реагує на об'єкти, що максимально близькі до чотирьох визначених мір форми: еліпс (коло), трикутник, квадрат та октагон (шестикутник). Розпізнавання кольору допомагає відсіювати об'єкти, що підходять за формою, але мають відмінні від дорожніх знаків кольори;

2) вдосконалено архітектуру підсистеми розпізнавання та аналізу дорожніх знаків методами комп'ютерного зору, яка відрізняється від відомих розпізнаванням об'єктів за формою та за кольорами, і забезпечує автоматичне розпізнавання дорожніх знаків на відеопотоці з камери при різних умовах.

Також, даний метод був протестований та удосконалений, зважаючи на описані в роботі проблеми розпізнавання дорожніх знаків. Завдяки цьому було знижено негативний вплив поганих умов освітлення, нечіткої форми дорожнього знаку, тощо.

При тестуванні було з'ясовано, що розроблений метод достатньо швидкий, щоб працювати в умовах швидкої їзди автомобіля. Це зумовлено зменшенням об'єктів на зображенні, які потрібно дослідити, шляхом попередньої обробки самого зображення.

За темою дипломної роботи були опубліковані наукові статті (додаток А):

1. T. Hovorushchenko, O. Pavlova, Y. Binkovskyi, A. Bilinska, A. Holovatiuk, D. Melnychuk. Road Accident Prevention System. In 2023 13th International Conference on Dependable Systems, Services and Technologies (DESSERT). 2023. Pp. 1-7.

2. О. Павлова, А. Білінська, А. Головатюк, Я. Біньковський, Д. Мельничук. Automated system for determining speed of cars ahead. Computer systems and information technologies. 2023. Pp. 35-39.

3. А. Білінська, Я. Біньковський, А. Головатюк, Д. Мельничук, Т. Говорущенко. Автоматичне виявлення автомобільних порушників за допомогою комп'ютерного зору в рамках кіберфізичної системи запобігання аварійним ситуаціям. Вимірювальна та обчислювальна техніка в технологічних процесах. 2024. №1. С. 176-185.

4. А. Білінська, Я. Біньковський, А. Головатюк, Д. Мельничук, Т. Говорущенко. Аналіз даних для підтримки автоматичного попередження водія для кіберфізичної системи запобігання аварійним ситуаціям. Вісник Хмельницького національного університету. Серія «Технічні науки». 2024.

# 1 ДОСЛІДЖЕННЯ ПОСТАВЛЕНОЇ ЗАДАЧІ ЯК СКЛАДОВОЇ КІБЕРФІЗИЧНОЇ СИСТЕМИ ЗАПОБІГАННЯ АВАРІЙНИМ СИТУАЦІЯМ НА ДОРОЗІ

## 1.1 Нейронні мережі та технології розпізнавання об'єктів методами комп'ютерного зору

Нейронна мережа (Neural Network) - це обчислювальна модель, що імітує роботу нейронів у біологічній нервовій системі (на зразок людського мозку). Вона використовується для розпізнавання закономірностей, вирішення завдань класифікації, прогнозування та інших задач, в яких важливо виявлення складних взаємозв'язків у великих наборах даних. Серед інших, нейронні мережі також чудово підходять для розпізнавання різних об'єктів на зображеннях [2-3].

Основні елементи, з яких складається нейронна мережа [3-5]:

1) штучний нейрон (Artificial Neuron): Основна одиниця нейронної мережі, що отримує вхідні сигнали, обчислює їх з використанням ваг та зсувів, подає результат через функцію активації;

2) шари (Layers): Мережі складаються з трьох основних типів шарів: вхідного шару (Input Layer), прихованих шарів (Hidden Layer) і вихідного шару (Output Layer). Вхідний шар приймає вхідні дані і передає їх далі задля обробки, приховані шари не взаємодіють напряму з вхідними та вихідними даними і виконують обчислення для виявлення усіх внутрішніх ознак, а вихідний шар видає результати обчислень, що можуть бути використані для різних завдань, таких як класифікація, регресія та генерація;

3) ваги та Зсув (Weights and Bias): Ваги визначають силу зв'язків між різними нейронами, а зсув дозволяє регулювати пороги активації. Дані параметри оптимізуються під час навчання та забезпечують досягнення бажаних результатів;

4) функції Активації (Activation Functions): Функції активації визначають вихід нейрона опираючись на ваги, зсув та вхідні сигнали. Вони введені для нелінійності та можливості для нейронної мережі моделювати складні залежності.

Загальний алгоритм роботи нейронної мережі [7]:

- 1) ініціалізація (Initialization). Зсуви та ваги ініціалізуються за допомогою попередньо навчених значень або випадковим чином;
- 2) передача вхідних даних (Forward Propagation). Вхідні дані подаються у нейрони вхідного шару для подальшого обчислення;
- 3) обчислення ваг та зсувів (Weighted Summation and Activation). Нейрони виконують задані обчислення, використовуючи значення ваг та зсувів та подають результат через функцію активації;
- 4) поширення сигналу (Signal Propagation). Результати обчислень передається у нейрони наступного шару, після чого процес повторюється для всіх шарів поки не досягнуть вихідного;
- 5) функція втрат (Loss Computation). Порівняння вихідних даних з фактичними даними, визначення різниці між ними та обчислення функції втрат, яка визначає, наскільки далеко результат від того, яким він мав бути;
- 6) зворотний розподіл помилки (Backpropagation). Використовуючи алгоритм зворотного розподілу помилки, нейронна мережа коригує значення ваг та зсувів для зменшення втрат інформації та підвищення точності прогнозування;
- 7) навчання та Оптимізація (Training and Optimization). Процес зворотного розподілу помилки повторюється протягом заданої кількості епох для оптимізації параметрів та кращого навчання мережі.

Для задачі розпізнавання дорожніх знаків методами комп'ютерного зору можуть підійти наступні нейронні мережі [8-9]:

- 1) згорткові нейронні мережі (Convolutional Neural Networks, CNN). Даний тип мереж ефективний у роботі з візуальними даними, такими як зображення. Вони добре себе показують в завданнях розпізнавання об'єктів, що робить їх одним з кращих варіантів для розпізнавання дорожніх знаків;
- 2) рекурентні нейронні мережі (Recurrent Neural Networks, RNN). Мережі даного типу можуть виявити корисні залежності від послідовності даних, що є незамінним у випадках, де потрібно враховувати контекст та залежність між послідовними знаками;

3) мережі на основі уваги (Attention-based Networks). Дані мережі дозволяють звертати увагу на конкретні частини зображення або послідовності, що може бути корисно при розпізнаванні дорожніх знаків на фотографіях та відео.

Під час дослідження було прийнято рішення про об'єднання типів Convolutional Neural Network та Recurrent Neural Networks в одну нейромережу, задля збільшення точності та надійності мережі. При такій комбінації вийде нейронна мережа типу Convolutional Recurrent Neural Network (CRNN). Ця комбінована архітектура дозволяє використовувати переваги обидвох типів мереж для різних завдань.

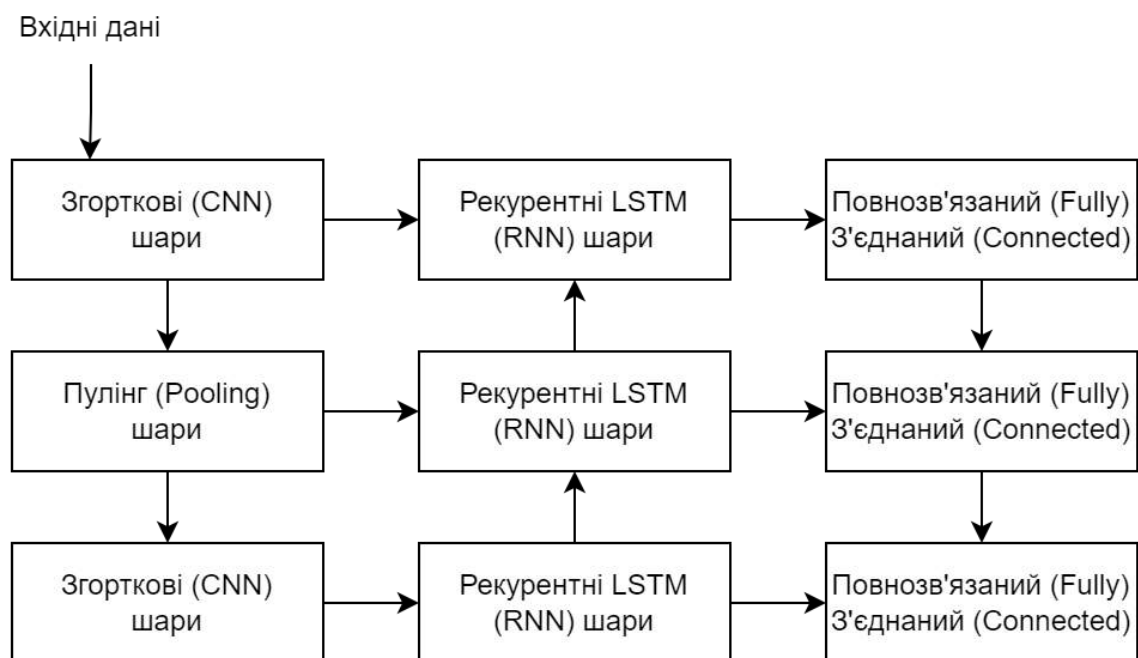


Рисунок 1.1 – Спрощена схема роботи Convolutional Recurrent Neural Network

Згорткові шари (CNN) добре працюють з обробкою просторових особливостей, таких як розпізнавання об'єктів на зображенні, тоді як рекурентні шари (RNN) можуть враховувати контекст та залежності в часі, що корисно для обробки послідовних даних. Тобто CNN може відповідати за виявлення просторових особливостей та обробку зображень дорожніх знаків, тоді як RNN може допомогти враховувати контекст та послідовність знаків, що має бути

корисним для правильного розпізнавання та класифікації [10]. Спрощену схему Convolutional Recurrent Neural Network зображено на рисунку 1.1. У цій схемі вказано, як вхідні дані проходять через згорткові та рекурентні шари, а також через пулінг та повнозв'язані шари.

## 1.2 Розгляд груп дорожніх знаків України та світу

Під час навчання нейронної мережі, що входить до складу підсистеми розпізнавання та аналізу дорожніх знаків методами комп'ютерного зору, потрібно враховувати те, що в різних країнах дорожні знаки можуть дещо візнитися. Так, наприклад знак двостороннього руху в Україні має трикутну форму, контури знаку червоного кольору а тло під чорними стрілками біле (рисунок 1.2 (а)). В Ірландії такий знак має вигляд ромбу з чорними контурами та жовтим тлом під чорними стрілками (рисунок 1.2 (б)).

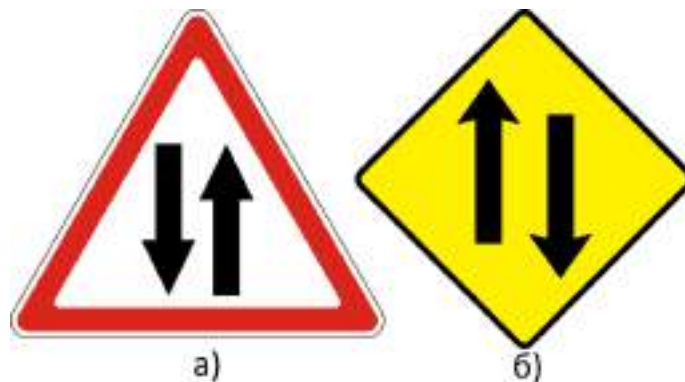


Рисунок 1.2 – Зовнішній вигляд знаку двостороннього руху: а) в Україні; б) в Ірландії

Зважаючи на це, при введенні системи в експлуатацію потрібно передбачити можливість автоматичного та ручного переключення між країнами. Ручне керування буде інтегровано в елементи інтерфейсу користувача, а для автоматичного переключення може знадобитись додаткове обладнання (GPS трекер). В кінцевому результаті нейронна мережа повинна бути навчена на всіх

можливих варіаціях знаків (які суттєво різняться між собою). Їх набори повинні бути зазначені заздалегідь, та розділені між собою.

Розпізнавання знаків можна реалізувати на основі їх певних груп. Так, заборонні знаки України мають круглу форму та товстий червоний контур. До них відносяться знаки «Рух заборонено», «Рух механічних транспортних засобів заборонено», «Поворот праворуч заборонено», «Обмеження максимальної швидкості», «Зупинку заборонено», тощо [12]. Ці знаки зображено на рисунку 1.3 (а-г відповідно).

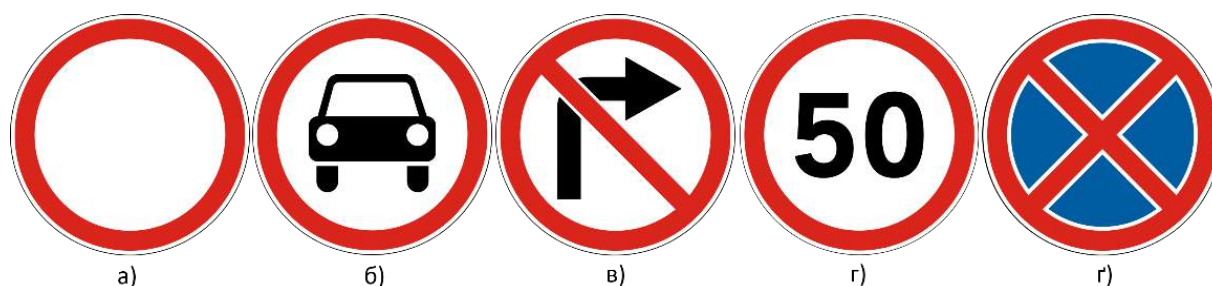


Рисунок 1.3 – Зовнішній вигляд заборонних знаків України: а) рух заборонено; б) рух механічних транспортних засобів заборонено; в) поворот праворуч заборонено; г) обмеження максимальної швидкості; г) зупинку заборонено

Наступною групою є наказові знаки. В Україні такі знаки виглядають як коло синього кольору з білими позначками та білим контуром. До знаків такого типу відносяться «Рух прямо», «Рух прямо або праворуч», «Об'їзд перешкоди з правого боку», «Доріжка для пішоходів», «Обмеження мінімальної швидкості», тощо [12]. Їх зовнішній вигляд зображено на рисунку 1.4 (а-г відповідно).

Більшість попереджувальних знаків України мають вигляд трикутника з контуром кольору тла та червоним трикутником всередині. Тло у таких знаків переважно біле. До них відносяться «Небезпечний поворот праворуч», «Звуження дороги», «Крутий підйом», «Двосторонній рух», «Слизька дорога», тощо [12]. Зовнішній вигляд даних знаків зображено на рисунку 1.5 (а-г відповідно).

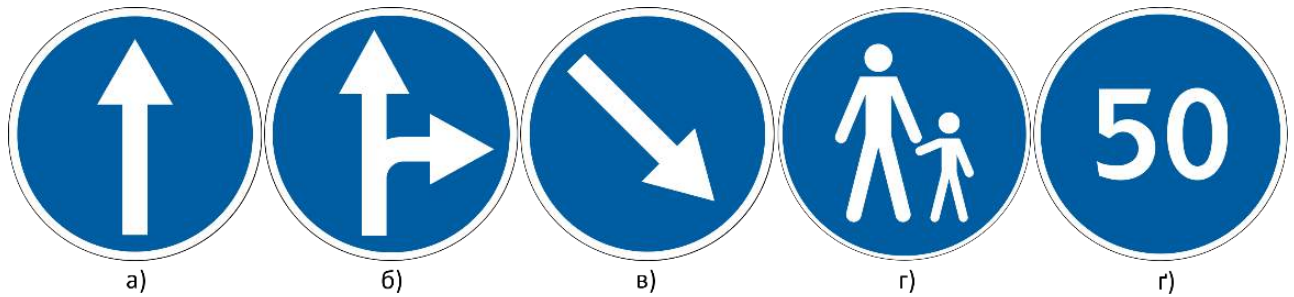


Рисунок 1.4 – Зовнішній вигляд наказових знаків України: а) рух прямо; б) рух прямо або праворуч; в) об'їзд перешкоди з правого боку; г) доріжка для пішоходів; г) обмеження мінімальної швидкості

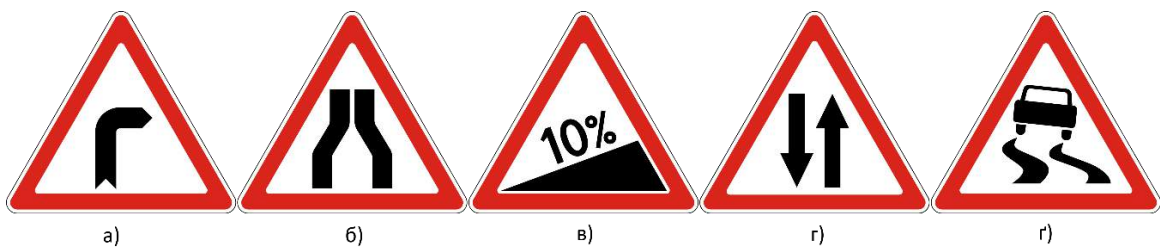


Рисунок 1.5 – Зовнішній вигляд попереджувальних знаків України: а) небезпечний поворот праворуч; б) звуження дороги; в) крутий підйом; г) двосторонній рух; г) слизька дорога

Але також, крім попереджувальних знаків з білим тлом існують знаки з жовтим тлом. Трикутна форма таких знаків та червоний трикутник всередині у них залишаються незмінними. До таких знаків відносяться «Нерівна дорога», «Вибоїна», «Викидання кам'яних матеріалів», «Дорожні роботи», «Затори в дорожньому русі», тощо [12]. Зовнішній вигляд такого виду знаків зображено на рисунку 1.6 (а-г відповідно).

На основі усього вище переліченого можна зробити висновки про значення кольорів на дорожніх знаках. На основі даного розподілу можна виокремити групи знаків, які будуть розпізнаватись на основі схожого кольору. Ці висновки продемонстровано в таблиці 1.1.

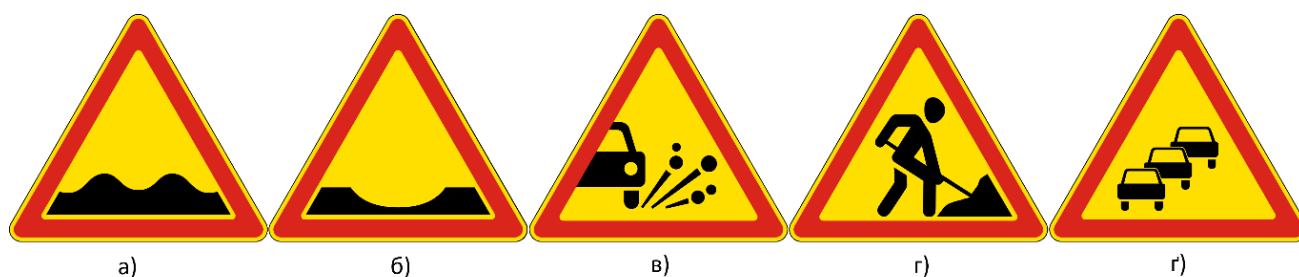


Рисунок 1.6 – Зовнішній вигляд попереджувальних знаків України: а) нерівна дорога; б) вибоїна; в) викидання кам'яних матеріалів; г) дорожні роботи; г) затори в дорожньому русі

Таблиця 1.1 – Значення кольорів на дорожніх знаках

Колір	Значення
Чорний	Використовується як інформаційний колір у попереджувальних, інформаційних та заборонних знаках.
Червоний	Використовується в знаках «Стоп», «Дати дорогу» та «Проїзд заборонено». Також є частиною заборонних та попереджувальних знаків.
Жовтий	Використовується як колір для фону в попереджувальних та заборонних знаках. Також присутній на деяких додаткових знаках.
Білий	Використовується як фон для маркерів маршруту, направляючих знаків, як колір повідомлення на знаках з червоним, зеленим, синім фонами.
Синій	Використовується як фон для інформаційних, наказових та додаткових знаків.
Оранжевий	Використовується як фон для знаків будівництва та обслуговування.
Зелений	Використовується як фон для швидкісних доріг.

Подібні висновки можна зробити щодо класифікації знаків за допомогою розпізнавання їх форми. У таблиці 1.2 наведено типи форми дорожніх знаків, приклади знаків такої форми та значення таких знаків.

Таблиця 1.2 – Значення форм дорожніх знаків

Назва форми	Форма	Приклад	Значення
Червоне коло			Використовується для заборонних знаків
Октагон			Використовується тільки для знаку «Стоп»
Трикутник направлений вверх			Використовується для попереджувальних знаків
Трикутник направлений вниз			Використовується тільки для знаку «Дати дорогу»
Діамант			Використовується тільки для знаків пріоритету дороги
Квадрат			Використовується в додаткових знаках та знаках з символічною інформацією
Горизонтальний прямокутник			Використовується для інформаційних знаків маршрутних доріг
Вертикальний прямокутник			Використовується для швидкісних доріг.

### 1.3 Потенційні проблеми розпізнавання дорожніх знаків методами комп'ютерного зору

Незважаючи на значний прогрес у сфері комп'ютерного зору та штучного інтелекту, існує ряд проблем з точним розпізнаванням дорожніх знаків.

Першою проблемою є вплив на видимість знаку погодних умов, таких як сніг, дощ, туман та хмари. Як показано на рисунку 1.7, погодні умови можуть зменшити видимість дорожніх знаків.



Рисунок 1.7 – Погана видимість дорожніх знаків через погодні умови [14-15]

Наявність перешкод між камерою та дорожнім знаком, таких як будівлі, дерева, транспортні засоби, пішоходи та інші знаки також зменшують шанс розпізнавання знаку. Як показано на рисунку 1.8, дорожні знаки можуть бути частково закриті іншими об'єктами.



Рисунок 1.8 – Перешкоди між камерою та дорожнім знаком [16]

Третьою проблемою є зламані або пошкоджені дорожні знаки. Як показано на рисунку 1.9, дорожні знаки можуть бути пошкоджені, що змінює їх форму та робить розпізнавання складнішим.



Рисунок 1.9 – Пошкоджений (деформований) дорожній знак [17]

Також, існує вплив розмиття під час руху та вібрації автомобіля на зображення. Під час швидкого руху автомобіля зображення може бути деформоване через попередньо описані чинники. Це зображено на рисунку 1.10.



Рисунок 1.10 – Вплив розмиття під час руху на зображення [18]

Іще однією проблемою є те, що колір знаку змінюється під тривалою дією сонячного проміння або через реакцію фарби з повітрям. З часом знаки змінюють свій колір, що затрудняє їх розпізнавання. Це зображено на рисунку 1.11.



Рисунок 1.11 – Зміна кольору дорожнього знаку з часом

Вплив сильного світла або тіней від інших об'єктів (в залежності від часу доби) на видимість дорожнього знаку може видозмінити знак для розпізнавача. Деякі об'єкти, розміщені поряд з дорожнім знаком, можуть відкидати на нього свою тінь, що змінюють колір деяких зон знаку. Це зображено на рисунку 1.12.



Рисунок 1.12 – Вплив тіней на видимість дорожнього знаку [19]

Наступна проблема: відбиття світла самим дорожнім знаком. Як показано на рисунку 1.13, дорожні знаки можуть відбивати світло, що змінює їх колір.



Рисунок 1.13 – Відбиття світла дорожнім знаком [20]

Останньою проблемою є наявність об'єктів, схожих за формою або кольором (або одночасно за обома критеріями) до дорожніх знаків. Деколи дорожні знаки встановлюють так, що поряд з ними знаходяться предмети, що повністю (або частково) відповідають його кольору. Це істотно знижує ймовірність розпізнавання такого знаку. Це зображено на рисунку 1.14. Також на дорозі можна зустріти предмети, що своєю формою нагадують дорожні знаки, що може стати причиною хибного спрацювання системи.



Рисунок 1.14 – Дорожній знак на фоні об'єкту схожого за кольором [21]

1.4 Огляд апаратних складових для реалізації підсистеми розпізнавання та аналізу дорожніх знаків методами комп'ютерного зору

У сфері розробки кіберфізичних систем, вибір правильного мікроконтролера визначає успіх та ефективність реалізації проекту. Кожен із мікроконтролерів має різні характеристики та функціональність.

Аналіз та порівняння мікроконтролерів відіграють ключову роль у визначенні найкращого варіанту для даного проекту. Основні критерії для врахування включають обчислювальну потужність, обсяг пам'яті, можливості підключення до різних пристроїв, а також розмір та мобільність платформи.

У цьому контексті, детальний аналіз та порівняння ESP32, Raspberry Pi, NVIDIA Jetson Nano та інших альтернатив допоможе визначити оптимальний вибір, що забезпечить продуктивність та ефективність розробки, сприяючи успішному втіленню проекту в реальному середовищі [23].

Нижче наведено аналіз сильних сторін та обмежень семи різних мікроконтролерів, які підходять під поставлену задачу [25-31]:

1. ESP32:

- переваги: компактний розмір, підтримка Wi-Fi та Bluetooth, можливість вбудованої розробки;
- обмеження: обмежена обчислювальна потужність, обсяг пам'яті та швидкість процесора.

2. Raspberry Pi:

- переваги: велика обчислювальна потужність, багато портів для розширення, доступність широкого спектру сенсорів та камер;
- обмеження: більший розмір порівняно з ESP32, може бути надто потужним для простих задач.

3. NVIDIA Jetson Nano:

- переваги: висока обчислювальна потужність, спеціалізований для машинного навчання та обробки зображень;
- обмеження: більший розмір та вартість порівняно з ESP32 та Raspberry Pi.

4. Arduino (зокрема Arduino Due):

- переваги: простота використання, доступність для розробників;
- обмеження: обмежена обчислювальна потужність порівняно з більш потужними платформами.

5. Orange Pi:

- переваги: доступна вартість, можливість підключення різноманітних пристроїв через порти GPIO;
- обмеження: обмежені ресурси порівняно з більш потужними альтернативами.

6. BeagleBone Black:

- переваги: багато портів для підключення пристроїв, ARM-процесор;
- обмеження: залежно від конкретної моделі, може мати обмежену обчислювальну потужність.

## 7. Odroid XU4:

- переваги: потужний процесор Exynos, різноманітні порти для підключення пристроїв;
- обмеження: більший розмір порівняно з деякими меншими платформами.

З урахуванням обмежень ESP32 та великої обчислювальної потужності Raspberry Pi, імовірно, Raspberry Pi та NVIDIA Jetson Nano будуть кращими варіантами для реалізації підсистеми розпізнавання та аналізу дорожніх знаків методами комп'ютерного зору. Зважаючи на приблизно однакові обчислювальні можливості двох останніх мікроконтролерів, вирішальним критерієм вибору є ціна пристрою. Зважаючи на це, найкращим вибором є Raspberry Pi (від 1.5 до 5 тис. грн. в залежності від моделі), який є більш дешевим в порівнянні з NVIDIA Jetson Nano (близько 15 тис. грн.) [32-34].

Для реалізації кіберфізичної системи попередження дорожньо-транспортних пригод, включно з підсистемою розпізнавання та аналізу дорожніх знаків методами комп'ютерного зору чудово підходить остання версія мікроконтролера третього покоління Raspberry Pi 3 Model B+. Його зображено на рисунку 1.15.



Рисунок 1.15 – Зображення мікроконтролера Raspberry Pi 3 Model B+ [36]

Даний мікроконтролер володіє достатніми характеристиками не тільки для реалізації підсистеми розпізнавання та аналізу дорожніх знаків методами комп'ютерного зору, а і усієї кіберфізичної системи попередження дорожньо-транспортних пригод. В таблиці 1.3 наведено технічні характеристики мікроконтролера Raspberry Pi 3 Model B+.

Таблиця 1.3 – Технічні характеристики мікроконтролера Raspberry Pi 3 Model B+ [37]

Характеристика	Значення
Процесор	Broadcom BCM2837B0, Cortex-A53 64-біт 1.4 ГГц
Підключення	2.4 ГГц та 5 ГГц IEEE 802.11b/g/n/ac бездротовий LAN, Bluetooth 4.2, BLE Gigabit інтернет через USB 2.0 (максимальна пропускна здатність 300 Мб/с)
Оперативна пам'ять	1 ГБ
Відео та аудіо	1 x повнорозмірний HDMI MIPI DSI порт дисплею MIPI CSI порт камери 4 полюсних стерео виходів і портів композитного відео
Мультимедіа	H.264, MPEG-4 вхідний (1080p30); H.264 вихідний (1080p30); OpenGL ES 1.1, 2.0
Підтримка SD карт	Формат Micro SD для завантаження операційної системи та даних зберігання
Вхідне живлення	5V/2.5A DC через мікро USB 5V DC через GPIO Живлення через інтернет (PoE)-enabled
Робоча температура	0-50°C

Також для розпізнавання дорожніх знаків потрібно вибрати камеру, яка може бути підключеною до Raspberry Pi. На етапі розробки системи було вибрано камеру Raspberry Pi Camera Module 3. Даний модуль камери - це невеликий пристрій, розроблений спеціально для використання з одноплатним комп'ютером Raspberry Pi. Він вирізняється можливістю зйомки в 1080p та широким кутом огляду, що є важливим при розпізнаванні дорожніх знаків, оскільки вони розташовані не прямо перед автомобілем а по обох його боках. Дану камеру зображено на рисунку 1.16. Також її технічні характеристики зазначено в таблиці 1.4.



Рисунок 1.16– Зовнішній вигляд камери Raspberry Pi Camera Module 3 [38]

Таблиця 1.4 – Технічні характеристики камери Raspberry Pi Camera Module 3 (стандарт) [39]

Характеристика	Значення
Сенсор	Sony IMX708
Роздільна здатність	11.9 мегапікселів
Горизонталь/вертикаль	4608 × 2592 пікселів
Вихід	RAW10
Інфрачервоний фільтр	встановлений
Розміри	25 × 24 × 11.5 мм
Загальні режими відео	1080p50, 720p100, 480p120

Для виведення інформації про розпізнані дорожні знаки, розробки інтерфейсу для користувачів та тестування системи було вибрано Raspberry Pi Touch Display. Це невеликий сенсорний дисплей, що також був спеціально розроблений для використання з одноплатним комп'ютером Raspberry Pi. Серед його переваг наявність сенсорного екрану та роздільна здатність 800x480 пікселів. Його зовнішній вигляд зображено на рисунку 1.17, а усі технічні характеристики наведено в таблиці 1.5.



Рисунок 1.17 – Зовнішній вигляд Raspberry Pi Touch Display [40]

Таблиця 1.5 – Технічні характеристики Raspberry Pi Touch Display [41]

Характеристика	Значення
Розмір монтажного модуля	192.96 × 110.76мм
Розмір дисплею (діагональ)	7 дюймів
Формат відображення	800 (RGB) × 480 пікселів
Активна зона	154.08 × 85.92мм
Тип LCD	TFT, звичайний білий, пропускний
Сенсорна панель	Мультисенсорна емнісна панель із 10 точками відпущення

## 1.5 Постановка задачі

В межах даної роботи основним завданням є розробка підсистеми для автоматичного розпізнавання дорожніх знаків за допомогою нейронних мереж та комп'ютерного зору. Вхідними даними є відеопотік з камери, встановленої в автомобілі, на якому будуть міститися дорожні знаки. Для кожного розпізнаного знаку система повинна надати інформацію про його тип та, за необхідності, додаткову інформацію про нього. Тип знаку буде визначатись за його формою, кольором та позначеннями на ньому. Також, при цьому, в системі буде змінюватись інформація про попередні розпізнані знаки. Наприклад, при розпізнаванні знаку обмеження швидкості в 30 км/год попереднє обмеження буде замінено на нове.

Система повинна забезпечувати ефективну роботу в режимі реального часу, щоб виявляти та розпізнавати дорожні знаки під час їзди. Також, у системі потрібно передбачити сумісність з іншими підсистемами системи попередження дорожньо-транспортних пригод. Додатково потрібно забезпечити можливість навчання та оновлення моделі для покращення точності розпізнавання. Найголовнішим пунктом є те, що система повинна з високою точністю та надійністю розпізнавати знаки при різних умовах освітленості, сприятливих та несприятливих погодних умов.

На основі цього було створено покроковий план для розробки і реалізації підсистеми розпізнавання та аналізу дорожніх знаків методами комп'ютерного зору:

- 1) збір та підготовка даних. На цьому етапі потрібно зібрати фото та відео з дорожніми знаками, розмітити та класифікувати дані для навчання моделі;
- 2) вибір архітектури нейронної мережі. На даному етапі потрібно підібрати архітектуру нейронної мережі у відповідності з ресурсами мікроконтролера Raspberry Pi 3 Model B+;
- 3) підготовка обладнання. На цьому етапі потрібно перевірити сумісність апаратної конфігурації Raspberry Pi 3 Model B+ та підготувати її до подальшої роботи;

- 4) встановлення операційної системи та залежностей. На даному етапі потрібно встановити та налаштувати операційну систему (наприклад, Raspbian), встановити необхідні бібліотеки та пакети для можливості роботи з нейронними мережами та сенсорами;
- 5) навчання моделі. Даний етап присвячений навчанню нейронної мережі розпізнавати дорожні знаки на навчальному наборі даних;
- 6) тестування та валідація. На даному етапі потрібно розділити дані на навчальний і валідаційний набори для налаштування та тестування параметрів моделі;
- 7) розгортання моделі на Raspberry Pi. На цьому етапі потрібно перенести наперед оптимізовану модель на Raspberry Pi 3 Model B+;
- 8) інтеграція з камерою та сенсорами. На даному етапі потрібно підключити та налаштувати камеру та додаткові сенсори (за потреби);
- 9) оптимізація продуктивності. Етап призначений налаштуванню параметрів Raspberry Pi 3 Model B+ задля оптимізації продуктивності;
- 10) розробка інтерфейсу. На даному етапі потрібно реалізувати інтерфейс для виведення інформації про розпізнані дорожні знаки для водіїв та взаємодії з ними. Також потрібно передбачити спільний інтерфейс з іншими підсистемами системи попередження дорожньо-транспортних пригод;
- 11) тестування на Raspberry Pi. На даному етапі передбачається проведення тестування підсистеми на Raspberry Pi з реальними дорожніми умовами;
- 12) навчання на нових даних та оновлення. Під кінець потрібно передбачити можливість подальшого навчання моделі на нових даних та оновлення старих.

## 1.6 Висновки

У даному розділі було проведено дослідження основних принципів технологій розпізнавання об'єктів методами комп'ютерного зору у межах кіберфізичних систем. Було розглянуто різні типи нейронних мереж, їх будову та

функції. Після аналізу найкращим варіантом для поставленої задачі виявилась нейронна мережа типу Convolutional Recurrent Neural Network (CRNN), яка може аналізувати не тільки дорожні знаки, а й їх послідовність.

Далі було проведено аналіз дорожніх знаків України та світу та згруповано їх за типами, кольорами та формами. Це дало можливість систематизувати інформацію для полегшення подальшого розпізнавання.

Узагальнюючи розділ, було розписано постановку задачі, окреслюючи напрямок подальших досліджень та робіт над підсистемою.

## 2 ПРОЄКТУВАННЯ ПІДСИСТЕМИ РОЗПІЗНАВАННЯ ТА АНАЛІЗУ ДОРОЖНІХ ЗНАКІВ ДЛЯ КІБЕРФІЗИЧНОЇ СИСТЕМИ ЗАПОБІГАННЯ АВАРІЙНИМ СИТУАЦІЯМ НА ДОРОЗІ

2.1 Опис алгоритму роботи підсистеми розпізнавання та аналізу дорожніх знаків методами комп'ютерного зору

Якщо коротко описати роботу підсистеми, то вона зводиться до розпізнавання знаків на відеоряді з камери та дає про ці знаки інформацію водію. Повний алгоритм роботи системи зображено на рисунку 2.1.



Рисунок 2.1 – Загальний алгоритм роботи підсистеми розпізнавання дорожніх знаків

Згідно з даним алгоритмом, система виконує 7 основних кроків:

- 1) захоплення зображення дорожнього середовища. Камера захоплює ситуацію на дорозі, включно з дорожніми знаками, поміж яких проїжджає автомобіль;
- 2) обробка та попереднє опрацювання зображення. Отримане зображення обробляється для покращення якості та підготовки до подальшого аналізу;
- 3) виявлення дорожніх знаків. Застосовується алгоритм для знаходження на зображенні потенційних знаків;
- 4) сегментація та виділення зон інтересу. Здійснюється сегментація зображення з поділом зображення на окремі зображення з потенційними дорожніми знаками;
- 5) розпізнавання знаків за допомогою нейронних мереж. Застосовуються нейронні мережі для розпізнавання конкретного типу знаку на підготовлених зонах;
- 6) класифікація та аналіз знаків. Розпізнані знаки класифікуються та аналізуються з урахуванням їх типу, значення та контексту;
- 7) прийняття рішення та виведення результатів. На основі попереднього аналізу система приймає рішення щодо їх інтерпретації та дій, які повинен вжити водій. Уся ця інформація передається водію за допомогою виведення її (або іконки знаку, в залежності від налаштувань) на екран.

## 2.2 Підготовка початкових даних для підсистеми розпізнавання та аналізу дорожніх знаків

Для коректного та швидкого розпізнавання знаків підсистемою у її структурі повинна бути нейронна мережа. Для уможливлення використання нейронної мережі та збільшення її точності розпізнавання вона має бути навчена на навчальних даних.

Перелік дій, які потрібно зробити щоб навчити нейронну мережу розпізнавати дорожні знаки:

1) збір та підготовка навчальних даних. На цьому етапі потрібно зібрати велику кількість тестових даних, а саме зображень дорожніх знаків. Дана вибірка повинна включати різні типи знаків, різні кути їх зйомки, різні умови освітлення та видимості, тощо. Усі ці зображення треба анотувати, тобто позначити на них місця, у яких знаходяться дорожні знаки;

2) навчання нейронної мережі. Використовуючи раніше описаний набір навчальних даних потрібно навчити нейронну мережу. Для цього використовуються алгоритми глибокого навчання, такі як згорткові нейронні мережі (CNN) або комбіновані згортково-рекурентні нейронні мережу (CRNN);

3) калібрування та валідація моделі. Після навчання моделі потрібно провести калібрування параметрів та перевірити її на валідаційній вибірці для забезпечення правильної роботи. Також на цьому етапі вирішується проблема перенавчання моделі;

4) оцінка та оптимізація результатів. Після валідації моделі важливо оцінити її ефективність. При цьому потрібно здійснити відповідні оптимізації. Вони можуть включати покращення якості розпізнавання, зниження часу розпізнавання, тощо;

5) розгортання та використання моделі. Після успішного навчання та оптимізації моделі, її можна розгортати та інтегрувати у підсистему розпізнавання дорожніх знаків методами комп'ютерного зору.

Етап збору та підготовки навчальних даних є ключовим у процесі розробки системи розпізнавання дорожніх знаків методами комп'ютерного зору. На цьому етапі потрібно зібрати велику кількість навчальних даних та провести їх анотацію. Після цього потрібно розділити набір даних на навчальний, валідаційний та тестовий набори.

Навчальний набір буде використовуватись безпосередньо для навчання моделі. Валідаційний набір даних відповідно буде використовуватись для калібрування та перевірки якості моделі, а тестовий набір – для оцінки загальної ефективності моделі.

Збільшити вибірку даних можна за допомогою методів аугментації. До таких методів відносяться зміщення, обертання, зміна масштабу, зміна яскравості освітлення, тощо [44].

Перед проведенням навчання моделі потрібно провести нормалізацію даних. Це забезпечить стабільну та ефективну роботу моделі. Нормалізація включає в себе зміну масштабу пікселів на певний діапазон та використання стандартного методу нормалізації зображень. Приклад набору зображень для навчання зображено на рисунку 2.2.



Рисунок 2.2 – Приклад набору зображень для навчання нейронної мережі

Для створення такого набору потрібно зробити репозиторій з директивами з різними класами. Кожна папка відповідає певному класу дорожніх знаків. У цих папках розміщуються зображення відповідних знаків.

Після цього створюється CSV файл з анотаціями. У цьому файлі кожен рядок представляє одне зображення та його клас. CSV файл може містити шлях до зображення та його мітку. Вміст такого файлу виглядає наступним чином:

```
image_path,label
/path/to/image1.jpg,speed_limit_30
/path/to/image4.jpg,stop_sign
/path/to/image5.jpg,yield_sign
```

У даному прикладі рядки починаються з шляху до зображення (зображення розподілені між директивами).

Після цього, через кому вказується, який саме дорожній знак присутній на зображенні. Таким чином створюються анотації у CSV файлі, після чого даний файл можна використовувати для навчання та подальшого тестування нейронної мережі для розпізнавання та аналізу дорожніх знаків.

### 2.3 Навчання класифікатора SVM

Попереджувальні та заборонні знаки мають відмінну характеристику: червоний контур та піктограму іншого кольору. Для українських дорожніх знаків це переважно білий колір, хоча трапляється і жовтий. Даний концепт зображено на рисунку 2.3.

Класифікація проходить у два етапи. На першому етапі класифікується форма контуру знаку.

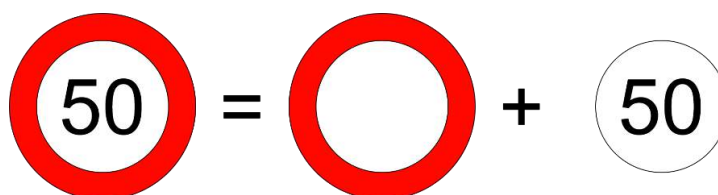


Рисунок 2.3 – Концепт розбору знаку на складові частини

Якщо потрібна форма була знайдена, в дію вступає класифікація на основі піктограми. Дана концепція зображена на рисунку 2.4. Саме по даній причині було прийнято рішення про створення двох баз даних для навчання: одна для контурів знаків а інша для піктограм.

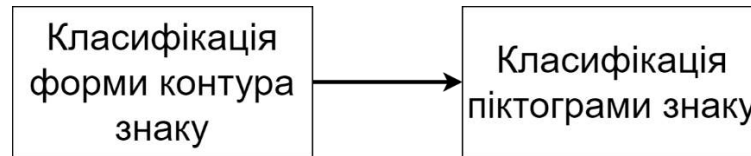


Рисунок 2.4 – Алгоритм розпізнавання знаку за формою контуру та піктограмою

Кожне зображення у базі даних повинно мати розмір 36 на 36 пікселів. Також воно має бути інваріантним до перетворень у площині, які включають масштабування, переміщення та обертання. Двійкове зображення сегментації за кольором піктограми та кольором контуру також нормалізується до такого розміру. Це зроблено для того, щоб стандартизувати розмір регіону інтерфейсу незалежно від масштабу реального зображення у RGB. Також, це дає підвищення надійності класифікатора форм та піктограм на наступному етапі. Нормалізовані зображення створюються за допомогою наступного алгоритму.

Спочатку слід застосувати алгоритм позначення зв'язаних компонентів для позначення кожного із об'єктів на бінарному зображенні та вибрати потрібний знак для бази даних, після чого обчислити опуклий контур об'єкта на розгляді з використанням алгоритму Грема.

Для виконання трансляційної інваріантності, площа об'єкта  $a$  та центроїду  $(x_{cen}, y_{cen})$  обчислюються за формулами 2.1-2.3 [46-47].

$$a = \sum_x \sum_y f(x, y). \quad (2.1)$$

$$x_{cen} = \frac{1}{a} \sum_x x f(x, y). \quad (2.2)$$

$$y_{cen} = \frac{1}{a} \sum_y yf(x, y). \quad (2.3)$$

Знаходження радіусу мінімального кола, що містить об'єкт. Це робиться шляхом обчислення найбільш віддаленого пікселя об'єкта від центроїда  $(x_{cen}, y_{cen})$ . Він позначається як  $r_{min}$  та обчислюється з використанням евклідової відстані за формулою 2.4 [49].

$$r_{min} = \sqrt{(x - x_{cen})^2 + (y - y_{cen})^2}. \quad (2.4)$$

Обчислення координат чотирьох кутів  $x_{min}, x_{max}, y_{min}, y_{max}$  у прямокутнику, який містить об'єкт, використовуючи  $r_{min}$ .

Обчислення нових координат для усіх пікселів всередині опуклого контуру об'єкта до нормалізованих розмірів (NxN пікселів) за допомогою формул 2.5 та 2.6. У них  $x'$  та  $y'$  - координати загальної точки у новій створеній матриці 36x36, які відповідають  $(x, y)$  координатам вихідної матриці.

$$x' = N * \frac{x - x_{min}}{x_{max} - x_{min}}. \quad (2.5)$$

$$y' = N * \frac{y - y_{min}}{y_{max} - y_{min}}. \quad (2.6)$$

Після цього збирається весь опуклий контур для збереження усіх деталей об'єкта, який знаходиться на розгляді. Використання опуклого контуру на цьому етапі є дуже важливим.

У наборі даних, який був створений за допомогою даного методу містить близько 350 бінарних зображень, які були класифіковані за сімома категоріями форм дорожніх знаків, та близько 250 бінарних зображень, що були класифіковані за п'ятьма категоріями знаків обмеження швидкості. У кожній категорії знаходиться близько 50 зразків даних.

Після створення набору даних для навчання та CSV файлу можна починати проводити навчання моделі. Для цього можна використати бібліотеки sklearn та tensorflow для мови програмування python.

Для початку потрібно імпортувати бібліотеки:

```
import pandas as pd
import numpy as np
from sklearn.model_selection import train_test_split
from sklearn.preprocessing import LabelEncoder
from tensorflow.keras.models import Sequential
from tensorflow.keras.layers import Dense,
Conv2D, MaxPooling2D, Flatten
from tensorflow.keras.utils import to_categorical
```

Далі потрібно завантаження даних з CSV файлу за допомогою `data = pd.read_csv('dataset.csv')` та розділити дані на ознаки та мітки `X = data['image_path']` (ознаки) та `y = data['label']` (мітки).

Наступним кроком є кодування міток у цілі числа за допомогою строк коду `label_encoder = LabelEncoder()` та `y = label_encoder.fit_transform(y)`. Після цього потрібно розділити дані на навчальний та тестовий набори. Це робиться за допомогою наступної строки коду:

```
X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(X, y, test_size=0.2,
random_state=42)
```

Функція `preprocess_image` для перетворення шляхів до зображень у фактичні зображення та нормалізації:

```
def preprocess_image(image_path):
    image = load_image(image_path)
    image = preprocess_image(image)
    return image
```

На цьому етапі і починається навчання моделі. Код для цього виглядає наступним чином:

```
X_train = np.array([preprocess_image(image_path) for image_path in
X_train])
model.fit(X_train, y_train, epochs=10, validation_data=(X_test, y_test))
```

#### 2.4 Класифікація з використанням SVM

Під час виклику з навчальної бази даних зображень використовувались обчислення на основі функцій моментів Церніке, моментів Лежандра, двійкових особливостей Хаара та геометричних моментів.

Також зображення викликалися напряму без використання функцій та попередньої обробки.

Було створено десять наборів навчальних даних на основі функцій, що були описані в розділі 2.6. Кожна пара зображень була вибрана з бази даних випадковим чином з правилом уникання повторів.

Для кожної категорії контурів дорожніх знаків та для дорожніх знаків обмеження швидкості було створено 35 навчальних та 15 тестових екземплярів. Усі попередньо описані зображення дорожніх знаків були окремо викликані для навчання та тестування моделі SVM. Результати класифікації зображено в таблицях 2.1-2.5. Під час цього, використовувались наступні параметри SVM:

- 1) тип ядра: Лінійне ядро;
- 2) тип SVM: C-SVM;
- 3)  $C = 1$ .

Таблиця 2.1 – Показники класифікації навчання та тестування з використанням чистих двійкових зображень

Номер експерименту	Форма знаку		Знаки обмеження швидкості	
	Тренування %	Тестування %	Тренування %	Тестування %
1	100	100	100	98.2
2	100	100	100	100
3	100	100	100	95.9

Кінець таблиці 2.1 – Показники класифікації навчання та тестування з використанням чистих двійкових зображень

Номер експерименту	Форма знаку		Знаки обмеження швидкості	
	Тренування %	Тестування %	Тренування %	Тестування %
4	100	100	100	97.4
5	100	100	100	100
6	100	100	100	100
7	100	100	100	96.0
8	100	100	100	98.3
9	100	100	100	99.2
10	100	100	100	100
Середнє	100	100	100	98.5

Таблиця 2.2 – Показники класифікації навчання та тестування з використанням моментів Церніке

Номер експерименту	Форма знаку		Знаки обмеження швидкості	
	Тренування %	Тестування %	Тренування %	Тестування %
1	100	100	100	98.9
2	100	95.7	99.4	99.3
3	100	97.8	97.3	98.5
4	100	100	96.8	97.4
5	100	100	100	96.9
6	100	96.7	98.5	99.0
7	100	100	99.4	97.9
8	100	99.4	97.0	96.4
9	100	98.2	99.2	98.9
10	100	100	95.8	99.1
Середнє	100	98.8	98.3	98.2

Таблиця 2.3 – Показники класифікації навчання та тестування з використанням моментів Лежандра

Номер експерименту	Форма знаку		Знаки обмеження швидкості	
	Тренування %	Тестування %	Тренування %	Тестування %
1	100	100	100	97.5
2	100	100	100	98.8
3	100	99.4	100	97.2
4	100	100	100	99.4
5	100	100	100	98.1
6	100	100	100	100
7	100	100	100	97.0
8	100	97.2	100	95.9
9	100	96.9	100	97.5
10	100	100	100	99.8
Середнє	100	99.4	100	98.1

Також, було створено відповідні таблиці для навчання та тестування із використанням двійкових особливостей Хаара та геометричних моментів. Тип SVM та ядро залишаються незмінними.

Таблиця 2.4 – Показники класифікації навчання та тестування з використанням двійкових особливостей Хаара

Номер експерименту	Форма знаку		Знаки обмеження швидкості	
	Тренування %	Тестування %	Тренування %	Тестування %
1	100	98.6	98.7	98.7
2	98.2	100	96.9	99.8
3	99.0	99.4	96.9	98.5
4	97.4	100	99.3	97.9
5	100	100	100	99.3

Кінець таблиці 2.4 – Показники класифікації навчання та тестування з використанням двійкових особливостей Хаара

Номер експерименту	Форма знаку		Знаки обмеження швидкості	
	Тренування %	Тестування %	Тренування %	Тестування %
6	98.3	100	97.8	97.8
7	98.6	98.4	99.8	97.3
8	96.3	97.2	99.0	96.7
9	96.2	96.9	97.8	98.9
10	99.5	99.8	97.3	99.0
Середнє	98.4	99.0	98.4	98.4

Таблиця 2.5 – Показники класифікації навчання та тестування з використанням геометричних моментів

Номер експерименту	Форма знаку		Знаки обмеження швидкості	
	Тренування %	Тестування %	Тренування %	Тестування %
1	96.7	97.3	97.5	95.8
2	97.4	94.8	95.8	96.9
3	98.3	97.3	97.8	95.2
4	95.6	98.4	95.2	97.3
5	97.5	98.8	98.3	96.3
6	98.2	99.0	97.3	97.9
7	94.6	95.8	97.9	94.6
8	95.8	98.3	96.8	95.8
9	96.8	94.7	98.9	96.8
10	98.3	93.6	94.8	95.2
Середнє	96.9	96.8	97	96.2

### 2.4.1 Класифікація за допомогою бінарних зображень

Для навчання та тестування SVM використовуються бінарні зображення, які містять сім категорій контурів дорожніх знаків та п'ять категорій знаків обмеження максимальної швидкості. На даних зображеннях було навчено та перевірено класифікатор SVM. Кожну категорію та бажані результати зображено на рисунках 2.4 та 2.5.

Для кожного з контурів дорожніх знаків передбачено по 35 навчальних та 15 тестових екземплярів зображень. Зважаючи на це, виходить що кожна пара набору даних містить по 245 екземплярів у навчальному та 105 екземплярів у тестовому наборах. У таблицях 2.6 та 2.7 зображено матриці помилок для навчальних та тестових наборів. З даних матриць виходить, що використання даних зображень для навчання SVM мають дуже хороші результати. Класифікатором можуть бути класифіковані усі тестові зображення, оскільки усі категорії схожі між собою та було досягнуто хороших результатів на етапі попередньої обробки. Мінусом такого методу є велика кількість атрибутів, що сповільнює етап навчання SVM.

Аналогічним чином створюється десять пар навчальних та тестових наборів даних з бази даних усіх зображень зі знаками обмеження швидкості. Кожна з пар набору містить 175 екземплярів у навчальному та 75 екземплярів у тестовому наборах. SVM навчається та перевіряється за допомогою даних пар наборів даних.

Таблиця 2.6 – Матриця помилок навчального набору з бінарними зображеннями контурів дорожніх знаків.

Бажаний результат	Дорожній знак							Всього
	NOE	STP	RC	YLD	WAR	RCB	RCX	
NOE	35							35
STP		35						35
RC			35					35
YLD				35				35

Кінець таблиці 2.6 – Матриця помилок навчального набору з бінарними зображеннями контурів дорожніх знаків.

Бажаний результат	Дорожній знак							Всього
	NOE	STP	RC	YLD	WAR	RCB	RCX	
WAR					35			35
RCB						35		35
RCX							35	35
Всього	35	35	35	35	35	35	35	

Таблиця 2.7 – Матриця помилок тестового набору з бінарними зображеннями контурів дорожніх знаків.

Бажаний результат	Дорожній знак							Всього
	NOE	STP	RC	YLD	WAR	RCB	RCX	
NOE	15							15
STP		15						15
RC			15					15
YLD				15				15
WAR					15			15
RCB						15		15
RCX							15	15
Всього	15	15	15	15	15	15	15	

Найгірший варіант пари отриманих результатів: 100% точність для навчального набору та 95.9% для тестового набору.

Аналогічні матриці із найгіршими результатами було наведено в таблицях 2.8 та 2.9.

Таблиця 2.8 – Матриця помилок навчального набору з бінарними зображеннями знаків обмеження швидкості.

Бажаний результат	Дорожній знак					Всього
	SL30	SL50	SL70	SL90	SL110	
SL30	35					35
SL50		35				35
SL70			35			35
SL90				35		35
SL110					35	35
Всього	35	35	35	35	35	

Таблиця 2.9 – Матриця помилок тестового набору з бінарними зображеннями знаків обмеження швидкості.

Бажаний результат	Дорожній знак					Всього
	SL30	SL50	SL70	SL90	SL110	
SL30	15					15
SL50	1	14				15
SL70	1		14			15
SL90	1			14		15
SL110					15	15
Всього	18	14	14	14	15	

2.5 Математична модель підсистеми розпізнавання та аналізу дорожніх знаків методами комп'ютерного зору

#### 2.5.1 Розпізнавання на основі кольору

Кольори в дорожніх знаках використовуються для передачі ключової інформації та вказують на те, який це тип знаку. На основі кольору можна полегшити задачу розпізнавання знаків та їх сегментації. Для цього можна

використати стандартну колірну схему RGB та закон Ламберта. Цей закон описує розподіл світла, який відбивається від матової поверхні. Згідно з цим законом інтенсивність відбитого світла прямопропорційна косинусу кута між напрямом світла та нормаллю до поверхні.

Відповідь датчиків RGB у позиції  $P_s$ , які вимірюють відбите від поверхні Ламберта світло можна визначити за формулою 2.7 [52]. Модель сцени вимірювання зображено на рисунку 2.5.

$$C(P_s) = \sum_{C=\{R,G,B\}} \int mb(n, s) * fC(\lambda) * e(\lambda) * cb(P_0, \lambda) d\lambda. \quad (2.7)$$

У формулі 2.7 присутні наступні елементи:

- 1)  $C(P_s)$  – відповідь датчиків на позиції  $P_s$ ;
- 2)  $mb(n, s)$  – коефіцієнт розсіювання світла. Залежить від  $n$  (напрям) та  $s$  (джерела світла);
- 3)  $fC(\lambda)$  – функція кольору для кожного каналу (червоний, зелений, синій) на довжині хвилі  $\lambda$ ;
- 4)  $e(\lambda)$  – енергетична функція для спектральної довжини хвилі  $\lambda$ ;
- 5)  $cb(P_0, \lambda)$  – коефіцієнт корекції. Залежить від  $P_0$  (рефлексії поверхні) та  $\lambda$  (довжини хвилі);
- 6)  $d\lambda$  – крок інтегрування, що базується на  $\lambda$  (спектральній довжині хвилі).

Ключовим моментом в даній формулі є те, що відгуки датчиків RGB напряму пов'язані з спектральними характеристиками падаючого світла і поверхні, що відбиває це світло.

Таким чином, дані на датчиках (колір об'єкта) може змінюватись від кольору освітлення, геометрії освітлення ( $s$ ) та геометрії спостереження ( $v$ ).

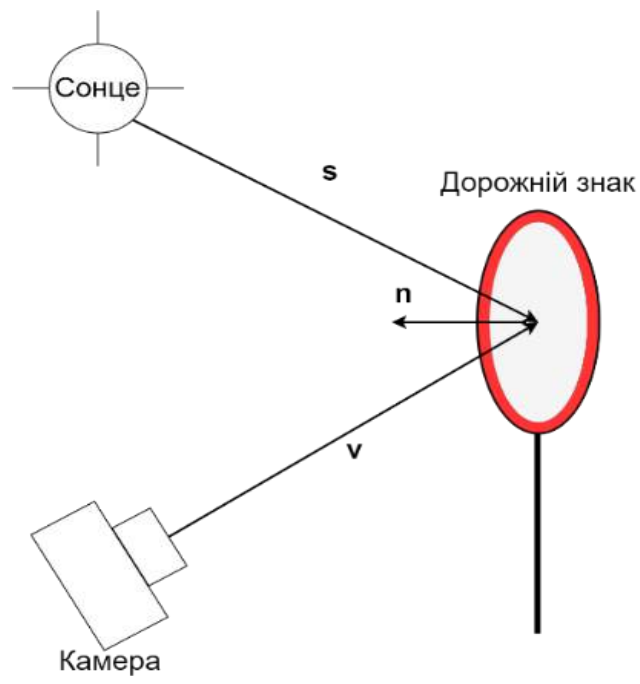


Рисунок 2.5 – Модель сцени на дорозі для вимірювання відповіді датчиків RGB

Колір денного освітлення залежить від кута нахилу сонця, кількості хмар та поточних погодних умов. Ці чинники впливають на видимий колір об'єкта. Таку модель СІЕ (діаграма для відображення спектральних кольорів та їх сприйняття людським оком) зображено на рисунку 2.6. Дані параметри задаються рівнянням 2.8 [54].

$$y = -3x^2 + 2.87x - 0,275 \text{ для } 0.25 \leq x \leq 0.38. \quad (2.8)$$

Властивості відбивання об'єкта, якщо розглядати поверхню Ламберта, відбиває світло з однаковою інтенсивністю в усі напрямки. При цьому коефіцієнт відбиття поверхні  $s(\lambda)$  визначається за формулою 2.9 [57].

$$s(\lambda) = e(\lambda) * c_b(\lambda), \quad (2.9)$$

де  $e(\lambda)$  – інтенсивність світла на довжині хвилі  $\lambda$ ,  $c_b(\lambda)$  – функція, що визначає відсоток відбитого на кожній довжині хвилі світла.

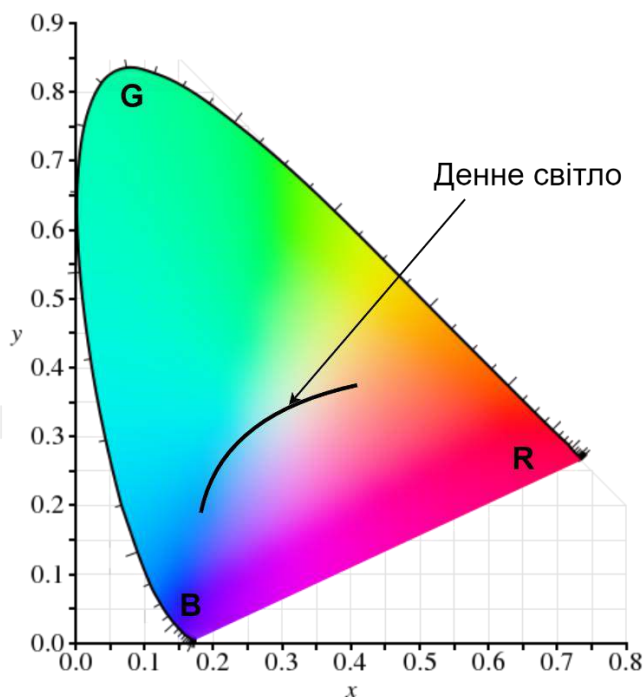


Рисунок 2.6 – CIE діаграма з зображенням денного світла

Властивості записуючого пристрою залежать від яскравості об'єкту  $L(\lambda)$ , діаметру лінзи  $d$ , фокусної відстані камери  $f_l$  та положення об'єкта (кут  $\alpha$  від оптичної осі). Даний параметр можна вирахувати за формулою 2.10.

$$E(\lambda) = L(\lambda) * \left(\frac{\pi}{4}\right) * \left(\frac{d}{f_l}\right)^2 * \cos(4\alpha). \quad (2.10)$$

Опираючись на формулу 2.10, виходить що яскравість об'єкта постійно множиться на параметри камери. Це означає, що при використанні однакової камери даний параметр не буде впливати на колір об'єкту.

### 2.5.2 Моменти Церніке

Моменти Церніке є математичним інструментом, що використовується в обробці зображень, а саме для опису форми та структури об'єкту. Вони визначаються інтегралами від функції інтенсивності зображення відносно полярних координат. Моменти дозволяють отримати числові характеристики

розміру, форми та орієнтації об'єкту. На основі цих даних можна провести класифікацію об'єкта. Для визначення двовимірних моментів Церніке використовується формула 2.11 [59].

$$M_{pq} = V_{pq} * \int_0^{2\pi} \int_0^{\infty} f(r, \theta) * r^p * e^{-iq\theta} * dr * d\theta, \quad (2.11)$$

де  $M_{pq}$  – двовимірний момент Церніке порядку  $p$  з повторенням  $q$ ;  $f(r, \theta)$  – функція інтенсивності зображення;  $r$  – радіальна координата;  $\theta$  – кутова координата;  $p$  – порядок моменту Церніке;  $q$  – повторення функції інтенсивності;  $e(\lambda)$  – енергетична функція для спектральної довжини хвилі  $\lambda$ ;  $V_{pq}$  – функція Вандермонда. Використовується для нормалізації моментів Церніке. Обчислюється за формулою 2.12 [63-64].

$$V_{pq} = \sqrt{\frac{2(p+1)}{\pi}} * \frac{(p-|q|)!}{(p+|q|+1)!}. \quad (2.12)$$

Також можна визначити дискретні моменти Церніке порядку  $p$  із повторенням  $q$  для бінарного зображення  $f(x, y)$ , що знаходяться всередині одиничного кола за формулою 2.13.

$$M_{pq} = \sum_{x=0}^{N-1} \sum_{y=0}^{N-1} f(x, y) * x^p * y^q * w(x, y), \quad (2.13)$$

де  $M_{pq}$  – шуканий дискретний момент Церніке;  $f(x, y)$  – функція інтенсивності бінарного зображення (1 всередині кола і 0 за його межами);  $x$  та  $y$  – координати пікселів на зображенні (від 0 до  $N$ , де  $N$  – розмір зображення);  $p$  та  $q$  – порядок моменту та повторення;  $w(x, y)$  – вагова функція (для відсіювання областей зображення та нормалізації моментів).

Зважаючи на велику кількість факторних членів попереднього рівняння, моменти Церніке потребують великих ресурсів для обчислень. Проте час

обчислення моментів Церніке можна скоротити. Це досягається шляхом інваріантності.

Моментні ознаки об'єкта називаються трансляційно-інваріантними, якщо вони залишаються незмінними, навіть коли об'єкт знаходиться в різних положеннях на зображенні. Така трансляційна інваріантність моментів Церніке досягається шляхом переміщення початку зображення до центроїду об'єкта. Модифіковані (інваріантні щодо обертання, трансляції та масштабу) моменти Церніке обчислюються за алгоритмом, описаним нижче.

Перший крок: забезпечення інваріантності. Бінарне зображення нормалізується шляхом обчислення площі об'єкта та центроїда (у точці  $x_{cen}$ ,  $y_{cen}$ ) за допомогою формул 2.14-2.16;

$$a = \sum_x \sum_y f(x, y). \quad (2.14)$$

$$x_{cen} = \frac{1}{a} \sum_x x * f(x, y). \quad (2.15)$$

$$y_{cen} = \frac{1}{a} \sum_y y * f(x, y). \quad (2.16)$$

Другий крок: обчислення піксельних координат. Обчислюється для об'єкта на новому зображенні за формулою 2.17. Це продемонстровано на рисунку 2.7;

$$x' = y - y_{cen}; \quad y' = x_{cen} - x. \quad (2.17)$$

Третій крок: знаходження радіуса мінімального кола. Коло повинно містити весь об'єкт. Радіус знаходиться шляхом обчислення найвіддаленішого від центроїда пікселя, обраховується за формулою 2.18 [66];

$$r_{min} = \sqrt{(x' - x_{cen})^2 + (y' - y_{cen})^2}. \quad (2.18)$$

Четвертий крок: обчислення нових координат. Обчислення координат кожного пікселя об'єкта в межах одиничного кола за формулою 2.19;

$$x'' = \frac{x'}{r_{min}}; \quad y'' = \frac{y'}{r_{min}}. \quad (2.19)$$

П'ятий крок: обчислення моментів Церніке. Обчислення на основі значень  $x''$  та  $y''$ ;

Останній крок: обчислення модифікованих моментів Церніке. Обчислення проводиться за формулою 2.20.

$$z'_{pq} = \frac{z_{pq}}{a}. \quad (2.20)$$

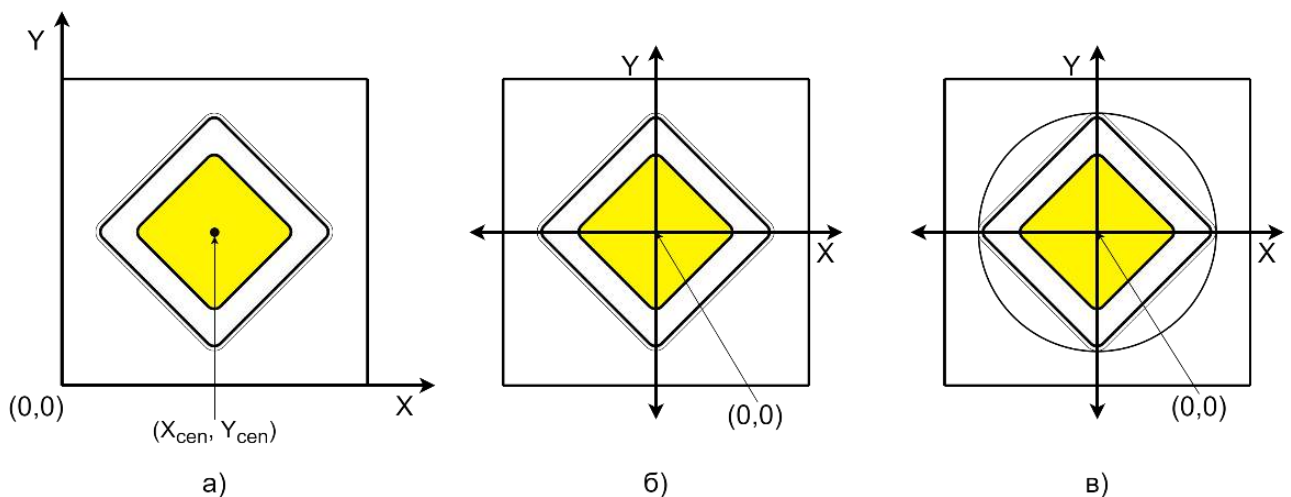


Рисунок 2.7 – Основні кроки обчислення інваріантних моментів Церніке

### 2.5.3 Моменти Лежандра

Моменти Лежандра є одними з ортогональних моментів, які використовуються для опису форми об'єктів на зображеннях. Вони можуть бути використані для ефективного вилучення характеристик об'єктів та їх властивостей (форми, розміру, орієнтації в просторі та контуру). Ядро моментів Лежандра являє собою добуток поліномів Лежандра, що визначені вздовж осей координат

прямокутного зображення, що знаходиться всередині одиничного кола. Моменти Лежандра порядку  $(m+n)$  можна визначити за формулою 2.21 [67]. У ній  $m, n = 1, 2, 3, \dots, \infty$ ;  $x, y \in [-1, 1]$ .

$$L_{mn} = \frac{(2m+1)(2n+1)}{4} \int_{-1}^1 \int_{-1}^1 P_m(x) * P_n(y) * f(x, y) dx dy. \quad (2.21)$$

Поліноми Лежандра  $n$ -го порядку визначаються за формулою 2.22 [68-70].

$$P_n(x) = \sum_{k=0}^n (-1)^{\frac{n-k}{2}} * \frac{1}{2^n} * \frac{(n+k)! x^k}{2^n * (\frac{n-k}{2})! * (\frac{n+k}{2})! * k!}. \quad (2.22)$$

Набір поліномів Лежандра утворює повний ортогональний базисний набір на інтервалі  $[-1, 1]$ . Зображення  $N \times N$  пікселів та інтенсивністю  $f(i, j)$  (при цьому  $0 \leq i, j \leq (N - 1)$ ) повинно бути масштабованим для відповідності області  $-1 \leq x, y \leq 1$ . Дискретну версію моментів Лежандра можна обчислити за формулою 2.23.

$$L_{mn} = \frac{(2m+1) * (2n+1)}{N^2} * \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{N-1} P_m(x_i) * P_n(y_j) * f(i, j). \quad (2.23)$$

У попередній формулі  $x_i$  та  $y_j$  обчислюються за формулою 2.24.

$$x_i = \frac{2i}{N-1} - 1; \quad y_j = \frac{2j}{N-1} - 1. \quad (2.24)$$

Для обчислення моментів Лежандра для цифрових бінарних зображень проводиться процедура подібна до тієї, що використовувалась при обчисленні моментів Церніке. Для цього потрібно виконати декілька етапів.

Перший крок: знайти центр у точці  $(x_{cen}, y_{cen})$  за допомогою рівнянь 2.25 та 2.26;

$$x_{cen} = \frac{1}{a} \sum_x x * f(x, y). \quad (2.25)$$

$$y_{cen} = \frac{1}{a} \sum_y y * f(x, y). \quad (2.26)$$

Другий крок: знайти мінімальне обмежувальне коло і знайти його радіус за формулою 2.27;

$$r_{min} = \sqrt{(i - x_{cen})^2 + (j - y_{cen})^2}. \quad (2.27)$$

Третій крок: нормалізувати координати зображення, щоб  $-1 \leq x_i, y_j \leq 1$  за формулою 2.28;

$$x_i = \frac{j - y_{cen}}{r_{min}}; \quad y_j = \frac{x_{cen} - i}{r_{min}}. \quad (2.28)$$

Четвертий крок: обчислити моменти Лежандра.

#### 2.5.4 Двійкові функції Хаара

Під час розпізнавання зачасту точне положення та орієнтація об'єктів на зображенні не є основним. Тому, було б добре мати функції, які є інваріантними до певних перетворень (наприклад, повороту та трансляції). Для цього можна використовувати класифікатори Хаара.

Бінарні ознаки Хаара є методом опису об'єктів на зображенні, що базується на поділі зображення на різні області та аналізу їх інтенсивностей. Ознаки використовуються для витягування характеристик з різних областей зображення та їх подальшого аналізу. Вони можуть бути корисними для виявлення особливостей дорожніх знаків (контур, текстура та яскравість), а також запобігти деяким проблемам з їх розпізнаванням (проблеми, які описані в пункті 1.3).

Нехай  $I = \{I(i, j)\}$ ,  $0 \leq i < N$ ,  $0 \leq j < M$  зображення, де  $I(i, j)$  представляє значення сірого в піксельній координаті  $(i, j)$ .  $G$  – група перетворень трансляцій та

поворотів з елементами  $g \in G$ , які діють на зображення таким чином, що перетворене зображення є  $gI$ . Інваріантна ознака має задовольняти  $F(gI) = F(I)$ ,  $\forall g \in G$ . Такі інваріантні ознаки можуть бути побудовані шляхом інтегрування  $F(gI)$  по групі перетворень  $G$  як показано в формулі 2.29.

$$F(I) = \frac{1}{|G|} \int f(gI) dg. \quad (2.29)$$

Для бінарних зображень знаків перетворення повинні бути обмежені певною групою трансляцій. Функцією ядра виступають двійкові операції між сусідніми пікселями. Приклад двоточкового ядра в точці  $(x, y)$  показано в формулі 2.30.

$$k(x, y) = I(x, y) \text{ XOR } I(x + \Delta_x, y + \Delta_y). \quad (2.30)$$

Виходячи з цього,  $i$ -та інваріантна ознака буде визначатись за формулою 2.31.

$$F_i = \frac{1}{MN} \sum_{x=0}^{N-1} \sum_{y=0}^{M-1} \text{XOR}(I(x, y), I(x + \Delta_x^i, y + \Delta_y^i)). \quad (2.31)$$

Обмежувальні пікселі можуть бути відкинутими при умові, якщо відповідна трансльована точка виходить за межі зображення. Значення  $(\Delta_x^i, \Delta_y^i)$  повинні бути  $0 \leq (\Delta_x^i, \Delta_y^i) < \infty$

### 2.5.5 Лінійна класифікація з класифікатором максимального запасу

Лінійні SVM (Linear Support Vector Machine) є одним з методів машинного навчання, який застосовується для розділення спільного простору ознак за допомогою гіперплощини [73]. Це розділення робиться таким чином, щоб максимізувати відстань між двома класами даних. У межах даної системи лінійні SVM можуть бути використані для класифікації дорожніх знаків на зображеннях.

Для цього їх потрібно буде навчити на основі характеристик знаків, таких як колір, форма, тощо. Лінійні SVM є доволі ефективним інструментом при великому обсязі даних та гарантують велику точність та надійність у розпізнаванні при правильному навчанні.

Припускається, що є два заданих класи об'єктів. Мета полягає в знаходженні площини, що розділяє два класи та дозволяє призначити нові об'єкти правильному з них. Приклад такої задачі розпізнавання образів з двома ознаками зображено на рисунку 2.8. В даній задачі два класи очевидно лінійно розділені, тому залишається лише правильно знайти площину для успішного навчання. Правильні, та не найкращі варіанти зображено на рисунку 2.8 (б, в). Не зважаючи на те, що на показаному наборі тестових даних навчання не дало помилок, вони можуть з'явитись при надходженні інших даних. На малюнку 2.8 (г) зображено найбільш перспективний, або навіть оптимальний варіант.

Отже, оптимальна гіперплощина – гіперплощина максимального запасу, тобто та, яка розділяє два класи та рівновіддалена від них. Для знаходження максимального запасу потрібно вирішити задачу з квадратичної оптимізації.

Як показано на рисунку 2.9, при використанні оптимальної гіперплощини, запас перетинає по декілька шаблонів навчання із кожного класу. Їх називають опорними (SV). На основі них і визначається положення гіперплощини. Усі інші шаблони не впливають на її обчислення.

Навчальні дані задаються як набір  $S$  точок  $x_i \in \mathbb{R}^d$  з  $y_i \in \{-1, 1\}$ . Для всіх навчальних даних  $i = 1, \dots, l$ , де  $l$  – кількість тренувальних прикладів,  $d$  – розміром навчальної вибірки. При навчанні SVM головною метою є побудова гіперплощини, що успішно розділяє негативні (-1) та позитивні (1) класи з найбільшим можливим запасом.

За умови відокремлення двох класів в  $\mathbb{R}^d$ , головна мета – знаходження гіперплощини максимального запасу. Сам запас можна розглядати як відстань від гіперплощини до найближчого позитивного та негативного SV помножену на два. Це продемонстровано на рисунку 2.10. SV є найважливішими навчальними точками, тому що на основі них остаточно визначається положення гіперплощини.

Лінійна класифікація обчислюється за допомогою лінійної функції вхідних векторів. Дану функцію можна записати як формулу 2.32.

$$f(x) = \langle w, x \rangle + b = \sum_{i=1}^l w_i * x_i + b, \quad (2.32)$$

де  $x_i$  – і-е значення вхідного вектора  $x$ ;  $w_i$  – значення ваги для атрибута  $x_i$ ;  $b$  – зміщення.

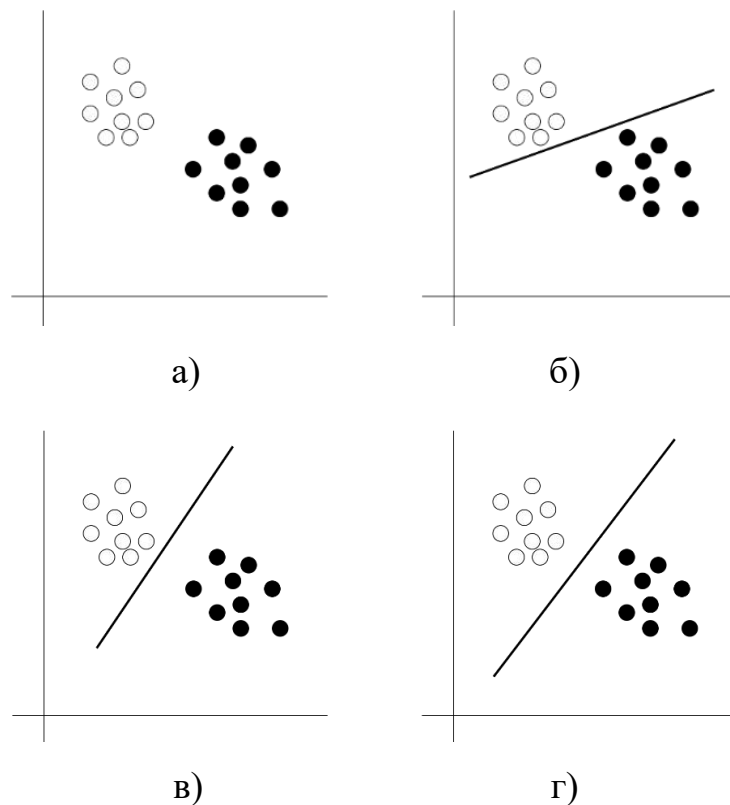


Рисунок 2.8 – Задача розпізнавання образів з двома класами. а) Умови задачі; б-в) Розділення гіперплощиною без помилок; г) Оптимальне розміщення гіперплощини

Для двійкової класифікації кінцеве правило можна записати за формулою 2.33. Тоді гіперплощина буде визначатись як за формулою 2.34.

$$f(x) = \text{sign}(\langle w, x \rangle + b). \quad (2.33)$$

$$\langle w, x \rangle + b = 0; \quad w \in R^d, b \in R. \quad (2.34)$$

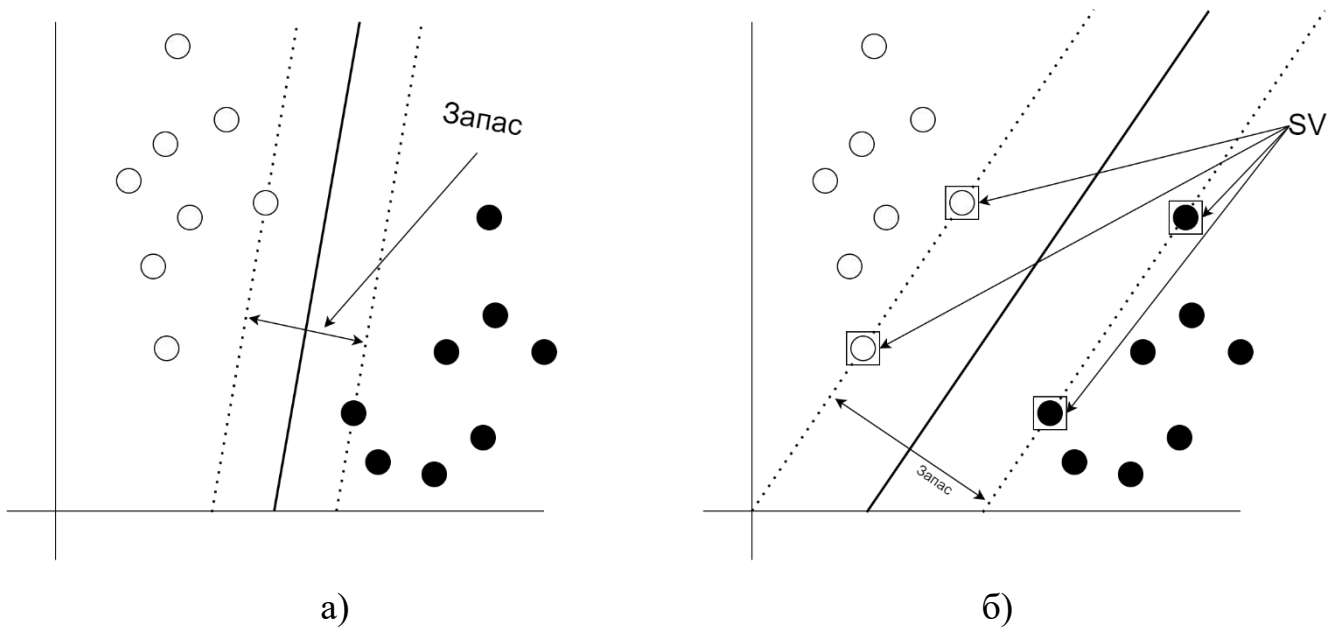


Рисунок 2.9 – Оптимізація рішення шляхом збільшення опорних шаблонів. а) Запас з двома SV; б) Максимізація запасу з чотирма SV

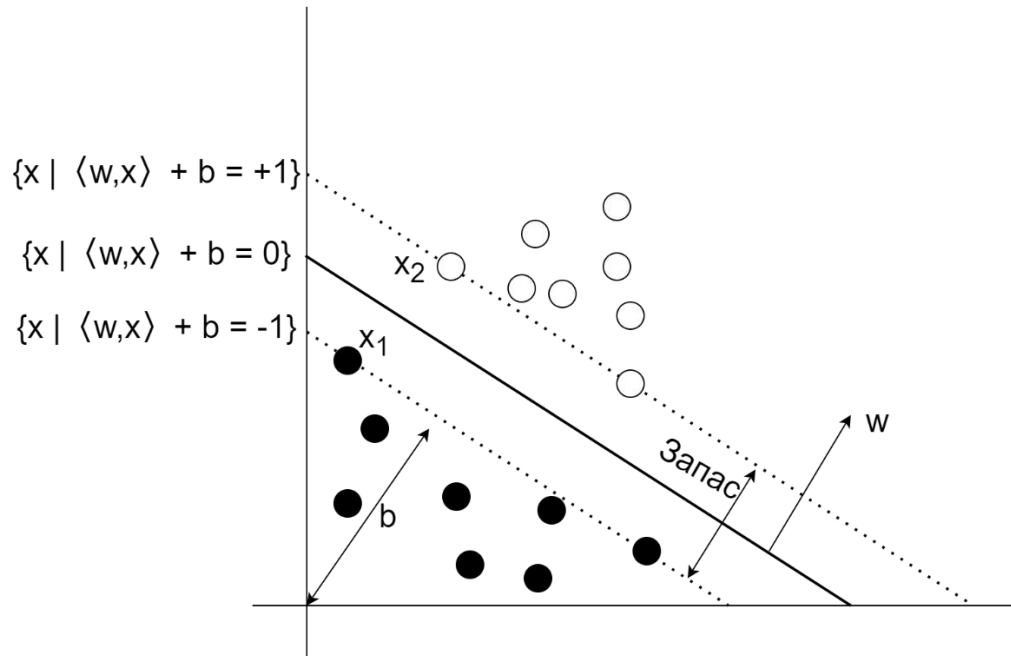


Рисунок 2.9 – Лінійна класифікація двовимірних вхідних векторів

Вхідний вектор  $x = (x_1, \dots, x_l)$  відноситься до позитивного (1) класу, якщо  $f(x) \geq 0$ . При інших значеннях він призначається до негативного (-1) класу.

Гіперплощина з запасом ширини  $\text{width} = 1$  називається канонічною гіперплощиною. Така гіперплощина канонічної форми повинна задовольняти обмеження (формула 2.35).

$$\gamma_i = y_i(\langle w, x_i \rangle + b) \geq 1; \quad i = 1, \dots, l. \quad (2.35)$$

Якщо  $d(w, b, x_i)$  обчислюється як відстань точки  $x$  від гіперплощини  $(w, b)$ , що показано в формулі 2.36.

$$d(w, b, x_i) = \frac{|\langle w, x_i \rangle + b|}{\|w\|}. \quad (2.36)$$

Опираючись на це, запас можна отримати за формулами 2.37 та 2.38.

$$\gamma(w, b) = \lim_{x_i, y_i = -1} \frac{|\langle w, x_i \rangle + b|}{\|w\|} + \lim_{x_i, y_i = 1} \frac{|\langle w, x_i \rangle + b|}{\|w\|}. \quad (2.37)$$

$$\gamma(w, b) = \frac{1}{\|w\|} \left( \lim_{x_i, y_i = -1} |\langle w, x_i \rangle + b| + \lim_{x_i, y_i = 1} |\langle w, x_i \rangle + b| \right) = \frac{2}{\|w\|}. \quad (2.38)$$

Тоді оптимальну гіперплощину можна вичислити шляхом максимізації запасу, що призведе до оптимізації (формула 2.39) з обмеженням (формула 2.40).

$$\min \tau(w) = \frac{\|w\|^2}{2}. \quad (2.39)$$

$$y_i(\langle w, x_i \rangle + b) - 1 \geq 0, \quad \forall i. \quad (2.40)$$

За допомогою останніх двох формул, розв'язавши задачу квадратичного програмування, можна знайти оптимальну роздільну гіперплощину. Однак, під час підрахунків було встановлено, що краще використовувати подвійну задачу цієї оптимізації. Для того, щоб вивести потрібне рівняння необхідно ввести лагранжіан

(функцію, що використовується в методі множників Лагранжа для знаходження екстремумів функцій у варіаційному численні та оптимізації з обмеженнями). Це показано в формулі 2.41. У ній  $\alpha_i \geq 0$  – множники Лагранжа та  $\alpha = \{\alpha_i\}_{i=0}^l$ .

$$L(w, b, \alpha) = \frac{\|w\|^2}{2} - \sum_{i=1}^l \alpha_i (y_i (\langle w, x_i \rangle + b) - 1). \quad (2.41)$$

$L$  повинне бути мінімізоване відносно первинних змінних ( $w$  та  $b$ ) та максимізоване відносно подвійної змінної ( $\alpha_i$ ). Виходячи з цього, для обчислення похідних  $w$  та  $b$  потрібно скористатись формулами 2.42 та 2.43.

$$\frac{\partial L(w, b, \alpha)}{\partial b} = \sum_{i=1}^l y_i * \alpha_i = 0. \quad (2.42)$$

$$\frac{\partial L(w, b, \alpha)}{\partial w} = w - \sum_{i=1}^l y_i * \alpha_i * x_i = 0. \quad (2.43)$$

Виходячи з обчислень, додаткові умови Каруша-Куна-Таккера (ККТ) наведено в формулі 2.44. ККТ це набір умов оптимальності, що використовуються для знаходження екстремумів у випадках оптимізаційних задач з обмеженнями типу рівності та нерівності. Вони необхідні для того, щоб мати можливість обчислити змінну  $b$ , яка, на відміну від  $w$ , не визначається явно процедурою навчання.

$$\alpha_i [y_i (\langle w, x_i \rangle + b) - 1] = 0. \quad (2.44)$$

На основі цього та рівняння 2.41, можна подати його у вигляді формули 2.45, яка може бути спрощена до формули 2.46.

$$L(w, b, \alpha) = \frac{\|w\|^2}{2} - \sum_{i=1}^l \alpha_i y_i \langle w, x_i \rangle - b \sum_{i=1}^l \alpha_i y_i + \sum_{i=1}^l \alpha_i. \quad (2.45)$$

$$L(w, b, \alpha) = \frac{1}{2} w^T * w - \sum_{i=1}^l \alpha_i y_i w^T x_i - b \sum_{i=1}^l \alpha_i y_i + \sum_{i=1}^l \alpha_i. \quad (2.46)$$

Якщо підставити рівняння 2.42 та 2.43 у праву частину рівняння 2.46 та змінити первинні зміни на 0 можна отримати формулу 2.47. Спростивши її можна отримати формулу 2.48.

$$L(w, b, \alpha) = \frac{1}{2} \left( \sum_{i=1}^l \alpha_i y_i x_i \right)^T * \left( \sum_{j=1}^l \alpha_j y_j x_j \right) - \sum_{i=1}^l \alpha_i y_i \left( \sum_{i=1}^l \alpha_i y_i x_i \right)^T x_i + \sum_{i=1}^l \alpha_i. \quad (2.47)$$

$$L(w, b, \alpha) = -\frac{1}{2} \sum_{i=1}^l \sum_{j=1}^l \alpha_i \alpha_j y_i y_j x_i^T x_j + \sum_{i=1}^l \alpha_i. \quad (2.48)$$

Це приводить до наступної задачі квадратичного програмування, продемонстрованої в формулах 2.49 та 2.50 (обмеження).

$$\text{Максимізація } W(\alpha) = -\frac{1}{2} \sum_{i=1}^l \sum_{j=1}^l \alpha_i \alpha_j y_i y_j x_i^T x_j + \sum_{i=1}^l \alpha_i. \quad (2.49)$$

$$\text{обмеження } \sum_{i=1}^l \alpha_i y_i = 0, \quad \alpha_i \geq 0. \quad (2.50)$$

Подвійна цільова функція  $W(\alpha)$  має квадратичну форму, тому її можна розв'язати за допомогою алгоритму послідовної мінімальної оптимізації (SMO). Він розбиває великі задачі квадратичного програмування на серію малих можливих проблем (QP). Такі QP в подальшому вирішуються аналітично.

Під час протікання процесу максимізації більшість двоїстих змінних  $\alpha_i$  перетворюються на нулі. Інші двоїсті змінні, що не стали нулями є опорними векторами. Змінна  $w$  може бути знайдено з формули 2.51.

$$w = \sum_{i=1}^l \alpha_i y_i x_i. \quad (2.51)$$

З цього рівняння видно, що  $w$ , який описує роздільну гіперплощину, визначається як сума вхідного вектору, який зважений за допомогою множників Лагранжа  $\alpha_i$ . Зважаючи на те, що точки, найближчі до гіперплощини (опорні вектори), мають ненульові значення лише для  $\alpha_i$ , вони визначають виключно  $w$ . Усі інші приклади у навчальній множині не впливають на попереднє рівняння.

Порогове значення змінної  $b$  можна обчислити з використанням ККТ. Приклад того, що можна отримати шляхом усереднення висвітлено у формулі 2.52.

$$b = y_i - \sum_{i=1}^l \alpha_i y_i(x_i, x_j). \quad (2.52)$$

Це рівняння справедливе для усіх точок з  $\alpha_i > 0$  (для усіх опорних векторів). Тепер класифікація нового шаблону  $x$  тепер можна отримати шляхом розв'язання функції в формулі 2.53.

$$f(x) = \text{sign}(\langle w, x_i \rangle + b) = \text{sign}(\sum_{i=1}^l \alpha_i y_i(x, x_i) + b). \quad (2.53)$$

## 2.6 Висновки

У другому розділі було описано алгоритм роботи підсистеми розпізнавання та аналізу дорожніх знаків методами комп'ютерного зору. У даний алгоритм включено кроки сегментації зображення, виділення ознак та класифікації знаків.

Далі була проведена підготовка початкових даних для даної системи. Було зібрано, оброблено та аугментовано набір даних для подальшого використання у навчанні та тестуванні моделі, що використовується у розпізнаванні.

Наступним кроком було проведено навчання класифікатора SVM (Support Vector Machine) на попередньо підготованих даних. Даний алгоритм машинного навчання використовується для подальшої класифікації та регресії.

Після навчання класифікатора SVM було проведено класифікацію зображень з його використанням. У межах цієї класифікації було визначено показники

класифікації навчання та тестування та класифікацію за допомогою бінарних зображень із визначенням помилок навчального набору з бінарними зображеннями.

Також, у даному розділі була розглянута математична модель підсистеми, що включає в себе опис розпізнавання на основі кольору, моментів Церніке, моментів Лежандра, двійкових функцій Хаара та лінійної класифікації із класифікатором максимального запасу.

Таким чином, у розділі 2 було ретельно розглянуто алгоритми та методи, які використовуються для розпізнавання та аналізу дорожніх знаків методами комп'ютерного зору.

### 3 ПРОГРАМНО-АПАРАТНА РЕАЛІЗАЦІЯ ТА РОЗРОБКА АЛГОРИТМІВ ДЛЯ ПІДСИСТЕМИ РОЗПІЗНАВАННЯ ТА АНАЛІЗУ ДОРОЖНІХ ЗНАКІВ

#### 3.1 Апаратна та програмна реалізація підключення компонентів підсистеми

Для підключення компонентів до Raspberry Pi 3 Model B+ потрібно почати з вставлення кабелю відеокамери у спеціальне гніздо (Camera Connector) на платі, враховуючи орієнтацію шлейфа. Відповідні дії слід зробити і для підключення Raspberry Pi Touch Display, під'єднавши DSI кабель до відповідного порту (Display Connector). Порти для підключення зображено на рисунку 3.1. На ньому в порт А підключається дисплей, а в порт В – камера.



Рисунок 3.1 – Розміщення портів для підключення камери та дисплею на Raspberry Pi 3 Model B+

Додатково, потрібно подати напругу для роботи дисплею. Підключення пінів 5V та GND дисплею та Raspberry Pi 3 Model B+ зображено на рисунках 3.2 та 3.3 відповідно.

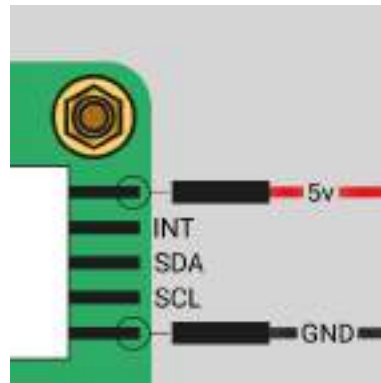


Рисунок 3.2 – Підключення пінів 5V та GND на дисплеї [73]

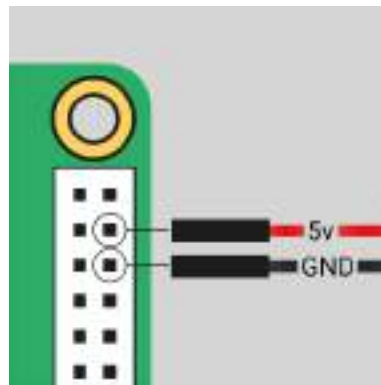


Рисунок 3.3 – Підключення пінів 5V та GND на Raspberry Pi 3 Model B+ [74]

Наступним кроком є налаштування камери та дисплею шляхом внесення змін у файл `"/boot/config.txt"`. У даний файл потрібно додати наступні рядки:

```
start_x=1
```

```
gpu_mem=128
```

Дані налаштування активують вбудований модуль камери.

Також, у даному файлі можна задати і інші параметри, такі як:

- 1) роздільна здатність екрану (`hdmi_group` та `hdmi_mode`);
- 2) поворот екрану (`display_rotate`);
- 3) виправлення кольорових артефактів (`lcd_rotate`, `lcd_ip_rotate` та `lcd_ip_match`);
- 4) активування виведення на екран (`hdmi_force_hotplug=1`).

Для безпосереднього запису відеопотоку з камери потрібно запустити код, який використовує бібліотеку `picamera` мови програмування Python.

```
camera = picamera.PiCamera()
camera.resolution = (640, 480)
camera.framerate = 30
camera.start_recording('video.h264', format='h264')
while True:
    camera.wait_recording(0)
```

Після завершення роботи підсистеми, або при наданні відповідних інструкцій запис відеопотоку зупиняється з допомогою:

```
camera.stop_recording()
camera.close()
```

Під час запису відеопотоку, він буде перенаправлятися в підсистему-розпізнавач, яка застосовуватиме алгоритми для виявлення, розпізнавання та аналізу дорожніх знаків та виведення на екран інформації про них для водія.

## 3.2 Алгоритм сегментації кольорів

### 3.2.1 Базовий алгоритм сегментації кольорів

Під час обчислень було встановлено, що відтінок являється єдиним компонентом, який залишається незмінним для тіней та відблисків. Зважаючи на це, алгоритм сегментації кольорів виконується за допомогою перетворення зображення з колірного простору RGB в HSV. При цьому відтінок, насиченість та значення підлягають нормалізації. Нормалізовані насиченість та значення використовуються для знаходження та уникнення ахроматичних підпросторів у HSV.

Якщо значення відтінку кольору пікселя вихідного зображення знаходиться у межах визначеного кольору (а значення відтінку не у ахроматичній області), то відповідне значення у вихідному зображенні поділяється на декілька частин з розміром 16 на 16 пікселів. Вони використовуються для розрахунку початкових даних для алгоритму збільшення області. Він вступає в дію у випадку, коли кількість білих пікселів вихідного зображення перевищує певний пороговий рівень.

Даний алгоритм застосовується для пошуку усіх об'єктів на вихідному зображенні. Шум та інші незначні об'єкти відкидаються за допомогою цього алгоритму. Це дає перевагу, оскільки видалення об'єктів більше не потрібно фільтрувати. Об'єкти, що залишились потенційно можуть бути розпізнаними як шукані об'єкти. Блок-схему цього алгоритму зображено на рисунку 3.4. Також, даний алгоритм може бути заданий наступним чином:

- 1) перетворення зображення з колірного простору RGB у HSV;
- 2) нормалізація рівня сірого для кожного пікселя у зображенні H до проміжку від [0, 360] до [0, 255];
- 3) нормалізація рівня сірого для кожного пікселя у зображенні S до проміжку від [0, 1] до [0, 255];
- 4) нормалізація рівня сірого для кожного пікселя у зображенні V до проміжку від [0, 1] до [0, 255];
- 5) для усіх пікселів на зображенні H застосувати алгоритм, заданий наступним псевдокодом:

(IF) Якщо ( $H_{PixelValue} > 240$  та  $H_{PixelValue} \leq 255$ ) або ( $H_{PixelValue} \geq 0$  та  $H_{PixelValue} < 10$ ):

Тоді  $H_{PixelValue} = 255$

(IF) Якщо відповідний  $S_{PixelValue} < 40$ :

Тоді  $H_{PixelValue} = 0$

(IF) Якщо відповідний ( $V_{PixelValue} < 30$ ) або ( $V_{PixelValue} > 230$ ):

Тоді  $H_{PixelValue} = 0$

6) розділення зображення H на частини розміром 16 на 16 пікселів;

7) використання алгоритму за наступним псевдокодом:

(FOR) Для кожного з отриманих зображень:

Обчислення кількості білих пікселів

(IF) Якщо кількість  $N_{WhitePixel} \geq 60$ :

Тоді помістити білий піксель у вхідні дані

8) використання алгоритму зростання області на початковому зображенні та зображенні H для знаходження областей зі знаками.

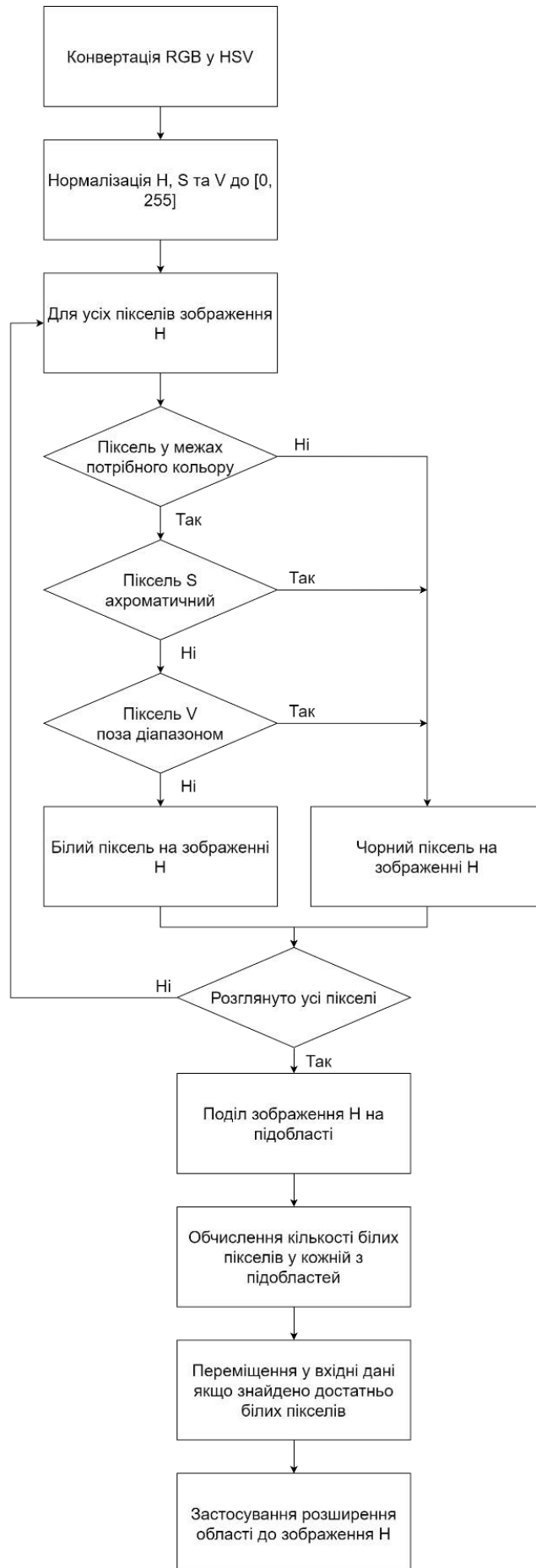


Рисунок 3.4 – Алгоритм сегментації кольорів

Даний метод демонструє, що відтінок та насиченість є інваріантними до ефектів варіацій освітлення. Це означає, що їх можна використовувати при розробці тіньових змінних для алгоритму сегментації кольорів. Також це означає, що відтінок є інваріантним до ефектів відблиску. Отже, він може бути використаний для розробки алгоритму сегментації кольорів що не змінюється при відблисках. У таблиці 3.1 показано розпізнавання з сегментацією алгоритму світла та тіні.

Таблиця 3.1 – Результат застосування інваріантного алгоритму тіні та світла

Оригінальне зображення	Результати сегментації за кольором за допомогою алгоритму HueSaturation	Результати застосування алгоритму, інваріантний до тіней та підсвічування
		
		
		
		

З даної таблиці видно, що алгоритм, що інваріантний до тіней та підсвічування, показує набагато кращий результат ніж простий алгоритм сегментації за кольором за допомогою алгоритму HueSaturation. Алгоритмом видаляються усі шуми та дрібні предмети, що не можуть бути розпізнані як дорожні знаки. Це зменшує кількість хибних спрацювань підсистеми.

### 3.2.2 Сегментація кольорів в умовах недостатнього освітлення

Умовами, які спричиняють недостатнє освітлення, можуть стати дощ, сніг, туман або просто дуже хмарний день. Тож, за таких умов загальна яскравість навколишнього середовища слабка. Іншими словами, кількість падаючого та відбитого світла від дорожнього знаку є недостатніми для його чіткої видимості на певній відстані. Оскільки, алгоритм розпізнавання дорожніх знаків базується в тому числі і на розпізнаванні певних кольорів, а інформація про колір дуже чутлива до зміни умов освітлення, є дуже важливим провести покращення алгоритму для роботи в описаних вище умовах.

Задля можливості змінювати для кожного пікселя рівні каналів RGB, використовується алгоритм сегментації кольорів за допомогою окремої обробки каналів RGB у цифровому зображенні. Зображення, при записі камерою, розділяється на три окремі зображення, по одному в кожен з каналів RGB. Після цього, для кожного зображення застосовується вирівнювання гістаграм. Наступним кроком усі вони пересилаються в алгоритм сталості кольору задля отримання справжнього кольору. Даний алгоритм зображено на рисунку 3.5.

Постійність кольору використовується як процес згортки у послідовних комп'ютерних системах. Вона застосовується окремо для кожного з каналів RGB. Нехай  $a_i(x, y)$ ;  $i \in \{R, G, B\}$  – поточна оцінка середнього кольору каналу  $i$  у позиції  $(x, y)$ .  $c_i(x, y)$  – інтенсивність цього каналу у цій позиції.  $p$  – незначний, трохи більший від нуля відсоток поточної інтенсивності пікселя (наприклад  $p = 0.0005$ ).

Основа методу – виклик вирівнювання гістаграм, колірний простір HSV, сталість кольору, відтінок та насиченість зображення. Алгоритм сегментації

кольорів застосовується шляхом перетворення RGB зображень у колірний простір HSV. У подальшому застосовується один з попередньо описаних алгоритмів сегментації.

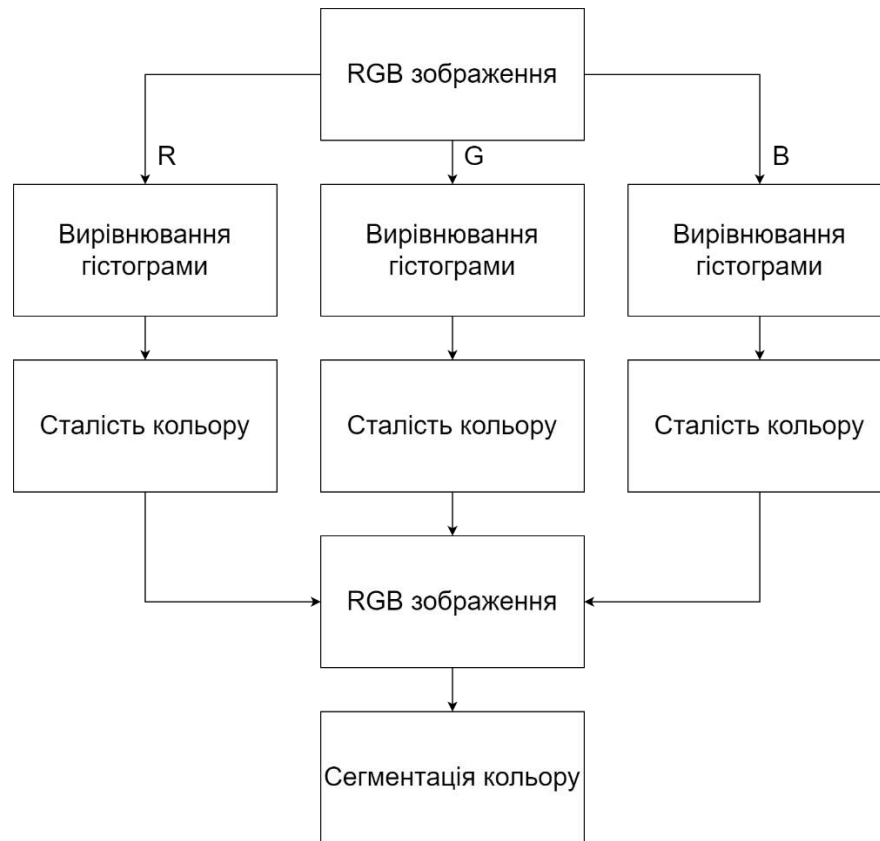


Рисунок 3.5 – Блок-схема алгоритму роботи сегментації кольорів для зображень з недостатнім освітленням

Тоді, даний алгоритм можна реалізувати наступним чином:

- 1) копіювання  $c_i(x, y)$  у  $a_i(x, y)$  та нормалізації обох зображень так, щоб вони входили в діапазон  $[0, 1]$ ;
- 2) обчислити  $a_i(x, y)$  за допомогою повторення формул 3.1 та 3.2 велику кількість разів (наприклад, 10000 разів);

$$a'_i(x, y) = \frac{(a_i(x-1, y) + a_i(x+1, y) + a_i(x, y-1) + a_i(x, y+1))}{4}. \quad (3.1)$$

$$a_i(x, y) = c_i(x, y) * p + a'_i(x, y) * (1 - p). \quad (3.2)$$





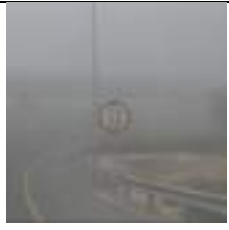
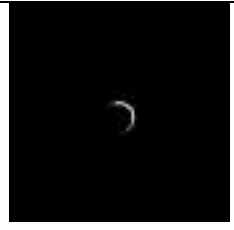

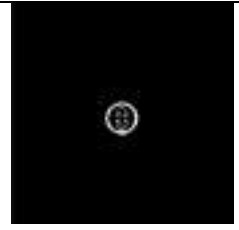

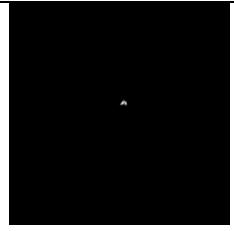
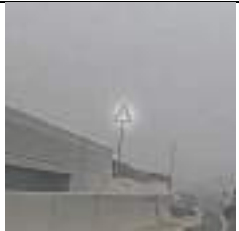
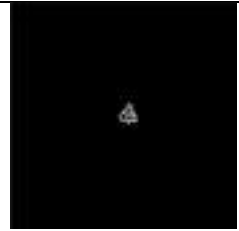
- 3) обчислити вихідне зображення за допомогою формули 3.3;

$$out_i(x, y) = \frac{c_i(x, y)}{2 * a_i(x, y)}. \quad (3.3)$$

- 4) нормалізувати канали RGB вихідного зображення до діапазону [0, 255].

Тестування алгоритму проходить на заздалегідь зібраних зображеннях дорожніх знаків, знятих в умовах з поганим освітленням. Результати тестування роботи даного алгоритму представлено в таблиці 3.2. У першому стовбці показано зразки зображень, тобто зображення дорожніх знаків в умовах недостатнього освітлення [77].

Таблиця 3.2 – Результати розпізнавання з застосуванням алгоритму кольорової сегментації та без нього

Оригінальне зображення	Результат без застосування алгоритму	Застосування вирівнювання гістограм та сталості кольору	Результат з застосуванням алгоритму
			
			
			

У другому стовбці таблиці зображено результат сегментації зображень з першого рядка за допомогою звичайного алгоритму сегментації кольорів (без застосування попередньо описаного алгоритму). У третьому стовбці таблиці продемонстровано зображення після процедури покращення, шляхом вирівнювання сталості кольору та гістаграми. У четвертому рядку таблиці зображено результат сегментації з використанням описаного у цьому розділі алгоритму.

### 3.3 Розпізнавання дорожніх знаків

#### 3.3.1 Розпізнавання за допомогою комбінації кольору та форми

Як було описано в першому розділі, дорожні знаки можна розділити за їх комбінацією кольорів на чотири основні групи:

- 1) червоні знаки. Відноситься знак «Стоп»;
- 2) червоно-жовті або червоно-білі знаки. Відносяться попереджувальні та заборонні знаки;
- 3) червоно-сині знаки. Відносяться знаки «Парковка заборонена» та «Зупинка заборонена»;
- 4) сині знаки. Відносяться наказові та інформаційні знаки.

Приклади таких знаків зображено на рисунку 3.6.



Рисунок 3.6 – Комбінації кольорів дорожніх знаків

На основі розпізнавання на основі поєднання кольору та форми можна зменшити кількість помилкових спрацювань підсистеми. Тобто, при спробі знайти на зображенні знак «Стоп» йде пошук не лише червоного кольору а й октагону

(восьмикутника), при спробі знайти попереджувальних знаків можна застосувати пошук червоно-жовтої та червоно-білої комбінації кольорів та трикутної форми, тощо. Концепт цієї ідеї зображено на рисунку 3.7.

На першому кроці використовується сегментації по кольору. Два основні кольори, за якими можна поділити знаки – червоний та синій. Для даних кольорів будується дерево форм дорожніх знаків. У синіх знаків дві найбільш часті форми це квадрат та коло. У червоних знаків можливих форм дещо більше, а точніше 7. Вони показані на малюнку 3.7. Серед цих форм наступні: трикутник направлений догори, трикутник направлений донизу, октагон, коло, перекреслене однією лінією коло (з правої нижньої частини у ліву верхню), перекреслене двома лініями коло (лінії навхрест) та коло з горизонтальним прямокутником всередині. Знак обмеження швидкості є круглим знаком з червоним контуром.

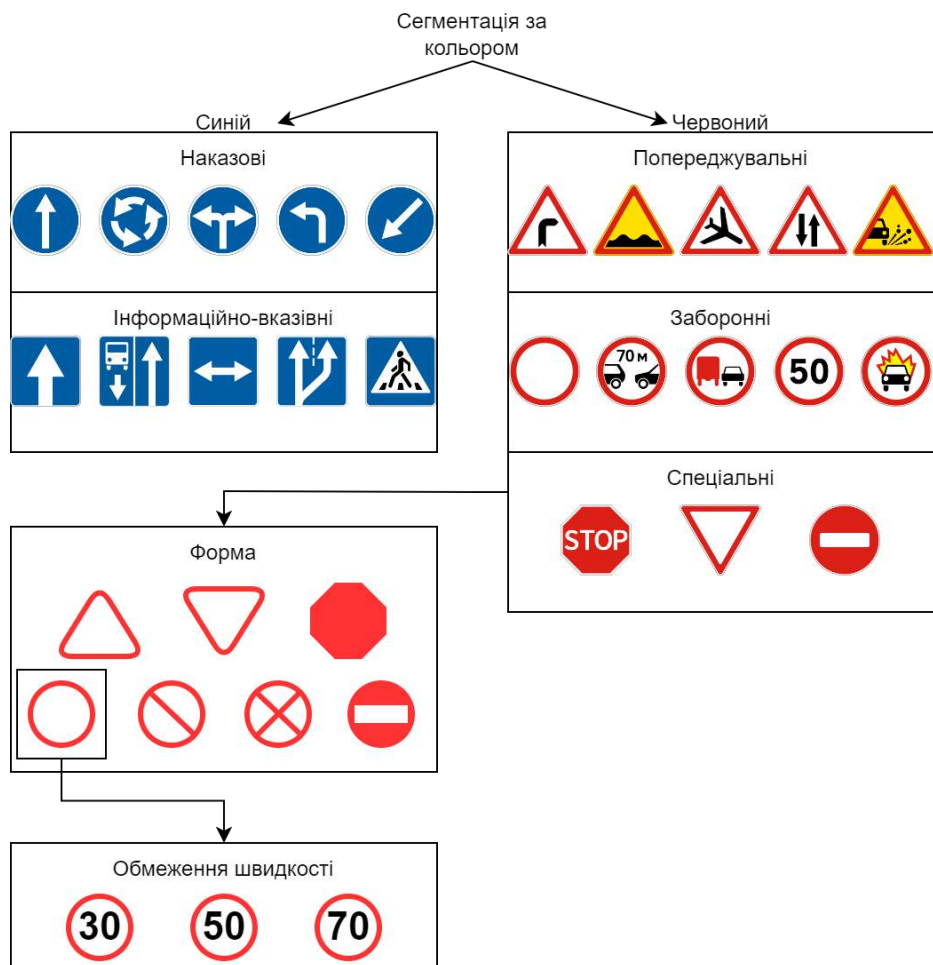


Рисунок 3.7 – Алгоритм пошуку знаку обмеження швидкості з застосуванням аналізу кольору та форми знаку

Отже, щоб знайти його, треба знайти червоний знак, потім перевірити чи він має форму кола. Після цього потрібно перевіряти чи дійсно знайдений знак це знак обмеження максимальної швидкості.

Дана модель може бути представлена звичайним набором умовних операторів (IF). Вона буде мати вигляд, що можна зобразити наступним псевдокодом:

Знак «СТОП»:

```
(IF) Якщо (колір = червоний
ТА конвексна оболонка не містить жовтих пікселів
ТА конвексна оболонка не містить синіх пікселів
ТА форма = восьмикутник)
Тоді знак = «СТОП»
```

Попереджувальні знаки:

```
(IF) Якщо (колір = червоний
ТА (конвексна оболонка містить жовті пікселі
АБО конвексна оболонка містить білі пікселі)
ТА форма = трикутник)
Тоді знак = попереджувальний
```

Заборонні знаки:

```
(IF) Якщо (колір = червоний
ТА (конвексна оболонка містить білі пікселі
АБО конвексна оболонка містить сині пікселі)
ТА форма = коло)
Тоді знак = заборонний
```

Наказові знаки:

```
(IF) Якщо (колір = синій
ТА конвексна оболонка містить білі пікселі
ТА форма = коло)
Тоді знак = наказовий
```

Описаний раніше алгоритм сегментації кольорів створює сегментоване зображення, на якому об'єкти, які потенційно можуть являтися знаками, виділені білим кольором. Усе інше зображення – чорним кольором. Однак, на зображенні можуть бути виділені інші об'єкти, які не є знаками, але мають схожий колір. Тому, даний алгоритм, який шукає знаки не тільки за кольором а й за формою може відкинути переважну більшість таких хибних спрацювань, підвищуючи продуктивність не тільки підсистеми розпізнавання дорожніх знаків методами комп'ютерного зору, а й усієї системи попередження дорожньо-транспортних пригод. Загальна форма знаку визначається за допомогою «мір форм». Вони використовуються для визначення, чи належить форма об'єкта, що розглядається, до можливих форм знаків, тобто коло, квадрат, трикутник та октагон.

### 3.3.2 Обчислення мір форми

Для визначення форм знаків використовується чотири міри форми. До них входять еліптичність, прямокутність, трикутність та восьмикутність. На основі них і визначається, чи являється об'єкт, що розглядається, потенційним дорожнім знаком. Міра форми дає ступінь схожості будь-якого об'єкта з шуканою фігурою.

Для визначення еліптичності (форми кола) можна застосувати формулу афінного перетворення до кола. Для прикладу, у формулі 3.4 наведено найпростіший інваріант афінного моменту  $I_1$  [78].

$$I_1 = \frac{\mu_{20} * \mu_{02} - \mu_{11}^2}{\mu_{00}^4}, \quad (3.4)$$

де  $\mu_{20}$ ,  $\mu_{02}$  та  $\mu_{11}$  - центральні моменти другого порядку, а  $\mu_{00}$  – є центральним моментом нульового порядку.

Для підвищення точності розпізнавання форм можна також додати інваріанти більш вищого порядку. Однак, вони є більш піддатливими до дії шуму,

отже являються менш надійними, а  $I_1$  є надійним та простим у використанні. На основі  $I_1$ , для обрахування еліптичності (E) використовується формула 3.5.

$$E = \begin{cases} 16\pi^2 * I_1, & \text{при } I_1 \leq \frac{1}{16\pi^2} \\ \frac{1}{16\pi^2 * I_1}, & \text{при } I_1 > \frac{1}{16\pi^2} \end{cases} \quad (3.5)$$

Еліптисність E може бути у межах [0, 1], при чому для ідеального еліпса її значення повинно бути 1.

Аналогічний підхід використовується для вимірювання характеристик трикутника. Міра трикутності (T) може визначатись за формулою 3.6.

$$T = \begin{cases} 108I_1, & \text{при } I_1 \leq \frac{1}{108} \\ \frac{1}{108I_1}, & \text{при } I_1 > \frac{1}{108} \end{cases} \quad (3.6)$$

Трикутність має точно такий-же діапазон, що і еліптичність. Тому, ідеальний (рівносторонній) трикутник має трикутність рівну 1.

Прямокутність вимірюється шляхом обчислення відношення площі області, що розглядається, до площі її мінімального обмежуючого прямокутника.

Також, під час досліджень було створено нову міру форми: восьмикутність. Восьмикутність (O) задається формулою 3.7.

$$O = \begin{cases} 15.932\pi^2 * I_1, & \text{при } I_1 \leq \frac{1}{15.932\pi^2} \\ \frac{1}{15.932\pi^2 * I_1}, & \text{при } I_1 > \frac{1}{15.932\pi^2} \end{cases} \quad (3.7)$$

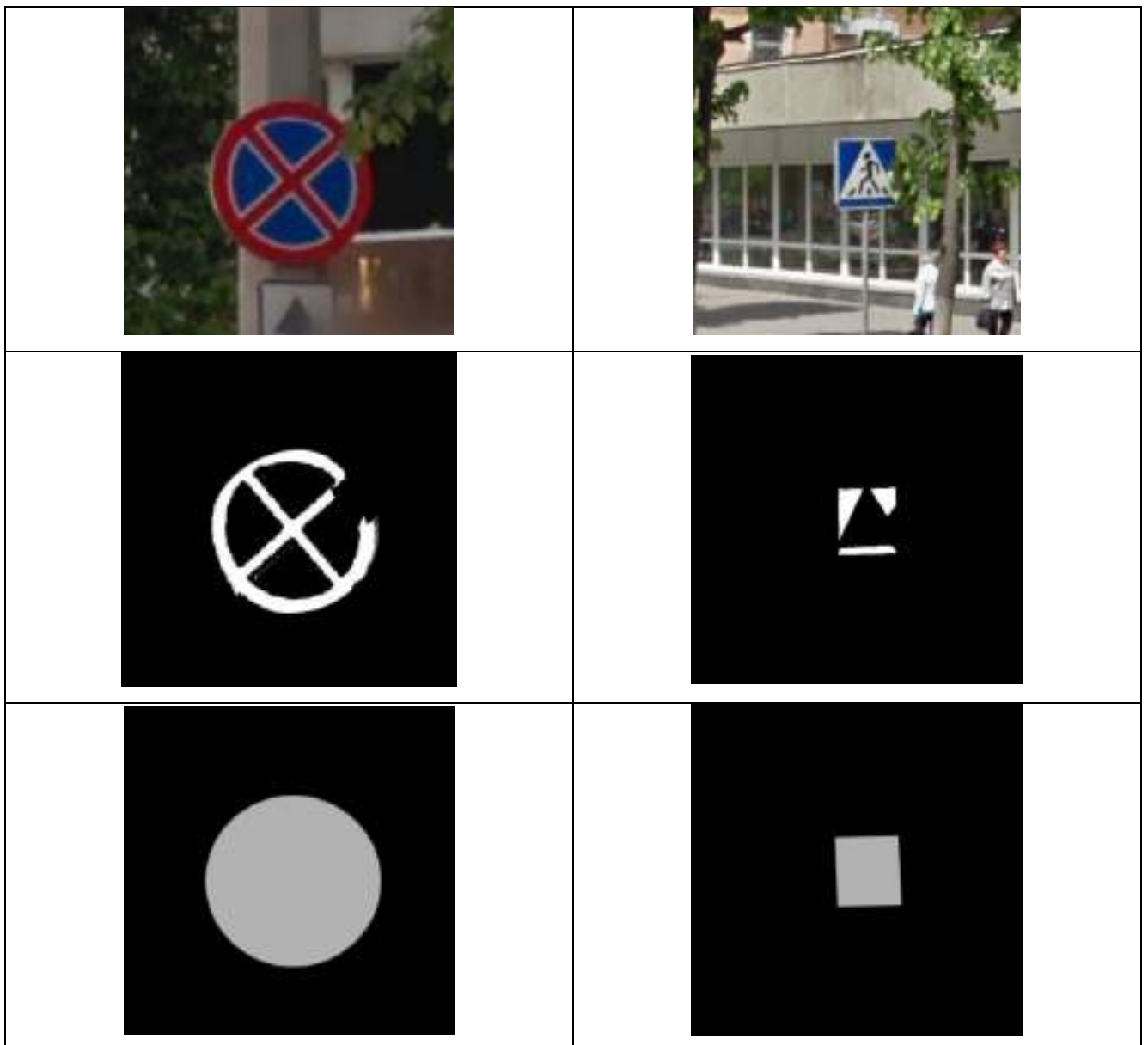
Восьмикутність також має діапазон [0, 1]. Відповідно, ідеальний восьмикутник має восьмикутність рівну 1.

### 3.3.3 Розпізнавання нечітких форм

Розглянуті у попередньому розділі міри форми припускають, що об'єкт є чітким та добре видимим. Тобто, об'єкт, що розглядається, не повинен мати отвори.

Більшість знаків мають два основні кольори: колір тла та колір контуру. Колір контуру використовується для сегментації, тоді як дірки (кольори, що не являються кольором контуру) повинні бути зафарбованими так, щоб зробити об'єкт однотонним.

Таблиця 3.3 – сегментація дорожнього знаку, частково перекритого іншим об'єктом.



Основна проблема заключається у наступному: об'єкт, що розглядається, може бути частково перекритий іншими об'єктами. Заповнити утворені діри буде складніше, оскільки об'єкт може не мати замкненої форми. У таблиці 3.3 у першому рядку зображено дорожній знак, частково перекритий іншим об'єктом. У другому рядку показано об'єкт після сегментації. Це може бути виправлено шляхом обрахування опуклої оболонки об'єкту, що представляє фактичну форму об'єкта, що розглядається. Дана опукла оболонка реалізована за допомогою алгоритму сканування Грема. Результати продемонстровано в третьому рядку таблиці. Після отримання цієї оболонки можна приступати до обчислення чотирьох мір форми, значення яких будуть передані у розпізнавач нечітких форм.

Для коректного розпізнавання дорожніх знаків можна визначити наступні п'ять правил:

- 1) якщо (R1 низький) ТА (R2 низький) ТА (Т одиниця) ТА (Е низький) ТА (О високий), тоді (Форма - трикутник);
- 2) якщо (R1 одиниця) АБО (R2 одиниця), тоді (Форма - прямокутник);
- 3) якщо (R1 низький) ТА (R2 низький) ТА (Т високий) ТА (Е низький) ТА (О одиниця), тоді (Форма - восьмикутник);
- 4) якщо (R1 низький) ТА (R2 низький) ТА (Т високий) ТА (Е одиниця) ТА (О низький), тоді (Форма - коло);
- 5) якщо (R1 не одиниця) ТА (R2 не одиниця) ТА (Т не одиниця) ТА (Е не одиниця) ТА (О не одиниця), тоді (Форма - не визначено).

У цих правилах R1 це прямокутність об'єкта в горизонтальній площині, R2 це прямокутність об'єкта, що орієнтовані під будь-яким іншим кутом, Т – трикутність, Е – еліптичність, О – восьмикутність.

Задля тестування було підраховано значення знаків різних форм. Для прикладу було взято знак «Стоп» (восьмикутна форма), «Дати дорогу» (трикутна форма), «В'їзд заборонено» (форма кола) та різні прямокутні знаки. Результати занесено в таблицю 3.4. Дані значення використовуються для розробки розпізнавача нечітких форм та для перевірки роботи підсистеми.

Так як міри форми обчислюються з використанням інваріантів афінного моменту, що є інваріантними до загального афінного перетворення, алгоритм вийшов інваріантним до обертання, масштабування, трансляції та спотворення об'єктів перспективною проекцією, що з'являється при ненульовому куті між знаком та камерою.

Таблиця 3.4 – Значення мір форми для різних знаків.

Знак	R1	R2	T	E	O
«Стоп»	0.802058	0.609095	0.455075	0.995032	1.000073
	0.819891	0.723998	0.457887	0.997035	0.998602
	0.827123	0.827194	0.455765	0.995573	1.000181
	0.820645	0.758130	0.455940	0.995672	1.000113
	0.822967	0.559869	0.456860	0.996287	0.999418
«Дати дорогу»	0.627989	0.593203	1.119557	0.765669	0.700708
	0.633710	0.588936	1.138196	0.778425	0.679391
	0.629392	0.584176	1.107746	0.757616	0.714485
	0.597776	0.595443	1.142437	0.781379	0.674489
	0.671006	0.664660	1.210439	0.827897	0.602873
«В'їзд заборонено»	0.802471	0.802471	0.760500	0.998884	0.896949
	0.789769	0.772986	0.762000	0.999935	0.895949
	0.776591	0.776618	0.761800	0.999765	0.896000
	0.790977	0.760449	0.761700	0.999701	0.896000
	0.782466	0.775507	0.762100	0.999936	0.895800
Прямокутні знаки	0.916050	0.937800	0.331800	0.810800	0.793100
	0.923100	0.959100	0.335000	0.813000	0.790600
	0.944400	0.535500	0.336800	0.814200	0.789000
	0.956600	0.839100	0.339100	0.815800	0.787200
	0.926300	0.802700	0.337800	0.814900	0.788300

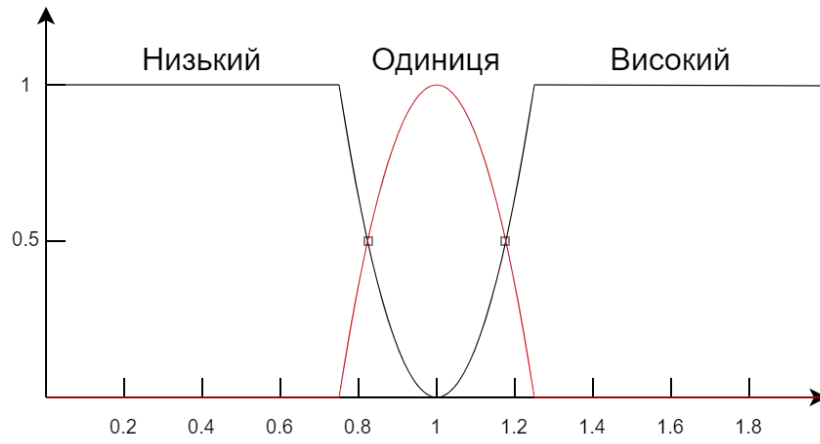


Рисунок 3.8 – Функція належності для R1 та R2



Рисунок 3.9– Функція належності для T

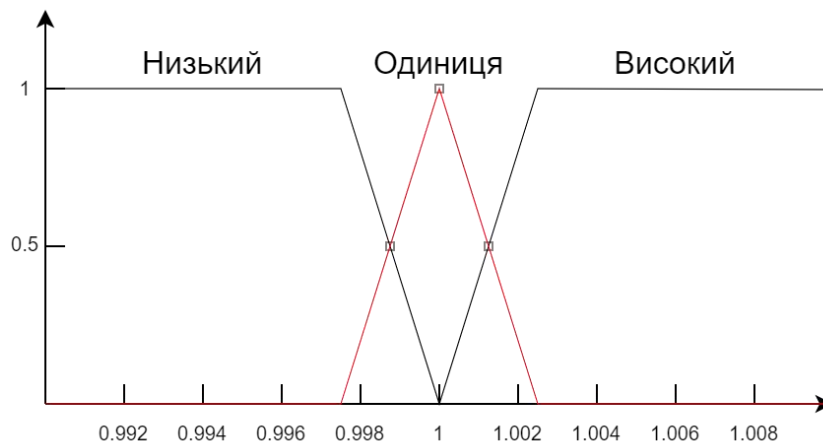


Рисунок 3.10 – Функція належності для E та O

У теорії нечітких множин використовуються функції належності (Membership Functions). За допомогою них і визначається ступінь належності елемента до певної множини. На рисунках 3.8, 3.9 та 3.10 зображено функції належності для мір форми. На рисунку 3.8 зображено функцію належності для R1 та R2. На рисунку 3.9 – для T, а на рисунку 3.10 – для E та O (оскільки вони майже ідентичні).

### 3.4 Загальний метод розпізнавання дорожніх знаків методами комп'ютерного зору

Початковий крок алгоритму – це перетворення зображення з колірною простору RGB у HSV. Далі, відповідно до бажаного кольору (основних кольорів дорожніх знаків), запускається алгоритм сегментації кольору для незмінного відтінку. Даний алгоритм працює два рази.

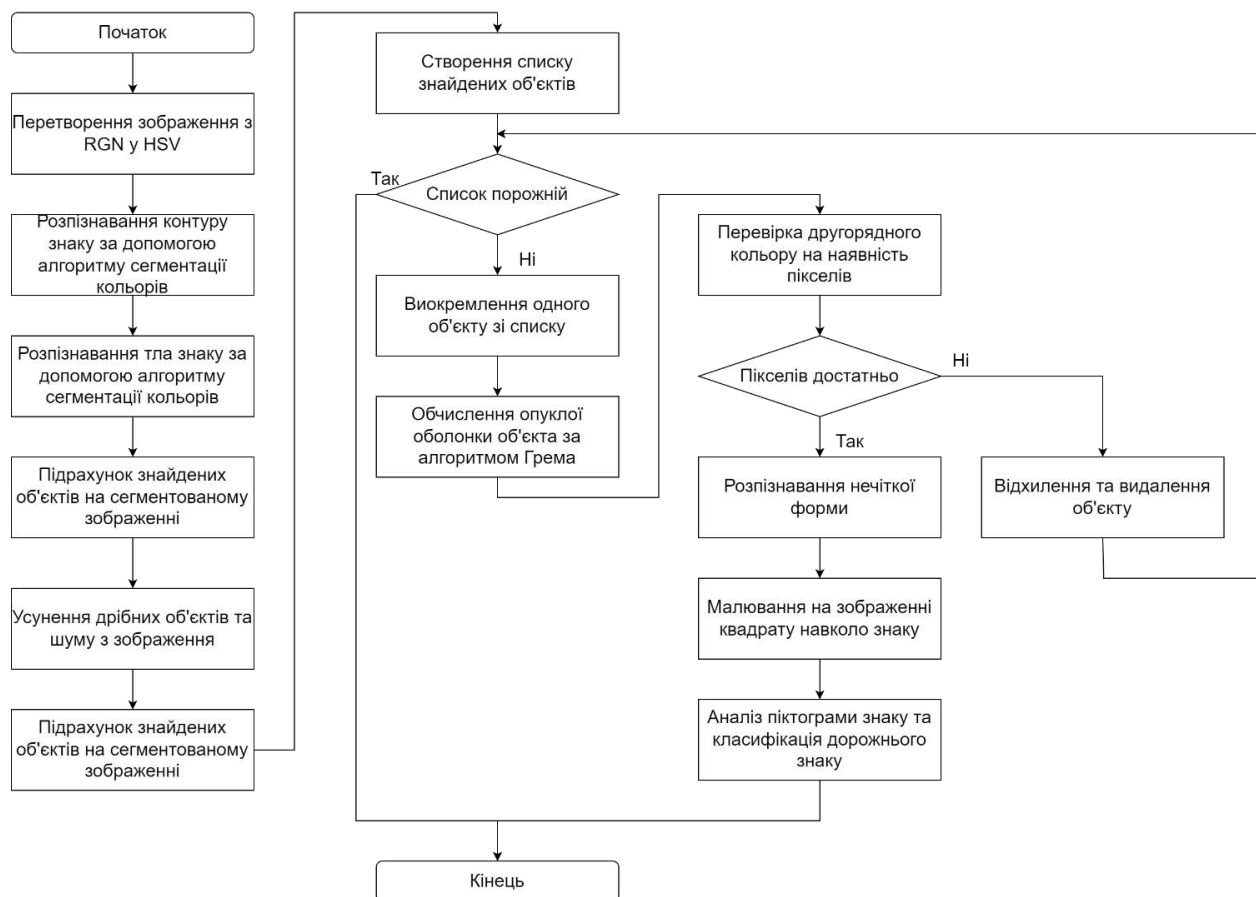


Рисунок 3.11 – Загальний алгоритм розпізнавання дорожніх знаків

Перший раз він проганяється для знаходження основного кольору (кольору контуру знаку). Другий раз даний алгоритм шукає другорядний колір (колір тла знаку). Даний алгоритм перевіряє кожне сегментоване зображення на наявність будь-яких об'єктів. При їх знаходженні, обчислюється кількість знайдених об'єктів із застосуванням алгоритму позначення зв'язаних компонентів. Алгоритм сегментації кольорів усуває шум та усі дрібні об'єкти, що не можуть бути розпізнаними за допомогою алгоритму розширення області. Саме тому система може стабільно функціонувати без медіанного фільтру.

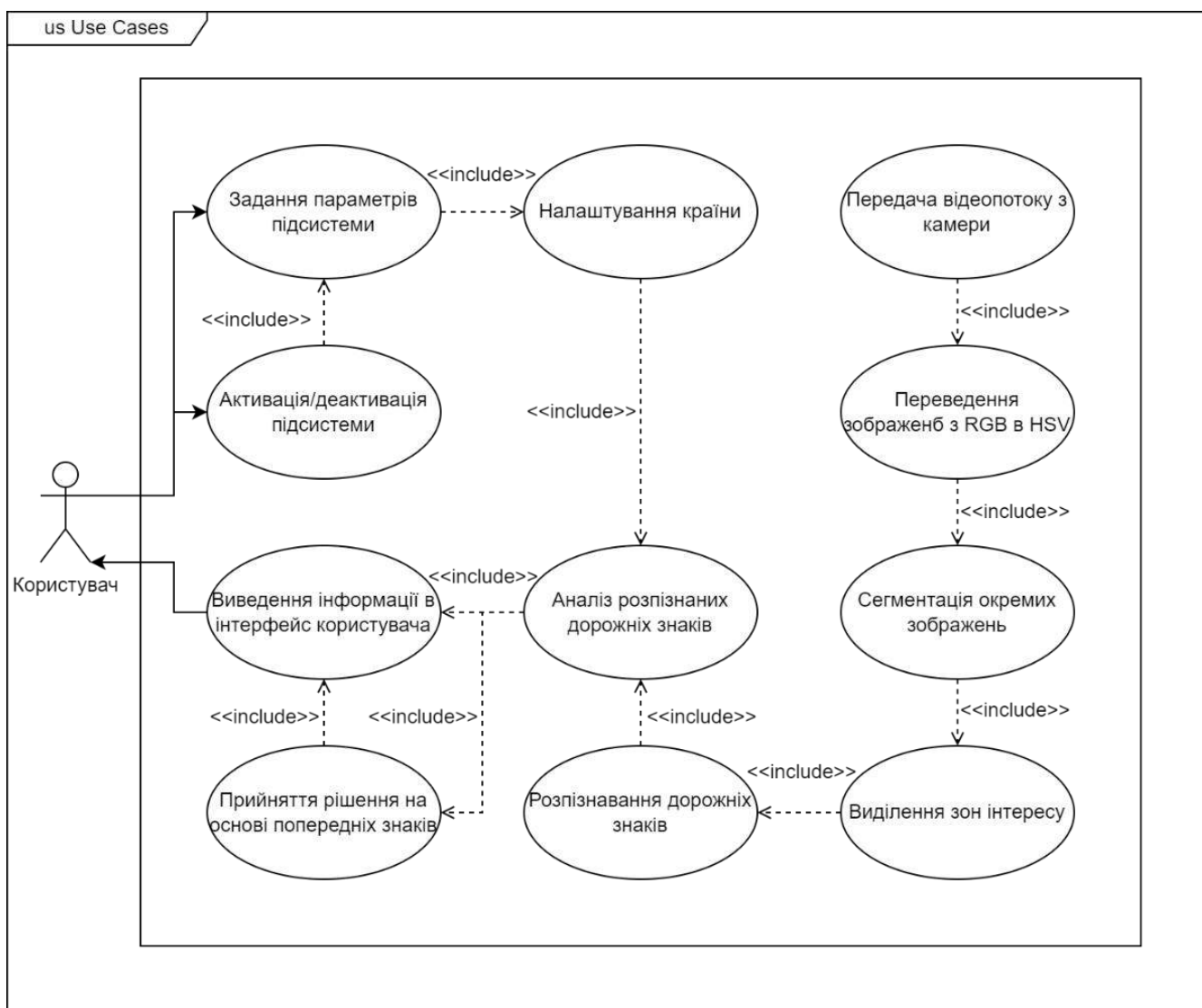


Рисунок 3.12 – UML діаграма прецедентів роботи підсистеми

Наступним кроком за допомогою сегментованого зображення створюється список зі знайдених об'єктів. Елементи цього списку послідовно надсилаються до наступного етапу. На цьому етапі обчислюється опукла оболонка об'єкта, що розглядається, за допомогою алгоритму Грема. За допомогою опуклої оболонки сегментованого зображення основного кольору, відповідна область другорядного кольору перевіряється на наявність пікселів.



Рисунок 3.13 – Приклад розпізнаних дорожніх знаків за допомогою алгоритму

Якщо було виявлено пікселі відповідного кольору з заданим співвідношенням, то дана область вважається ймовірною ознакою, що передається до наступного етапу. Якщо не було знайдено достатньо пікселів відповідного кольору, об'єкт відхиляється, після чого починається обробка наступного об'єкту зі списку. Якщо ж об'єкт з потрібними специфікаціями знайдено, в роботу вступає розпізнавач нечіткої форми. Він починає обрахунки для того, аби віднести об'єкт до однієї з чотирьох категорій: прямокутник, коло, трикутник та восьмикутник. Коли об'єкт має відношення до однієї з груп, навколо нього на зображенні малюється прямокутник. Якщо об'єкт не вийшло приєднати до однієї з чотирьох

груп форм, він видаляється зі списку. Діаграма даного алгоритму наведена на рисунку 3.11.

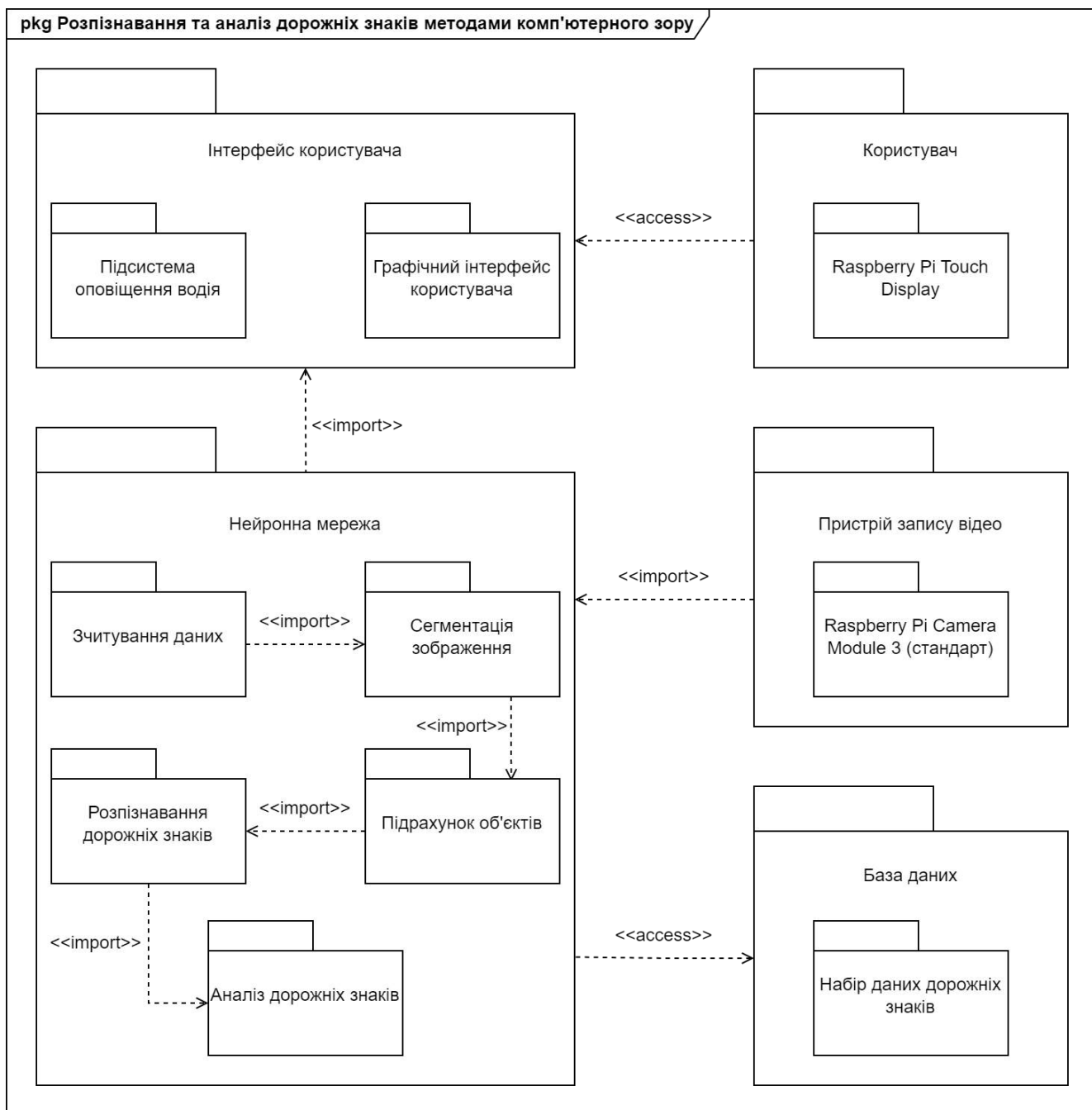


Рисунок 3.14 – UML діаграма пакетів діяльності підсистеми

Також, було створено UML діаграми прецедентів та пакетів діяльності. Їх зображено на рисунках 3.12 та 3.14 відповідно.

На рисунку 3.13 наведено приклади розпізнаних дорожніх знаків за допомогою даного алгоритму. Його роботу було перевірено в умовах

недостатнього освітлення, з використанням розмитих зображень, на блідих (“вицвівших”) дорожніх знаках, під час поганих погодних умов (дощу та снігу). Даний алгоритм показав хорошу надійність. Результати тестування наведено у розділі 4 "тестування роботи системи розпізнавання дорожніх знаків методами комп'ютерного зору".

### 3.5 Висновки

У третьому розділі було описано апаратну та програмну реалізацію підключення Raspberry Pi 3 Model B+, Raspberry Pi Camera Module 3 та Raspberry Pi Touch Display, налаштування цих компонентів та взаємодію між ними.

Далі був описаний алгоритм сегментації кольорів, що використовується для виділення дорожніх знаків на зображеннях. У алгоритмі було описано базовий підхід та підхід до сегментації в умовах недостатнього освітлення.

Наступним кроком було описано алгоритми розпізнавання дорожніх знаків. Це включало в себе опис комбінації кольору та форми, обчислення мір форми та розпізнавання нечітких форм.

Також, на основі розроблених алгоритмів, було описано загальний алгоритм роботи підсистеми розпізнавання дорожніх знаків методами комп'ютерного зору, що включає в себе послідовний аналіз та обробку зображень з метою розпізнавання.

Як результат, було створено алгоритми по вирізненню та розпізнаванню дорожніх знаків, які використовуються в підсистемі.

## 4 ТЕСТУВАННЯ РОБОТИ ПІДСИСТЕМИ РОЗПІЗНАВАННЯ ТА АНАЛІЗУ ДОРОЖНІХ ЗНАКІВ МЕТОДАМИ КОМП'ЮТЕРНОГО ЗОРУ

### 4.1 Тестування роботи коду визначення дорожніх знаків з веб камери комп'ютера

Під час написання програмного коду для подальшого завантаження на Raspberry Pi 3 Model B+, було проведено початкове тестування. Для цього було передбачено можливість підключення веб-камери комп'ютера для захоплення за допомогою неї зображення.

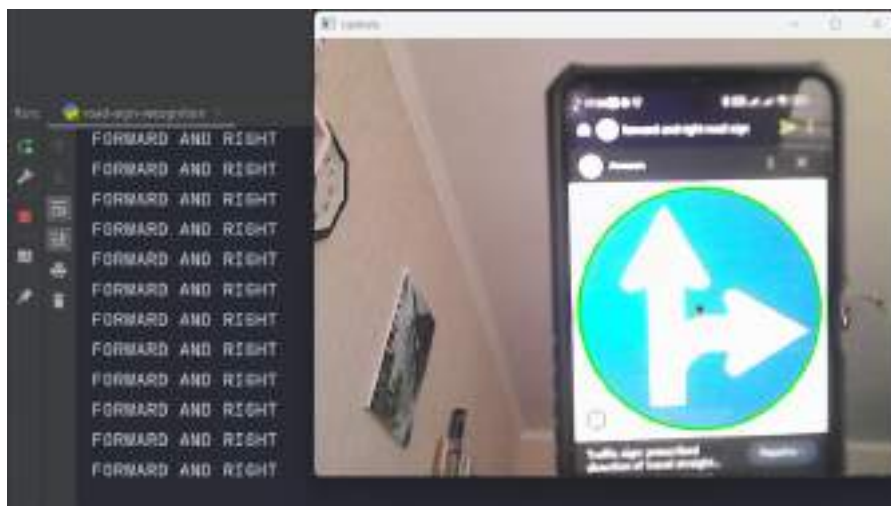


Рисунок 4.1 – Тестування на знаку «Рух прямо або направо»

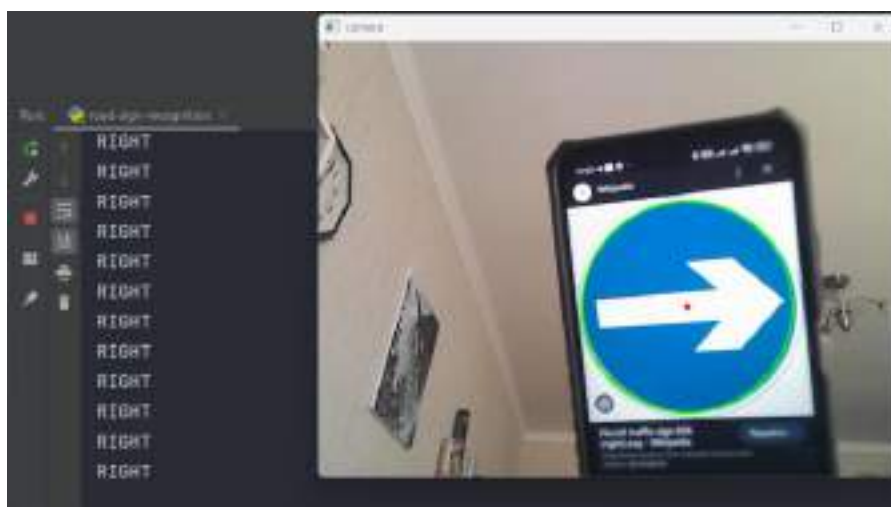


Рисунок 4.2 – Тестування на знаку «Рух направо»

Також, на даному етапі було створено частину програмного коду, який виділяє знайдений на зображенні дорожній знак за допомогою зеленого кола та виводить в консоль назву цього знаку. Тестування проводилось на наказових знаках, які вказують напрямок руху та на знаку «Стоп». Результати тестування зображено на рисунках 4.1-4.5.

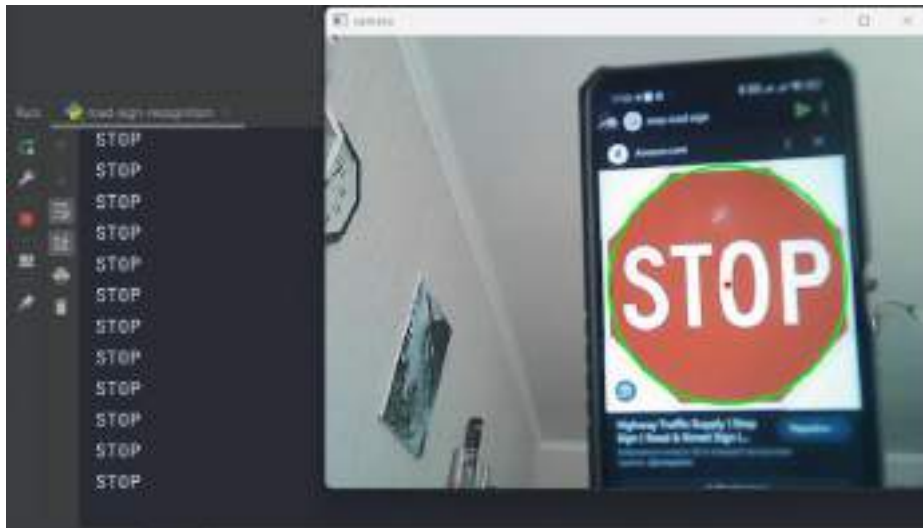


Рисунок 4.3 – Тестування на знаку «Стоп»

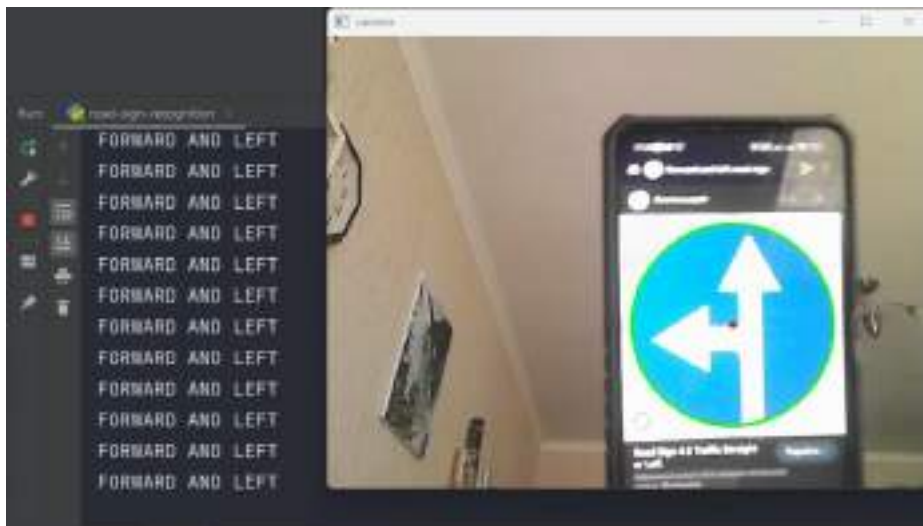


Рисунок 4.4 – Тестування на знаку «Рух прямо або наліво»

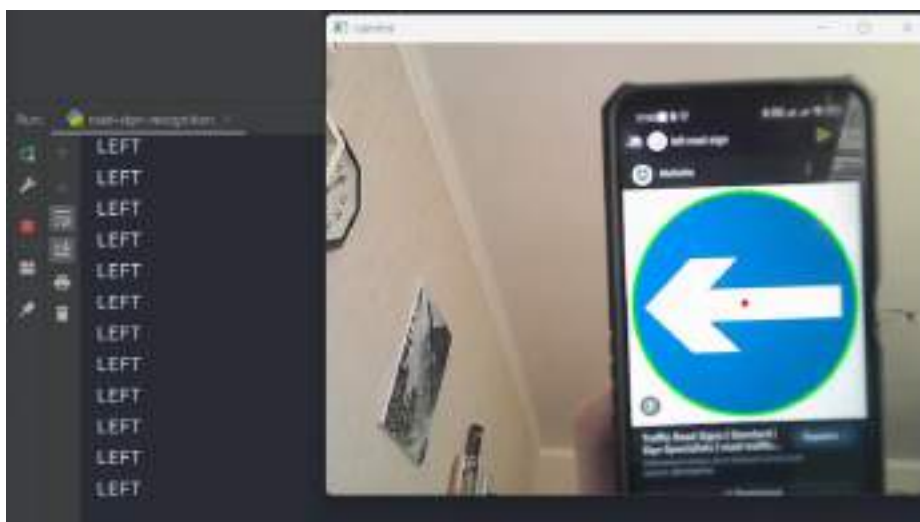


Рисунок 4.5 – Тестування на знаку «Рух наліво»

## 4.2 Тестування розроблених алгоритмів

У даному розділі проводиться оцінка продуктивності системи розпізнавання та аналізу дорожніх знаків методами комп'ютерного зору, що була описана у попередніх розділах. Для кожного етапу RSRS, алгоритмів сегментації кольору, розпізнавання нечітких форм та класифікатора SVM проводиться серія тестувань.

Ефективність оцінюється за допомогою 4-х тестів. У першому загальна продуктивність алгоритмів сегментації кольору оцінюється за допомогою групи зображень, що були вибрані випадковим чином. У другому алгоритми оцінюються на різних конфігураціях навколишнього середовища та умов освітлення. Третій та четвертий тести направлені на оцінку якості та продуктивності розпізнавання.

Аналогічні експерименти проводяться для алгоритмів розпізнавання форми. У цих тестах включається оцінка здатності розпізнавати різні групи знаків та аналіз причин невдачі. Також у цьому розділі аналізується продуктивність класифікатора та параметрів, що впливають на його швидкість. В межах тестування було проведено декілька експериментів щоб порівняти ефективність різних комбінацій SVM та їх ядер. До них належать тестування різних моментів та порядків, їх вплив на продуктивність системи та швидкість класифікації.

### 4.2.1 Тестування алгоритму сегментації кольорів

Продуктивність та ефективність алгоритму сегментації кольорів оцінюється за допомогою 4-х тестів.

У першому експерименті загальна продуктивність алгоритму оцінюється за допомогою 500-та зображень, на яких зображено 560 дорожніх знаків. Усі зображення обираються випадковим чином з умовою відсутності повторень. Вибір відбувається за допомогою генератора випадкових чисел. Алгоритм тестується на повну та неповну сегментації. Повна сегментації описує ситуацію, коли алгоритм генерує повний бінарний об'єкт, проте може містити певний відсоток шуму. Відповідно, неповна сегментація вказує на те, що об'єкт сегментується не повністю. Це зв'язано з різним освітленням певних ділянок поверхні об'єкта, шум на зображенні або неможливість відтворення через втрату кольору, спричинену погодними умовами. Результати даного тесту стосовно різних кольорів наведено у таблиці 4.1.

Додатково, продуктивність алгоритму було порівняно з алгоритмом де ла Ескалера. Його було обрано через його високий поріг стійкості та тому, що він описаний у простій формі, що дозволяє реалізувати його повторно.

Таблиця 4.1 – Результати сегментації (%) кольорів у першому тесті.

Колір сегментації	Світла та тіні	де ла Ескалера	Модифікований де ла Ескалера
Червоний	97.5	91.2	92.4
Синій	96.4	89.8	90.1
Жовтий	90.2	91.3	91.6

Згідно тестування, інваріантний алгоритм світла та тіні досяг найкращого результату продуктивності у сегментації червоного (97.5%) та синього (96.4%) у порівнянні з алгоритмом де ла Ескалера з показниками 91.2% та 89.8% відповідних кольорів. Також даний алгоритм зайняв друге місце у порівнянні з модифікованим

алгоритмом де ла Ескалера для жовтого кольору. Даний тест показує, чому у даній роботі основними було вибрано інваріантний алгоритм світла та тіні.

У другому експерименті продуктивність алгоритмів оцінюється за допомогою зображень, що були зроблені за різних умов освітлення та різних ефектів. Зображення у другому експерименті відрізняються від зображень із першого, проте обирались за тим самим випадковим алгоритмом. Даний тест проведено для внутрішньої області знаків (для фону та піктограми). У ньому було обрано знаки з червоним контуром та білим фоном, оскільки до такої групи знаків належать знаки обмеження швидкості. Дані знаки є одними з найважливіших знаків для підтримки безпеки на дорозі. Вибір зображень відбувався за допомогою програми Access. Вона використовувалась для створення списку зображень з вимогами, такими як погодні умови та інші. Результати даного тесту для різних алгоритмів представлено у таблиці 4.2.

Таблиця 4.2 - Результати сегментації (%) знаків у другому тесті

Ефект	Кількість знаків	Світла та тіні	де ла Ескалера	Модифікований де ла Ескалера
Сонячно	112	98.3	97.4	97.4
Снігопад	44	88.7	66.0	66.0
Дощ	44	95.5	95.5	95.5
Зашумленість	46	95.7	93.5	93.5
Засвічення	40	97.6	77.6	77.6
Туман	27	74.1	63.0	63.0
Тьмяні	45	53.4	33.4	33.4
Сутінки та світанок	66	94.0	87.9	87.9
Розмитість	40	97.6	87.6	87.6
Погана геометрія світла	48	87.6	75.1	75.1

Згідно з даними, отриманими під час другого тесту, найбільше впливають на продуктивність системи «вигорівша» фарба на знаках та туман. Коли знак стає тьмяним, відтінок червоного кольору сильно змінюється, що викликає труднощі у його розпізнаванні. Також, під час туману, біла складова світла розсіюється, що також ускладнює розпізнавання.

Алгоритм показав кращий результат за умови снігопаду та поганої геометрії освітлення. Найкраща продуктивність системи за умов сонячного дня, розмитих та зашумлених зображень. Наступний рівень ефективності: підсвічені знаки, зображення зроблені у сутінках, вранці та під час дощу.

Алгоритм сегментації кольорів світла та тіні працює краще, ніж інші алгоритми за аналогічних умов. Він показує високу надійність в усіх розглянутих умовах за винятком туману та вицвітання фарби. Проте, навіть у найгірших умовах алгоритм показує більшу ефективність ніж інші алгоритми, з якими він порівнювався.

Таблиця 4.3 - Час сегментації дорожніх знаків у третьому тесті

Значення, що вимірювалось	Світла та тіні	де ла Ескалера	Модифікований де ла Ескалера
Мінімальний час (сек.)	0.1894	0.1989	0.1877
Максимальний час (сек.)	0.2245	0.2472	0.2463
Середній час (сек.)	0.1996	0.2055	0.2003
Відхилення	0.0084	0.0135	0.0118

У третьому тесті вимірюється час обробки алгоритму сегментації. Для кожного з них знаходиться час сегментації у попередніх експериментах, обчислюється мінімальний, середній та максимальний час, враховуючи стандартне відхилення. Отримані значення наведено в таблиці 4.3.

Усі дані були обчислені на Raspberry Pi 3 Model B+. Інваріантний алгоритм світла та тіні показує найкращу продуктивність у часі та найкраще відхилення. Наступним за продуктивністю іде модифікована версія алгоритму де ла Ескалера.

У четвертому тесті оцінюється якість сегментації алгоритму. Від кількості створених об'єктів залежить час розпізнавання. Отже, чим менше зроблено об'єктів тим швидше система розпізнає знак.

У даному тесті кількість створених за допомогою алгоритму об'єктів обчислюється для 100 зображень, що вибираються випадково. Також при цьому обчислюється середня кількість об'єктів. Результати цього тесту наведено в таблиці 4.4.

Таблиця 4.4 – Кількість зображень, що створюється алгоритмами, обчислена в межах четвертого тесту

	Світла та тіні	де ла Ескалера	Модифікований де ла Ескалера
Кількість об'єктів	13	461	437

Згідно з отриманими значеннями, алгоритм світла та тіні створює в десятки разів менше об'єктів ніж інші алгоритми. Велику кількість об'єктів потрібно додатково фільтрувати, оскільки вони сповільняють роботу системи. Порівняння результатів сегментації алгоритмами де ла Ескалера і світла та тіні зображено на рисунку 4.6.

Як видно з малюнку, сегментоване зображення алгоритмом де ла Ескалера вийшло дуже шумним, у порівнянні з інваріантним алгоритмом світла та тіні. Саме через це розпізнавання на основі першого з алгоритмів триває приблизно 11 секунд, коли розпізнавання на основі другого – менше половини секунди.

Також, на відміну від першого алгоритму, другому все ж вдається розпізнати присутній на зображенні знак.

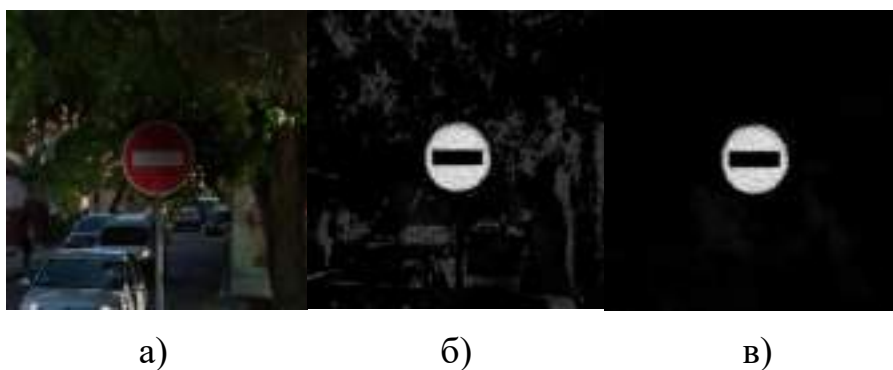


Рисунок 4.6 – Порівняння результатів сегментації: а) Початкове зображення; б) Сегментація алгоритмом де ла Ескалера; в) Сегментація алгоритмом світла та тіні

4.2.2 Аналіз помилок, знайдених в межах тестування алгоритму сегментації кольорів. Вплив туману на якість сегментації.

Сегментація зображень, що були зроблені в умовах туману, показує найгірший показник надійності у порівнянні з іншими ефектами. Причина цього полягає у розсіюванні компоненту білого світла між об'єктом та камерою. Це сильно впливає на відтінок кольорів на зображенні. Сегментація даного зображення не дала результату (дорожній знак не був розпізнаний).

У таких ситуаціях може допомогти описаний у попередніх розділах алгоритм сталості кольору.

На малюнку 4.7 показано порівняння сегментації зображення, зробленого в умовах туману, та цього ж зображення після застосування алгоритму сталості кольору.

Після застосування алгоритму сталості кольору алгоритм світла та тіні зміг розпізнати зображений дорожній знак попри умови туману. Таким чином, застосування алгоритму сталості кольору перед сегментацією є вирішення проблеми поганого розпізнавання дорожніх знаків в умовах поганої видимості через туман.



Рисунок 4.7 - Сегментація зображення в умовах туману. а) Стандартне зображення; б) Сегментація стандартного зображення; в) Оброблене алгоритмом сталості кольору зображення; г) Сегментація обробленого зображення

#### 4.2.3 Оцінка ефективності розробленого алгоритму

У даному розділі проводиться оцінка етапу розпізнавання, що був описаний в попередніх розділах. Зображення, що були сегментовані за допомогою інваріантного алгоритму світла та тіні в подальшому розпізнаються за допомогою нечіткого розпізнавача. Отже, розглянута продуктивність являється результатом спільної продуктивності алгоритму сегментації кольорів та розпізнавача.

У першому експерименті основна мета полягає у оцінці загальної продуктивності розпізнавача. Набір зображень, який використовується у даному експерименті, аналогічний тому, який використовувався у першому експерименті

попереднього розділу з тестуванням системи (розділ 4.2.1). Розпізнавач дає успішні результати розпізнавання у 88.6%. Даний результат наведено в таблиці 4.5.

У другому експерименті використовуються зображення, взяті з набору 2. Шляхом розпізнавання червоно-білих внутрішніх знаків у різних умовах перевіряється ефективність розпізнавача. До таких умов відносяться погодні умови, геометрія освітлення, тощо. Найкраща продуктивність розпізнавача становить 96% для зображення, зібраних при сонячній погоді, під час дощу та з відблиском на дорожніх знаках. Найгіршим результатом є зображення з вицвівшими дорожніми знаками та становить 54.4%. Результати даного експерименту також наведено в таблиці 4.5.

Таблиця 4.5 – Відсоток розпізнавання дорожніх знаків у різних умовах тестування.

Тест	Набір зображень	Кількість знаків	Відсоток розпізнавання, %
Загальна продуктивність	1	560	88.6
Сонячно	2	112	96
Снігопад	2	44	91.3
Дощ	2	44	95.9
Перекриті знаки	2	32	57.4
Зашумлені зображення	2	46	75.8
Засвічені знаки	2	40	95.6
Туман	2	27	82.7
Вицвівши знаки	2	45	54.4
Сутінки чи світанок	2	66	92.1
Розмитість	2	40	93.8
Погана геометрія світла	2	48	82.9

Третій тест був проведений для вимірювання часу обробки зображень. У межах цього тесту проводилось розпізнавання 100-та зображень, для кожного з яких вимірювався час розпізнавання.

Результати тесту 3 наведено в таблиці 4.6. У ній наведено час обробки, який потрібен розпізнавачу для розпізнавання дорожніх знаків на зображенні. Цей час залежить від відстані від знаку до камери. Максимальний час на розпізнавання знаку на близькій відстані становить 1.4 секунди, а мінімальний час на розпізнавання знаку на дальній відстані – 0.2 секунди. Причиною виникнення такої розбіжності являється велика площа знаку, коли він знаходиться поряд з камерою. Це призводить до збільшення часу на розрахунок маркування з'єднаних компонентів та розмірів форми.

Таблиця 4.6 – Час розпізнавання дорожніх знаків на зображеннях.

Час	Значення
Мінімальний (сек.)	0.2031
Максимальний (сек.)	1.4102
Середній (сек.)	0.8067
Стандартне відхилення	0.3204

#### 4.2.4 Аналіз помилок, знайдених в межах оцінки ефективності

Не зважаючи на те, що алгоритм розпізнавання показує високий рівень успіху в межах тестування при різних умовах, найгірший результат демонструється при перекриванні дорожнього знаку іншими об'єктами. Основною причиною є те, що алгоритм базується на показниках форми дорожнього знаку (прямокутник, еліпс, восьмикутник та трикутник) та піктограм у середині нього. Коли частина знаку закрита іншим об'єктом його форма відхиляється від 4-х основних форм. У випадку, коли знайдений знак не підходить по формі до жодної з 4-х основних форм, від відхиляється та ігнорується. На даному етапі рішення проблеми знайти не вдалося, тому цей аспект буде розглядатись у майбутній роботі.

Перші два експерименти показали, що підсистема не може чітко розпізнати деякі дорожні знаки з певних причин. До них входять погодні умови, стан дорожніх знаків або їх перекривання іншими об'єктами. Приклад знаку, який перекривається іншими об'єктами зображено на рисунку 4.8.



Рисунок 4.8 – Перекривання дорожнього знаку іншими об'єктами

Такі ситуації називаються помилковими негативами. Окрім них існує можливість хибного спрацювання підсистеми. Це зумовлено тим, що на зображенні присутні об'єкти, схожі за формою чи кольором на дорожні знаки. На рисунку 4.9 показано приклад такого помилкового спрацювання підсистеми розпізнавання дорожніх знаків [79].

У даному випадку внутрішня частина знаку була визначена як окремий знак, оскільки у ньому наявна біла пляма в середині опуклої червоної оболонки. Кількість хибних спрацювань становить близько 1% зображень, що були протестовані у попередніх експериментах. Причиною такої незначної їх кількості є конструкція розпізнавача. У її базу закладено поєднання інформації про колір та форму дорожніх знаків для їх розпізнавання.

Швидкість розпізнавання напряму зв'язана з розміром об'єкта на зображенні. На розпізнавання великого об'єкту витрачається значно більше часу, ніж на розпізнавання маленького. Для отримання конкретних результатів було проведено ще один експеримент: один і той самий знак було сфотографовано на відстані 40,

60 та 80 метрів. Для кожного з отриманих зображень було обчислено час розпізнавання.



Рисунок 4.9 – Помилкове спрацювання підсистеми розпізнавання та аналізу дорожніх знаків




Даний експеримент був повторений 10 разів для визначення мінімального, максимального та середнього значення. Результати експерименту наведено в таблиці 4.7. Для розпізнавання дорожнього знаку, що знаходився на відстані 80 метрів розпізнавачу знадобилось 0.332 секунди, у той час як для знаку на відстані в 40 метрів – 0.784 секунди. Також, при надходженні до розпізнавача зображення без дорожнього знаку, йому потрібно 0.05 секунд для того, щоб визначити це.



Рисунок 4.10 – Приклад ситуації занадто близького розміщення дорожніх знаків один до одного.

Ще однією проблемою, виявленою під час експериментів, є чутливість підсистеми до з'єднаних дорожніх знаків. Загальна форма з'єднаних знаків не підходить під чотири основні форми, які може розпізнати алгоритм.

Таблиця 4.7 – Швидкість розпізнавання дорожнього знаку в залежності від його розміру

Використане зображення	Дистанція (м.)	Мінімальний час розпізнавання (с.)	Максимальний час розпізнавання (с.)	Середній час розпізнавання (с.)
	40	0.743	0.825	0.784
	60	0.512	0.582	0.547
	80	0.298	0.366	0.332

У таких випадках використовується морфологічний розрив для відокремлення деяких ознак, проте це успішно лише тоді, коли знаки не

знаходиться занадто близько. Приклад такої ситуації зображено на рисунку 4.10. Такий збій зменшує кількість розпізнаних об'єктів за допомогою алгоритму та погано впливає на продуктивність підсистеми.

### 4.3 Висновок

У четвертому розділі було проведено тестування роботи підсистеми. У нього включено тестування роботи коду для визначення дорожніх знаків, використовуючи веб-камеру комп'ютера шляхом запуску алгоритму на реальних зображеннях та оцінку результатів.

Далі було проведено тестування розроблених алгоритмів, зокрема алгоритму сегментації кольорів. Додатково був проведений аналіз помилок, що були виявлені під час тестування. До них належать негативний вплив туману на якість сегментації.

Наступним кроком було проведено оцінку ефективності розробленого алгоритму, що включало в себе аналіз точності та швидкості роботи. На основі цього також було проведено аналіз помилок з метою вдосконалення роботи підсистеми.

## ВИСНОВКИ

Під час дослідження та розробки підсистеми розпізнавання та аналізу дорожніх знаків методами комп'ютерного зору було ретельно проаналізовано технології, що стосуються нейронних мереж та самого комп'ютерного зору. Основним завданням даної роботи було створення ефективної підсистеми, що може автоматично розпізнавати дорожні знаки на відеопотоці з камери при різних умовах.

У першому розділі було проведено дослідження та аналіз різних типів нейронних мереж, таких як CNN, RNN, CRNN, тощо. Усі вони були порівняні у можливостях розпізнавання об'єктів. Під час даного аналізу було прийнято рішення використати нейронну мережу типу CRNN. Також, у цьому розділі було створено групи дорожніх знаків, зважаючи на їх типи, колір та форму. Це було зроблено для того, щоб полегшити подальшу обробку знаків та зрозуміти, які методи розпізнавання будуть кращими для різних груп знаків. Додатково у цьому розділі було окреслено постановку задачі, щоб нічого не пропустити у подальшій роботі над роботою.

У другому розділі було розроблено та описано загальний алгоритм роботи підсистеми розпізнавання та аналізу дорожніх знаків. Даний алгоритм не описував конкретних методів розпізнавання, а окреслював загальну роботу підсистеми. У цей розділ було включено підготовку даних перед навчанням, навчання класифікатора Support Vector Machine (SVM) і класифікацію із використанням навчених моделей. Додатково, у даному розділі було описано математичну модель підсистеми, а саме розпізнавання на основі кольору, моменти Церніке, моменти Лежандра, двійкові функції Хаара та лінійну класифікації із класифікатором максимального запасу.

У третьому розділі даної роботи було описано програмну та апаратну реалізацію підключення компонентів підсистеми між собою, а саме Raspberry Pi 3 Model B+, Raspberry Pi Camera Module 3 (стандарт) та Raspberry Pi Touch Display. Також, був описаний алгоритм сегментації кольорів, який використовується для

виділення дорожніх знаків на зображеннях, взятих із відеопотоку. Цей алгоритм поділяється на стандартну його версію та версію з підходом сегментації в умовах недостатнього освітлення. Також, було описано розроблені алгоритми розпізнавання дорожніх знаків із використанням комбінацій кольору та форми. У них також використовувались алгоритми обчислення мір форми об'єктів та розпізнавання нечітких форм. На основі цих усіх розроблених алгоритмів було створено алгоритм роботи усієї підсистеми з послідовним аналізом та обробкою зображень із метою розпізнавання дорожніх знаків.

У четвертому розділі було проведено тестування розроблених алгоритмів та підсистеми в цілому. В межах цього тестування було перевірено роботу алгоритмів на зображеннях з камери, результати сегментації кольорів та розпізнавання знаків у різних умовах. Також, було проаналізовано час роботи алгоритму на знаках на різній дистанції від камери. Усі знайдені помилки було проаналізовано та описано шляхи вирішення для більшості із них.

Таким чином розроблена підсистема розпізнавання та аналізу дорожніх знаків методами комп'ютерного зору показала свою ефективність та надійність під впливом більшості негативних умов. Система функціонує навіть при складних умовах, таких як туман та недостатнє освітлення. Тому, дана підсистема може використовуватись на дорогах, як частина системи запобігання аварійним ситуаціям на дорозі.

За темою кваліфікаційної роботи були опубліковані наукові статті (додаток А):

1. Т. Новорущенко, О. Павлова, Ю. Бінковський, А. Білінська, А. Головатюк, Д. Мельничук. Road Accident Prevention System. In 2023 13th International Conference on Dependable Systems, Services and Technologies (DESSERT). 2023. Pp. 1-7.

2. О. Павлова, А. Білінська, А. Головатюк, Я. Бінковський, Д. Мельничук. Automated system for determining speed of cars ahead. Computer systems and information technologies. 2023. Pp. 35-39.

3. А. Білінська, Я. Бінковський, А. Головатюк, Д. Мельничук, Т. Говорущенко. Автоматичне виявлення автомобільних порушників за допомогою

комп'ютерного зору в рамках кіберфізичної системи запобігання аварійним ситуаціям. Вимірювальна та обчислювальна техніка в технологічних процесах. 2024. №1. С. 176-185.

4. А. Білінська, Я. Бінковський, А. Головатюк, Д. Мельничук, Т. Говорущенко. Аналіз даних для підтримки автоматичного попередження водія для кіберфізичної системи запобігання аварійним ситуаціям. Вісник Хмельницького національного університету. Серія «Технічні науки». 2024.

## ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАНЬ

1. Liu Y. H., Mehta S. Hands-On Deep Learning Architectures with Python: Create deep neural networks to solve computational problems using TensorFlow and Keras. *Packt Publishing Ltd.* 2019. Pp. 35-72.
2. De Marchi, L., Mitchell L. Hands-On Neural Networks: Learn how to build and train your first neural network model using Python. *Packt Publishing Ltd.* 2019. Pp. 57-93.
3. Planche B., Andres E. Hands-On Computer Vision with TensorFlow 2: Leverage deep learning to create powerful image processing apps with TensorFlow 2.0 and Keras. *Packt Publishing Ltd.* 2019. Pp. 142-185.
4. Дорожні знаки. URL: <https://greenway.com.ua/uk/dovidniki/pdr/rozdil-33> (дата звернення: 10.03.24).
5. The Difference Between Road Signs Around The World. URL: <https://www.frontsigns.com/blog/the-difference-of-world-traffic-signs/> (дата звернення: 21.04.2024)
6. ПДР по розділам. URL: <https://greenway.com.ua/uk/dovidniki/pdr/rozdil-1> (дата звернення: 10.03.24)
7. Raspberry Pi 3 Model B+. URL: <https://www.cytron.io/p-raspberry-pi-3-model-b-plus> (дата звернення: 15.03.24).
8. Raspberry Pi Documentation. Raspberry Pi Touch Display. URL: <https://www.raspberrypi.com/documentation/accessories/display.html> (дата звернення: 15.03.24)
9. Raspberry Pi Documentation. About the Camera Modules. URL: <https://www.raspberrypi.com/documentation/accessories/camera.html#rolling-or-global-shutter> (дата звернення: 15.03.24)
10. Welcome to ESP32 Arduino Core's documentation. URL: <https://espressif-docs.readthedocs-hosted.com/projects/arduino-esp32/en/latest/> (дата звернення: 01.04.2024)

11. Get Started With Jetson Nano Developer Kit. URL: <https://developer.nvidia.com/embedded/learn/get-started-jetson-nano-devkit> (дата звернення: 02.04.2024)
12. Due | Arduino Documentation. URL: <https://docs.arduino.cc/hardware/duel/> (дата звернення: 02.04.2024)
13. Orange Pi 3 LTS. URL: <http://www.orangepi.org/html/hardWare/computerAndMicrocontrollers/service-and-support/Orange-pi-3-LTS.html> (дата звернення: 02.04.2024)
14. ODROID-XU4. URL: <https://wiki.odroid.com/odroid-xu4/odroid-xu4> (дата звернення: 02.04.2024)
15. BeagleBone Black High Level Specification. URL: <https://docs.beagleboard.org/latest/boards/beaglebone/black/ch05.html> (дата звернення: 02.04.2024)
16. NVIDIA Jetson Orin Nano 8GB Dev Kits - With Micro SD Card. URL: <https://www.cytron.io/p-nvidia-jetson-orin-nano-8gb-kits> (дата звернення: 15.03.24).
17. Raspberry Pi 3 Model B+. The final revision of our third-generation single-board computer. URL: <https://www.raspberrypi.com/products/raspberry-pi-3-model-b-plus/> (дата звернення: 21.03.24).
18. Raspberry Pi 3 Model B+ product brief (Published November 2023). URL: <https://www.raspberrypi.com/documentation/> (дата звернення: 18.03.24).
19. Gurney K. An introduction to neural networks. *CRC press*. 2018. Pp. 183-231.
20. Hu Y. H., Hwang J. N. Handbook of neural network signal processing. *CRC press*. 2018. Pp. 32-86.
21. Bochkovskiy A., Wang C. Y., Liao H. Y. M. Yolov4: Optimal speed and accuracy of object detection. *arXiv preprint arXiv:2004.10934*. 2020. Pp. 74-127.
22. Ekman M. Learning deep learning: Theory and practice of neural networks, computer vision, natural language processing, and transformers using TensorFlow. *Addison-Wesley Professional*. 2021. Pp. 42-78.

23. Erten H. I., Deveci H. A., Artem H. S. Stochastic optimization methods. In *Designing engineering structures using stochastic optimization methods CRC Press*. 2020. Pp. 10-23.
24. Prince S. J. *Understanding Deep Learning*. MIT press. 2023. Pp. 74-121.
25. Roberts D. A., Yaida S., Hanin B. *The principles of deep learning theory*. Cambridge, MA, USA: Cambridge University Press. 2022. Pp. 3-46.
26. Zhang J., Xie, Z. Sun, J., Zou X., Wang J. A cascaded R-CNN with multiscale attention and imbalanced samples for traffic sign detection. *IEEE access*, 8, 29742-29754. 2020. Pp. 25-34.
27. Zhang J., Wang W., Lu C., Wang J., Sangaiah A. K. Lightweight deep network for traffic sign classification. *Annals of Telecommunications*. 2020. Pp. 369-379.
28. Chinimilli B. T., Anjali T., Kotturi A., Kaipu V. R., Mandapati J. V. Face recognition based attendance system using haar cascade and local binary pattern histogram algorithm. In *2020 4th international conference on trends in electronics and informatics (ICOEI) IEEE*. 2020. Pp. 701-704.
29. Chowdhary C. L., Reddy G. T., Parameshachari B. D. *Computer Vision and Recognition Systems: Research Innovations and Trends*. Apple Academic Press. 2022. Pp. 142-184.
30. Wang J., Chen Y., Dong Z., Gao M. Improved YOLOv5 network for real-time multi-scale traffic sign detection. *Neural Computing and Applications*, 35(10), 7853-7865. (2023).
31. Muhammad K., Ullah A., Lloret J., Del Ser J. Deep learning for safe autonomous driving: Current challenges and future directions. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*. 2020. Pp. 4316-4336.
32. Kar A., Pramanik S., Chakraborty A., Bhattacharjee D., Ho E. S., Shum H. P. LMZMPM: local modified Zernike moment per-unit mass for robust human face recognition. *IEEE Transactions on Information Forensics and Security*. 2020. Pp. 495-509.

33. Theodoridis T., Loumponias K., Vretos N., Daras P. Zernike pooling: Generalizing average pooling using zernike moments. *IEEE Access*. 2021.Pp. 121128-121136.
34. Zhao Z., Kuang X., Zhu Y., Liang Y., Xuan Y. Combined kernel for fast GPU computation of Zernike moments. *Journal of real-time image processing*. 2021. Pp. 431-444.
35. Srivastava S., Divekar A. V., Anilkumar C., Naik I., Kulkarni V., Pattabiraman, V. Comparative analysis of deep learning image detection algorithms. *Journal of Big data*. 2021. vol. 8(1). Pp. 66-68.
36. Lai W., Lei G., Meng Q., Shi D., Cui W., Ma P., Han, K. Single-pixel imaging using discrete Zernike moments. *Optics Express*. 2022. Pp. 47761-47775.
37. Arguello H., Pinilla S., Peng Y., Ikoma H., Bacca J., Wetzstein G. Shift-variant color-coded diffractive spectral imaging system. *Optica, Vol.8*. 2021. Pp. 1424-1434.
38. Hamdini R., Diffellah N., Namane A. Color Based Object Categorization Using Histograms of Oriented Hue and Saturation. *Traitement du Signal, Vol. 38*. 2021. Pp. 25-56.
39. El Ogri O., Karmouni H., Sayyouri M., Qjidaa H. 3D image recognition using new set of fractional-order Legendre moments and deep neural networks. *Signal Processing: Image Communication*. 2021. Pp. 146-252.
40. Hjouji A., EL-Mekkaoui J., Jourhmane M. Image classification by mixed finite element method and orthogonal legendre moments. *Pattern Recognition and Image Analysis*. 2020. Pp. 655-673.
41. Hosny K. M., Darwish M. M., Aboelenen T. New fractional-order Legendre-Fourier moments for pattern recognition applications. *Pattern Recognition*. 2020. Pp. 213-234.
42. Sharma A., Shah K., Verma S. Face recognition using haar cascade and local binary pattern histogram in opencv. *Sixth International Conference on Image Information Processing (ICIIP) 2021*. Pp. 298-303.

43. Xiao K., Engstrom L., Ilyas A., Madry A. Noise or signal: The role of image backgrounds in object recognition. *arXiv preprint arXiv:2006.09994*. 2020. Pp. 2-5.
44. Abdurrahman M. H., Darwito H. A., Saleh A. Face recognition system for prevention of car theft with Haar Cascade and Local Binary Pattern Histogram using Raspberry Pi. *EMITTER International Journal of Engineering Technology*. 2020. Pp. 407-425.
45. Cervantes J., Garcia-Lamont F., Rodríguez-Mazahua L., Lopez A. A comprehensive survey on support vector machine classification: Applications, challenges and trends. *Neurocomputing*. 2020. Pp. 189-215.
46. Tanveer M., Rajani T., Rastogi R., Shao Y. H., Ganaie M. A. Comprehensive review on twin support vector machines. *Annals of Operations Research*. 2022. Pp. 1-46.
47. Zhong H., Chen K., Liu C., Zhu M., Ke R. Models for predicting vehicle emissions: A comprehensive review. *Science of The Total Environment*. 2024. p. 171324.
48. Pisner D. A., Schnyer D. M. Support vector machine. *Machine learning Academic Press*. 2020. Pp. 101-121.
49. Kurani A., Doshi P., Vakharia A., Shah M. A comprehensive comparative study of artificial neural network (ANN) and support vector machines (SVM) on stock forecasting. *Annals of Data Science*. 2023. Pp. 183-208.
50. Okwuashi O., Ndehedehe C. E. Deep support vector machine for hyperspectral image classification. *Pattern Recognition*. 2020. Pp. 163-183.
51. Stojanovic S., Donhauser K., Yang F. Tight bounds for maximum 11 margin classifiers. *International Conference on Algorithmic Learning Theory*. 2024. Pp. 1055-1112.
52. Nie F., Hao Z., Wang R. Multi-class Support Vector Machine with Maximizing Minimum Margin. *Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence*. 2024. Vol. 38, No. 13, Pp. 14466-14473.

53. Li B., Yang B., Liu C., Liu F., Ji R., Ye, Q. Beyond max-margin: Class margin equilibrium for few-shot object detection. *Proceedings of the IEEE/CVF conference on computer vision and pattern recognition*. 2021. Pp. 7363-7372.
54. Ji Z., Srebro N., Telgarsky M. Fast margin maximization via dual acceleration. *International Conference on Machine Learning*. 2021. Pp. 4860-4869.
55. Chen Y., Dai X., Liu M., Chen D., Yuan L., Liu Z. Dynamic convolution: Attention over convolution kernels. *Proceedings of the IEEE/CVF conference on computer vision and pattern recognition*. 2020. Pp. 11030-11039.
56. Gale T., Zaharia M., Young C., Elsen E. Sparse gpu kernels for deep learning. *SC20: International Conference for High Performance Computing, Networking, Storage and Analysis*. 2020. Pp. 1-14.
57. Liu F., Xu W., Lu J., Zhang G., Gretton A., Sutherland D. J. Learning deep kernels for non-parametric two-sample tests. *International conference on machine learning*. 2020. Pp. 6316-6326.
58. Lin Z. H., Huang S. Y., Wang Y. C. F. Convolution in the cloud: Learning deformable kernels in 3d graph convolution networks for point cloud analysis. *Proceedings of the IEEE/CVF conference on computer vision and pattern recognition*. 2020. Pp. 1800-1809.
59. Wang H., Shao Y., Zhou S., Zhang C., Xiu N. Support Vector Machine Classifier via  $L_{0/1}$  Soft-Margin Loss. *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*, 2021. Pp. 7253-7265.
60. Wang H., Li G., Wang, Z. Fast SVM classifier for large-scale classification problems. *Information Sciences*. (2023). Pp. 764-853.
61. Grandini M., Bagli E., Visani G. Metrics for multi-class classification: an overview. *arXiv preprint arXiv:2008.05756*. 2020. Pp. 142-163.
62. Pomerantsev A. L., Rodionova O. Y. New trends in qualitative analysis: Performance, optimization, and validation of multi-class and soft models. *TrA Trends in Analytic*. 2021. P. 143.

63. Kumar A., Raja L., Dadheech P., Bhardwaj M. A hybrid cluster technique for improving the efficiency of colour image segmentation. *World Review of Entrepreneurship, Management and Sustainable Development*. 2020. Pp. 665-679.
64. Kabilan R., Devaraj G. P., Muthuraman U., Muthukumaran N., Gabriel J. Z., Swetha R. Efficient color image segmentation using fastmap algorithm. *2021 Third International Conference on Intelligent Communication Technologies and Virtual Mobile Networks*. 2021. Pp. 1134-1141.
65. Aloun M. S., Hitam M. S., Yussof W. N. J. H. W., Bachok Z. A review paper on image segmentation techniques based on colour and texture features. *AIP Conference Proceedings, AIP Publishing*. 2023. Pp. 126-156.
66. Celestine A., Peter J. D. Investigations on adaptive connectivity and shape prior based fuzzy graph-cut colour image segmentation. *Expert Systems*, 2020. Pp. 18-23.
67. Malhotra J., Jha, S. Fuzzy c-means clustering based colour image segmentation for tool wear monitoring in micro-milling. *Precision Engineering*, 2021. Pp. 690-705.
68. Tabernik D., Skočaj D., Deep Learning for Large-Scale Traffic-Sign Detection and Recognition. In *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*. 2020. vol. 21. no. 4. Pp. 1427-1429.
69. Wood J. M. Nighttime driving: visual, lighting and visibility challenges. *Ophthalmic and physiological optics*. 2020. vol. 40(2). Pp. 187-190.
70. T. Hovorushchenko, O. Pavlova, Y. Binkovskyi, A. Bilinska, A. Holovatiuk, D. Melnychuk. Road Accident Prevention System. In *2023 13th International Conference on Dependable Systems, Services and Technologies (DESSERT)*. 2023. Pp. 1-7.
71. О. Павлова, А. Білінська, А. Головатюк, Я. Біньковський, Д. Мельничук. Automated system for determining speed of cars ahead. *Computer systems and information technologies*. 2023. Pp. 35-39.

72. Ayachi R., Afif M., Said Y., Atri M. Traffic signs detection for real-world application of an advanced driving assisting system using deep learning. *Neural Processing Letters*, 2020. Pp. 837-851.
73. Haque W. A., Arefin S., Shihavuddin A. S. M., Hasan, M. A. DeepThin: A novel lightweight CNN architecture for traffic sign recognition without GPU requirements. *Expert Systems with Applications*. 2021. Pp. 1253-1273.
74. Tai S. K., Dewi C., Chen R. C., Liu Y. T., Jiang X., Yu H. Deep learning for traffic sign recognition based on spatial pyramid pooling with scale analysis. *Applied Sciences*. 2020. Pp. 523-764.
75. Alam A., Jaffery Z. A. Indian traffic sign detection and recognition. *International Journal of Intelligent Transportation Systems Research*. 2020. Pp. 98-112.
76. Soylu E., Soylu T. A performance comparison of YOLOv8 models for traffic sign detection in the Robotaxi-full scale autonomous vehicle competition. *Multimedia Tools and Applications*. 2024. Pp. 25005-25035.
77. Gürel N. M., Qi X., Rimanic L., Zhang C., Li B. Knowledge enhanced machine learning pipeline against diverse adversarial attacks. *International Conference on Machine Learning*. 2021. Pp. 3976-3987.
78. Nassi B., Mirsky Y., Nassi D., Ben-Netanel R., Drokin, O., Elovici, Y. Phantom of the adas: Securing advanced driver-assistance systems from split-second phantom attacks. *Proceedings of the 2020 ACM SIGSAC conference on computer and communications security*. 2020. Pp. 293-308.
79. Wang L., Zhou K., Chu A., Wang G., Wang L. An improved light-weight traffic sign recognition algorithm based on YOLOv4-tiny. *IEEE Access*. 2021. Pp. 124963-124971.
80. Zhang J., Wang W., Lu C., Wang J., Sangaiah, A. K. Lightweight deep network for traffic sign classification. *Annals of Telecommunications*. 2020. Pp. 369-379.

81. De Benito-Gorrón D., Ramos D., Toledano D. T. A multi-resolution CRNN-based approach for semi-supervised sound event detection in DCASE 2020 challenge. *IEEE Access*. 2021. Pp.89029-89042.

82. А. Білінська, Я. Біньковський, А. Головатюк, Д. Мельничук, Т. Говорущенко. Автоматичне виявлення автомобільних порушників за допомогою комп'ютерного зору в рамках кіберфізичної системи запобігання аварійним ситуаціям. *Measuring and computing devices in technological processes*. 2024. Pp. 176–185.

**ДОДАТОК А**  
(обов'язковий)

**КОПІЇ ОПУБЛІКОВАНИХ НАУКОВИХ СТАТЕЙ**

1) Т. Novorushchenko, O. Pavlova, Y. Binkovskyi, A. Bilinska, A. Holovatiuk, D. Melnychuk. Road Accident Prevention System. In 2023 13th International Conference on Dependable Systems, Services and Technologies (DESSERT). 2023. Pp. 1-7.

2) О. Павлова, А. Білінська, А. Головатюк, Я. Бінковський, Д. Мельничук. Automated system for determining speed of cars ahead. Computer systems and information technologies. 2023. Pp. 35-39.

3) А. Білінська, Я. Бінковський, А. Головатюк, Д. Мельничук, Т. Говорущенко. Автоматичне виявлення автомобільних порушників за допомогою комп'ютерного зору в рамках кіберфізичної системи запобігання аварійним ситуаціям. Вимірювальна та обчислювальна техніка в технологічних процесах. 2024. №1. С. 176-185.

4) А. Білінська, Я. Бінковський, А. Головатюк, Д. Мельничук, Т. Говорущенко. Аналіз даних для підтримки автоматичного попередження водія для кіберфізичної системи запобігання аварійним ситуаціям. Вісник Хмельницького національного університету. Серія «Технічні науки». 2024.

# Road Accident Prevention System

Tetiana Hovorushchenko  
Department of Computer Engineering  
& Information Systems of Khmelnytskyi  
National University  
Khmelnytskyi, Ukraine  
[tel\\_hovorushky@ukr.net](mailto:tel_hovorushky@ukr.net)

Olga Pavlova  
Department of Computer Engineering  
& Information Systems of Khmelnytskyi  
National University  
Khmelnytskyi, Ukraine  
[olga1607pavlova@gmail.com](mailto:olga1607pavlova@gmail.com)

Yaroslav Hinkovskiy  
Department of Computer Engineering  
& Information Systems of Khmelnytskyi  
National University  
Khmelnytskyi, Ukraine  
[hinkovskiy22@gmail.com](mailto:hinkovskiy22@gmail.com)

Ada Bilinska  
Department of Computer Engineering  
& Information Systems of Khmelnytskyi  
National University  
Khmelnytskyi, Ukraine  
[bilinska.ada5@gmail.com](mailto:bilinska.ada5@gmail.com)

Andrii Holovatiuk  
Department of Computer Engineering  
& Information Systems of Khmelnytskyi  
National University  
Khmelnytskyi, Ukraine  
[holovatiukao@gmail.com](mailto:holovatiukao@gmail.com)

Denys Melnychuk  
Department of Computer Engineering  
& Information Systems of Khmelnytskyi  
National University  
Khmelnytskyi, Ukraine  
[deniska.melnychuk@gmail.com](mailto:deniska.melnychuk@gmail.com)

**Abstract**—In the modern world, road safety remains a relevant issue as the number of vehicles on the road continues to grow. The alarming statistics of accidents, injuries and fatalities demonstrate the urgent need for effective measures to prevent dangerous situations on the road. This article discusses an advanced system developed to address this issue by combining various subsystems. These include speed detection, safe distance calculation, determination of the speed of the vehicle in front of you, road sign recognition, driver notification, and violation data collection. By integrating these subsystems, the system aims to improve road safety and reduce the risks associated with accidents.

**Keywords**—road safety, accidents, injuries, fatalities, system, speed detection, safe distance calculation, vehicle speed detection, road sign recognition, driver notification, violation data collection, camera, recognition, fixation.

## 1. INTRODUCTION

The topic of preventing road accidents is extremely relevant in the modern world. Every year the number of cars on the roads is growing, which leads to more traffic and an increased risk of accidents. According to the World Health Organization, millions of accidents occur on the roads every year, resulting in loss of life, injuries and significant material damage [1]. The system has great potential to reduce accidents and improve road safety. These subsystems help drivers detect and avoid potentially dangerous situations, promote compliance with traffic rules, and provide a timely response to danger [2]. The constant development of technology allows us to improve such systems and make them accessible to a wide range of motorists. Ensuring road safety is a priority for society, as it affects the lives and health of millions of people every day [3-5]. Therefore, the relevance of this topic lies in the need to implement innovative systems that prevent road accidents and improve road safety. This will help to reduce accidents, save lives and health, and reduce material damage associated with road accidents.

The situation on the roads of Ukraine is disappointing and alarming. Every day, the news reports on terrible accidents that result in deaths. The reason for such a critical situation on the roads is often irresponsible drivers who violate traffic rules and endanger their own lives and the lives of other road users [3]. This problem becomes especially acute during the mass vacation period, when the number of road trips and reckless drivers increases.

The data from the Traffic Police Department of the Ministry of Internal Affairs over the past six months shows the terrible reality on Ukraine's roads. More than 12.5 thousand road accidents caused thousands of deaths and more than 15 thousand injuries. Every 21 minutes an accident with victims occurs, and every 2 hours a person dies. These figures are impressive and make us make every effort to change the situation for the better [1].

In order to study and understand the state of accidents on Ukrainian roads, a detailed statistical analysis of data for 2021 was conducted. The results of this analysis were presented in the form of Figure 1, which clearly shows the distribution of accidents caused by drivers and pedestrians. Analysing the chart that shows the accident statistics for 2021, you can see the distribution of accidents caused by drivers and pedestrians. This data is very important for understanding the causes of accidents and developing effective measures to prevent them.

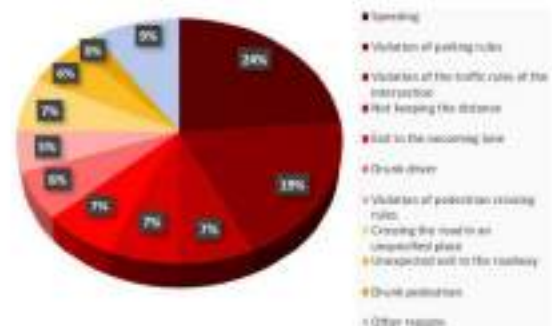


Fig. 1. Pie chart of statistics on the main causes of road accidents

According to the chart, 24% of accidents were caused by speeding, making it one of the most common causes. Violations of manoeuvring rules account for 19%, and violations of intersection rules and failure to maintain distance account for 7%. Additionally, 7% of accidents were caused by driving on the wrong side of the road, 6% by drunk drivers, and 5% by violations of pedestrian crossing rules.

In the case of pedestrians, 7% of accidents were caused by crossing the road in the wrong place, 6% by unexpectedly

entering the roadway, and 3% by drunken pedestrians. In addition, 9% of accidents were caused by other factors.

This diagram emphasizes the need for a road accident prevention system. The introduction of such systems can reduce the number of accidents because they aim to eliminate the factors that lead to accidents. For example, speed monitoring and lane departure warning systems help to avoid accidents related to speeding and manoeuvring violations.

In addition, automatic braking and pedestrian detection systems can help avoid accidents caused by pedestrians unexpectedly entering the roadway.

Implementing accident prevention systems is an important step in improving road safety. They can ensure that potential hazards are responded to more quickly and efficiently, helping to reduce the number of accidents and protect the lives and health of road users.

Therefore, based on this diagram, we can confirm the need to use accident prevention systems to reduce road accidents and save lives.

## II. RELATED WORKS

Accident prevention systems may include subsystems such as vehicle speed detection, determination of the safe distance to vehicles ahead, determination of the speed of vehicles ahead, road sign recognition, driver alerts, and a system for collecting information about traffic violations. Therefore, the works of other scientists on this topic were reviewed.

The speed of a car on the road in different systems can be determined using different algorithms. In article [6], the car speed is determined using the method of vector motion interpolation. Modelling in MATLAB showed that the use of interpolation is quite effective, and the minimum error is less than 3%. In [7], the speed is determined by analysing the blurring of a car on a fragment. The system analyses the car in the area of interest and determines the final speed of the car using the droplet tracking method.

Another paper [8] proposes to use a two-stage cascade system for detecting objects on the road based on regression. The system simultaneously uses one-stage object detection methods, which are extremely fast, and two-stage methods, which have a high detection accuracy rate but have limitations in speed. Frame recognition and road sign detection can be performed using colour-based segmentation and detection

using the Hough transform, followed by classification using a capsule neural network [9].

The detection of vehicles with different vehicle characteristics (length/height) can be demonstrated by creating a neural network [10]. Such a system has a low complexity but significant measurement accuracy. Other researchers [11] have presented an innovative approach that uses a convolutional neural network (CNN) and an R-CNN mask to solve the problem of detecting and recognizing road signs.

In [12], the system combines the power of deep learning-based detection with the previous maps used in the IARA automotive platform. It allows recognizing appropriate traffic lights on predefined routes. The process consists of two phases: an offline phase for mapping and annotating traffic lights and an online phase for recognizing and identifying traffic lights while the vehicle is driving.

A vehicle distance measurement system can be developed using two cameras [13]. The distance between cars is calculated using the image of the car's position on the two cameras, the distance between the cameras, and the angle of the cameras' field of view. The paper [14] uses an algorithm that combines convolutional neural network (CNN) with computer vision methods, which allows for recognition on low-power, small-shaped platforms. Such platforms are lightweight, portable, and can be installed on autonomous vehicles in daylight.

Additionally, the authors considered the problem of ensuring security, which can be solved with the help of a smart parking software system [15] that uses car recognition methods. Another article [16] is devoted to this topic, namely the development of a cyber-physical system for smart parking based on Google Cloud Vision computer vision technology and using a model based on a reinforced convolutional neural network to detect free and occupied parking spaces in images, which showed good performance and practical value with an accuracy of 85.4%. Article [17] analyses various methods and tools for creating smart parking lots with evidence of the advantage of the camera-based method, and aims to recognize images for a camera-based smart parking system using convolutional neural networks.

The individual solutions are summarized in Table 1 and the positive and negative aspects of each study are highlighted.

TABLE I. ANALYSIS OF PAPERS THAT PROVIDE THE EMERGENCY PREVENTION SYSTEM TASK SOLUTION

Reference	Year	Algorithm / Model	Advantages	Disadvantages
[6]	2019	Interpolation of motion vectors	Not an expensive system, detects several cars simultaneously, high accuracy, high computing speed.	Using characteristics from the comparison set may make it difficult to recognize real road conditions due to a small error in matching the detection data.
[7]	2019	Blur analysis on a fragment	The system has great development opportunities and low costs.	It is important to properly configure the algorithm parameters and the region of interest, as the information from the comparison dataset may not be sufficient for recognition in real-world conditions.
[8]	2019	Two-step regression-based cascade object detection system	Fast and accurate vehicle detection system. Combining the advantages of two methods, providing better performance.	The need to adjust the parameters and the region of interest. Using information from the comparison dataset may limit the effectiveness of the system in real-world conditions.

[9]	2019	Colour-based segmentation	The use of a capsule neural network, which provides better resistance to spatial deviations and high reliability.	The use of a capsule network may be less fast than other methods, which may be important for real-time applications.
[10]	2019	Scale-insensitive deep convolutional neural network (SNet)	Neural network for fast and accurate detection. Use of context-aware RoI pooling and multi-branch decision network to improve detection.	May require high computing resources and training on large datasets to ensure optimal accuracy.
[11]	2020	CNN and R-CNN mask	Utilizing convolutional neural networks with finite learning for efficient detection.	Challenges with detecting road signs due to similarity to other categories, wide viewing angles, and obstructions
[12]	2020	Distance measurement with two cameras	High measurement accuracy. Using a stereo camera and simple algorithms for efficient real-time measurement.	Possible limited performance in conditions of limited visibility or unstable weather conditions. Dependence on correct vehicle recognition.

Crash prevention systems in cars have become a necessary component for improving road safety. Rapid technological advances have made it possible to develop solutions that actively intervene to avoid accidents, provide timely information to the driver, and reduce risks on the road.

Toyota Safety Sense (TSS) – is a safety package that includes a variety of features to help prevent accidents. These features include automatic emergency braking, pedestrian detection, and driver attention monitoring. TSS detects obstacles in the vehicle's path and provides warning or active intervention to avoid potential accidents [18]. A safety package that includes a variety of functions to prevent accidents. Among these functions are automatic emergency braking, pedestrian recognition, and driver attention monitoring. TSS detects obstacles in the vehicle's path and provides warning or active intervention to avoid potential accidents [18].

Volvo City Safety – it uses radars and cameras to detect cars, pedestrians, and cyclists on the road. This system provides automatic emergency braking, which is triggered if a possible collision is detected, as well as a collision warning system and a traffic sign recognition system. Volvo City Safety helps to ensure safety and avoid accidents on the road [19].

Mercedes-Benz PRE-SAFE – the system anticipates possible emergencies and warns the driver, as well as takes measures to reduce risks. This system includes automatic braking, driver attention monitoring, stability control and other safety functions. Mercedes-Benz PRE-SAFE reacts to potential dangers and actively intervenes to prevent accidents and ensure passenger safety [20].

Honda Sensing – the system includes various functions such as automatic emergency braking, road sign recognition, and lane departure warning. This system helps drivers avoid collisions and improves overall road safety [21].

BMW Active Protection – the system incorporates a number of technologies, including a driver attention monitoring system, a lane departure warning system, automatic emergency braking, and a passenger protection system in the event of an accident. It recognizes potential hazards and actively intervenes to prevent accidents and ensure safety [22].

As part of the development of this project, we also reviewed and compared existing solutions on the market. Table 2 provides an overview of different crash prevention systems from different automakers, including Toyota Safety Sense, Volvo City Safety, Mercedes-Benz PRE-SAFE, Honda Sensing, and BMW Active Protection. Each system has its own unique features and capabilities aimed at improving road safety.

In general, these accident prevention systems are highly effective and improve road safety by actively intervening and informing the driver of potential dangers. Each system has its own characteristics, and the choice of a particular system depends on the driver's needs and preferences.

The main disadvantage of these systems is that they are built into cars by manufacturers. Therefore, it was decided to make the system portable so that it could be installed in any car.

TABLE II ANALYSIS OF EXISTING SYSTEMS ON THE MARKET

Safety system	Toyota Safety Sense	Volvo City Safety	Mercedes-Benz PRE-SAFE	Honda Sensing	BMW Active Protection
Automatic emergency braking	High	High	High	High	High
Pedestrian recognition	Yes	Yes	Yes	No	No
Driver attention control system	High	High	High	High	High
Collision warning system	High	High	High	Medium	Medium
Traffic sign recognition system	No	Yes	Yes	No	No
Stability control	High	High	High	Medium	High
Lane departure warning system	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
Reaction to potential hazards	High	High	High	Medium	High
Occupant protection in the event of an accident	No	No	Yes	No	Yes

### III. METHOD AND SYSTEM OF PREVENTING ROAD ACCIDENTS

During the project development, the system was decomposed. The system should consist of the following subsystems:

1. Determining the speed of the vehicle in which the system is installed;
2. Determining the safe distance to the vehicles in front;
3. Determination of the speed of the cars in front of you;
4. Recognition of road signs;
5. Driver alerts;
6. A system for collecting information about a vehicle that violates traffic rules.

The method of operation of the emergency prevention system can be as follows:

1. Determine the speed of the vehicle in which the system is installed:
  - a. The vehicle speed detection subsystem is used based on the calculation of the time and distance between the previous positions of the vehicle.
  - b. The time elapsed between two positions of the vehicle is measured.
  - c. The speed is calculated based on the distance and time travelled.
2. Determining the speed of the car in front of you:
  - a. A subsystem for detecting the speed of cars in front of you is used based on the analysis of the displacement of their positions in the image.
  - b. The time elapsed between the two positions of the car in front is measured.
  - c. The speed is calculated based on the known distance, time and speed of the user's car.
3. Determine the safe distance to the vehicle in front of you:
  - a. A subsystem for detecting a safe distance between cars is used based on the analysis of the distance between them in the image.
  - b. Computer vision techniques, such as object detection and image processing, are used to detect vehicles and measure the distance between them.
  - c. The measured distance is compared to a certain safe distance threshold. If the distance is less than the threshold, the distance is considered unsafe.
4. Recognize road signs and traffic light colors:
  - a. The subsystem for detecting and recognizing road signs based on image processing is used.
  - b. Computer vision and machine learning techniques are used to detect and classify road signs in images.
  - c. Recognized signs are analyzed to determine their meaning and instructions.
5. Driver alerts:
  - a. If the system detects a dangerous situation, such as failure to maintain a safe distance or recognizes a specific road sign, the driver is notified.

- b. The warning can be realized by means of audible signals, visual indicators on the dashboard or a message system.
6. A subsystem for collecting information about a vehicle that violates traffic rules:
    - a. If the system detects a vehicle that violates traffic rules, such as speeding or running a red light, it can collect information about that vehicle.
    - b. Information, such as the license plate number or an image of the vehicle, may be captured for later use, such as to share information with law enforcement.

All of the above subsystems and the relationships between them were depicted in a decomposition diagram (Figure 2).

The following algorithm is used to determine the safe distance to the cars ahead.

The first step is to add a cascade classifier file (cascadeSource) to the project and specify the path to the video footage (videoSource). Based on the cascade classifier file, a cascade classifier for car recognition is created (carCascade). A video stream is created from a link to video materials (capture). The following frame (img) is looped from the video stream, blurred and converted to black and white color space (gray).

The next step is to recognize cars in the black-and-white frame using a cascade classifier. The list of detected cars is written to the "cars" variable. After that, for each detected car, its coordinates (x, y, w, h) are determined, based on which the distance to them from the user's car is calculated. Also at this stage, each car is assigned its own serial number. The results of the calculations are used to visualize the safety distance for the driver.

The algorithm for determining the safe distance to the cars ahead is shown in the parametric diagram (Figure 3).

The Haar cascade classifier is a machine learning algorithm used to detect objects in images using Haar features. These features include a set of rectangular regions with variable sizes and relative pixel intensities [24].

To calculate the value of a particular Haar feature for any image, you need to add the brightnesses of the image pixels in the first and second groups of rectangular areas separately, and then subtract the second from the first sum. The resulting difference is the value of a specific Haar feature for a given image.

The cascade classifier uses several stages, each with its own tree classifier, to sequentially filter out negative areas and identify the areas containing the object. Properly trained, the Haar cascade is very fast and has good robustness to various kinds of outliers. This method was originally developed for face recognition, but it can also be used to detect other objects.

In this subsystem, the file contains a description of a cascade classifier that has been trained on a certain dataset to detect cars. It contains information about the cascade structure (stages and trees), as well as parameters (thresholds, left and right branch values) for each classifier tree. These parameters are used to decide whether a car is present in each individual frame of the video [25].



Fig. 2. System decomposition diagram

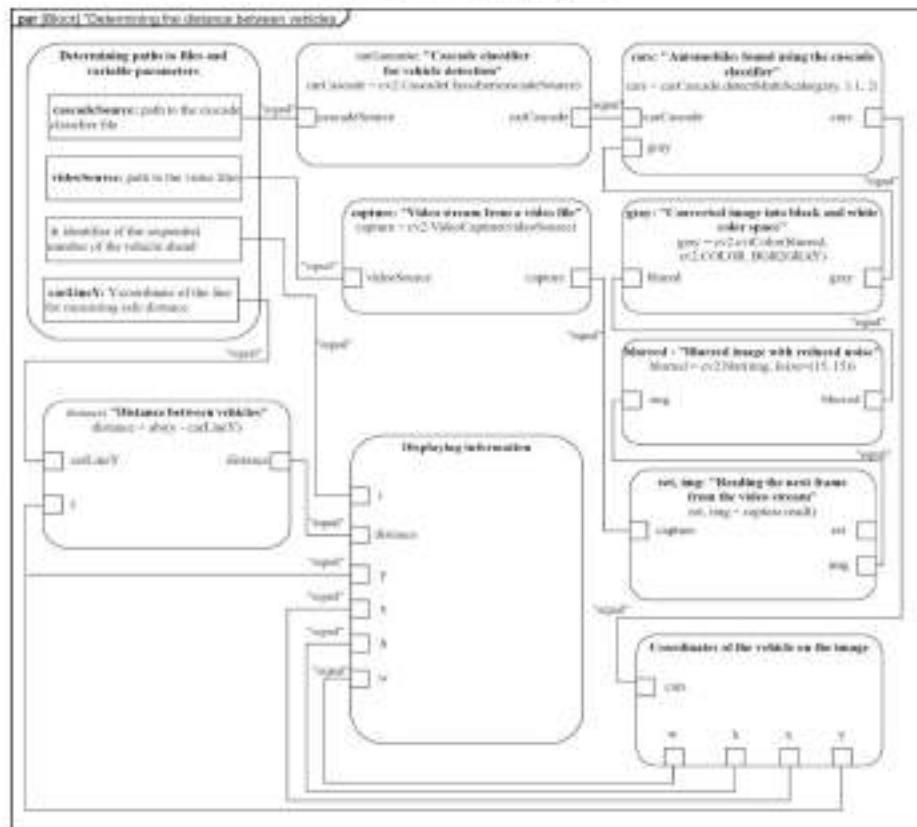


Fig. 3. Parametric diagram for calculating the distance between cars

When using the Haar cascade classifier, it is loaded using `cv2.CascadeClassifier(cascadeSource)`. Next, the stages of car recognition are performed, as shown in Figure 4.



Fig. 4. Stages of car recognition in a photo: a) Reading a frame from a video stream b) Image blurring and noise reduction c) Converting the image to black and white d) Detected car

To read the next frame from the video stream, use the `ret` function, `img = cap.read` (Figure 4(a)). Then, the image is blurred and shimmer is reduced using the function `blurred = cv2.blur(img, ksize=(15, 15))` (Figure 4(b)). The image is also converted to black and white color space (Figure 4(c)). Next, the `carCascade.detectMultiScale` function is executed on each frame of the video, which uses a cascade classifier to detect cars (Figure 4(d)). Using the result of this detection, the cars are processed and the distance between them and the Y coordinate of the user's car line is calculated. Thus, the cascade classifier file acts as a trained classifier that determines how to detect cars in the video and recognize them.

#### IV. EXPERIMENTS AND RESULTS

For the experiment, we took a video recording from a car's dashcam, downloaded from the YouTube platform [26]. According to previous studies, the subsystem should determine whether the distance between cars is safe. We considered different scenarios of car location affected by the speed of the user's car (Figure 5).

In the first case, the user's car is moving at a speed of 120 km/h, and the distance between cars should be at least 67 meters. In the second scenario, the car is traveling at 80 km/h, and the distance between the cars should be at least 45 meters. In the third case, the car is traveling at a speed of 40 km/h, and the distance between them should be at least 23 meters.

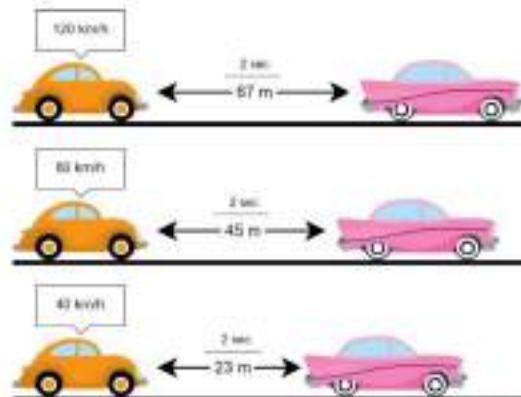


Fig. 5. Approximate distance between cars according to traffic rules

During the experiment, an example of a situation where the car in front is moving at a safe distance was recorded, as shown in Figure 6. And also, an example of a situation with an unsafe distance (Figure 7).

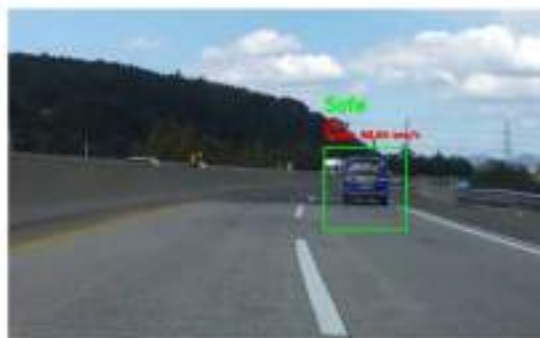


Fig. 6. Example of system operation at a safe distance

As part of our research on this topic, we developed software that processes the video stream from a camera installed in a car. It uses computer vision algorithms to recognize cars moving ahead of the car with the installed system. The following steps are taken for the detected cars:

- sets the serial number for the found car;
- the distance to the car is determined;
- the time of passing through points A and B (set beforehand) is calculated;
- based on the time and distance, the vehicle speed is calculated;
- based on the speed and distance, calculates whether the distance to the vehicle is safe;
- display the serial number of the vehicle (Car number);
- display the vehicle speed (Speed);
- display the Safe or Unsafe parameter of the distance to the vehicle in the appropriate colour;
- displaying a square around the detected vehicle in the corresponding colour according to the safety.



Fig. 7. Example of system operation at a dangerous distance

Also, if the distance to the car in front of you is too close, the user will be informed about it by a special signal. This signal should not be loud and harsh so as not to distract the driver from the road. Instead, the signal should be clearly audible and easily distinguishable from other signals. It is assumed that after hearing this signal, the user will be more vigilant to the situation on the road and pay extra attention to the "dangerous" car. This will make it possible to increase the distance to it and, if necessary, make appropriate manoeuvres.

#### V. CONCLUSIONS

In this article, we have reviewed the road accident prevention system, its relevance and the research of other scholars on road safety. Given the above facts and research, it can be concluded that this system is an extremely significant step in improving road safety. The integration of subsystems for speed detection, safe distance, road sign recognition, driver alerts, and information collection on rule violators allows the system to adapt to changing road conditions and respond in a timely manner to ensure maximum safety.

However, it is important to note that the system cannot replace the driver's responsibility and attention. The purpose of the system is to help and support drivers, but the driving remains in their hands. During testing, the system was found to be quite fast and accurate in use. It is capable of recognizing, analysing, and informing the driver at a high speed, which will increase the time for the user to make decisions based on the information collected.

While working on the system, we also reviewed more than a dozen works by other scholars. We also analysed the methods used by the researchers in these works, their advantages and disadvantages. Additionally, the pros and cons of solutions already on the market, such as Toyota Safety Sense, Volvo City Safety, Mercedes-Benz PRE-SAFE, Honda Sensing, and BMW Active Protection, were considered. Based on these studies, adjustments were made to the road accident prevention system.

In the future, it is planned to expand the system's functionality, which will further increase its usefulness. A number of additional tests will also be conducted to correct previously unnoticed errors and increase the system's reliability.

#### REFERENCES

- [1] Statistics on Road accidents (accessed July 15, 2023) URL: <https://rsgo.kiev.ua/post/logvna5x1-strahna-statistika-avarij>.
- [2] Car accident statistics for 2023 (accessed July 28, 2023) URL: <https://www.forbes.com/advisor/legal/car-accident-statistics/>.
- [3] Patrol police of Ukraine. Statistics (accessed July 28, 2023) URL: <https://patrolpolice.gov.ua/statystyka/>.
- [4] Quantity of road accidents in Ukraine. OpenDataBot (accessed July 28, 2023) URL: <https://stopline.media/461735-kilist-dip-v-ukraini-mostuo-opendatobot/>.
- [5] The statistics are positive: The police reported on the number of road accidents in 2022 (accessed July 28, 2023) URL: <https://www.rbc.ua/rus/news/statistika-e-positivnoy-poltitsiyi-prov-narali-1676036106.html>.
- [6] J. K. Josephine Julina, T. Sree Sharmila and S. J. Gladwin. "Vehicle Speed Detection System using Motion Vector Interpolation," 2019 Global Conference for Advancement in Technology (GCAT), Bangalore, India, 2019, pp. 1-5. doi: 10.1109/GCAT47503.2019.8978375.
- [7] A. Toumani, A. Shabbahani, A. Alkoushki, S. Khawso, C. Y. Suan. "Motion-based vehicle speed measurement for intelligent transportation systems." *International Journal of Image, Graphics and Signal Processing*, 2019, pp. 42-44.
- [8] X. Dai. "HybridNet: A fast vehicle detection system for autonomous driving." *Signal Processing: Image Communication*, 2019, pp. 79-88.
- [9] M. H. Keeshi. "Computer vision based traffic sign sensing for smart transport." *Journal of Innovative Image Processing*, 2019, pp. 11-19.
- [10] X. Hu, X. Xu, Y. Xiao, H. Chen, S. He, J. Qin, P. A. Heng. "SINet: A Scale-Invariant Convolutional Neural Network for Fast Vehicle Detection," in *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2018, vol. 20, no. 3, pp. 1010-1015. doi: 10.1109/ITIS.2018.2838132.
- [11] D. Tobeniak and D. Skočaj. "Deep Learning for Large-Scale Traffic-Sign Detection and Recognition," in *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2020, vol. 21, no. 4, pp. 1427-1429. doi: 10.1109/ITIS.2019.2913588.
- [12] L. C. Passath, R. Guidolini, V. B. Cardoso, R. F. Berrid, T. M. Paixão, C. Balde, T. Oliveira-Santos. "Traffic light recognition using deep learning and prior maps for autonomous cars." In 2019 international joint conference on neural networks (IJCNN), 2019, pp. 1-4. doi: 10.1109/IJCNN.2019.8851927.
- [13] A. Zairane, I. Slimani, W. Al Okasha, I. Atoui, A. Hamdoun. "Distance measurement system for autonomous vehicles using stereo camera." *Army*, 2020, pp. 1-3.
- [14] G. Gokavaramanji, I. Martinez-Arteaga, Q. Wang, J. M. Alcaraz-Calero. "Robust real-time traffic light detector on small-form platform for autonomous vehicles." *Journal of Intelligent Transportation Systems*, 2023, pp. 1-4. doi: 10.1080/15472450.2023.2205018.
- [15] T. Hovorushchenko, O. Pavlova, and M. Kostuk. "Method of Increasing the Security of Smart Parking System", *JCSANDM*, vol. 12, no. 03, pp. 297-314.
- [16] P. Radzik, O. Pavlova, H. El Boudissi, V. Avsyrych, V. Kovalenko. "Convolutional neural network for parking slots detection." 2022, pp. 1-3.
- [17] O. Pavlova, V. Kovalenko, T. Hovorushchenko, V. Avsyrych. "Neural network based image recognition method for smart parking." 2021, pp. 49-51.
- [18] Toyota Safety Sense(TSS) (accessed July 16, 2023) URL: <https://www.toyota.ua/discover-toyota/safety>.
- [19] Standard security systems Volvo Cars (accessed July 16, 2023) URL: <https://www.winnerrauto.ua/about/sogodennya/standartni-sistemi-bezpeki-volvo-cars-skorochut-kilist-strahovih-zvenen-zo-vezlannami-dtp-na-28/>.
- [20] The Mercedes-Benz S-Class presents an intelligent safety concept (accessed July 16, 2023) URL: <https://mercedes-benz-kyiv.com/mercedes-benz-s-class-predstavlyaye-intelektualni-konceptsiyu-bezpeky-2016/>.
- [21] Honda Sensing Safety Concept (accessed July 16, 2023) URL: <https://honda.ua/bezpeka-ryuku/servisy-cl-1083>.
- [22] What Is Active Protection In Your BMW? (accessed July 16, 2023) URL: <https://www.scharrers.com/what-is-active-protection-in-your-bmw/>.
- [23] L. Zhang, J. Wang, Z. An. "Vehicle recognition algorithm based on Haar-like features and improved Adaboost classifier" in *Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing*, 2023, vol. 14, no.3, pp. 807-810.
- [24] T. R. Tamim, S. Alam, A. Asmi. "An Enhancement in Accuracy of Vehicle Detection in Parking Areas Employing Haar-Like Features and Adaboost Algorithm" in *Proglad Elektrotehniczny*, 2021, vol. 97, no. 9.
- [25] A. Luo, F. An, X. Zhang, H. J. Mattarochi. "A hardware-efficient recognition accelerator using Haar-like feature and SVM classifier" in *IEEE Access*, 2019, pp. 14472-14487.

Olga PAVLOVA, Ada BILINSKA, Andrii HOLOVATIUK,  
Yaroslav BINKOVSKYI, Denys MELNYCHUK  
Klimentyivskiy National University

### AUTOMATED SYSTEM FOR DETERMINING SPEED OF CARS AHEAD

*Road accidents and speeding violations are pervasive issues that pose substantial threats to road users on a daily basis. In an ongoing effort to improve road safety and reduce the frequency of accidents, researchers and engineers have been dedicated to the development and implementation of new technologies. One such significant innovation is the utilization of speed control systems based on traffic cameras.*

*This paper delves into a thorough exploration of the pivotal role and significance of speed control systems on our roadways. It investigates the operational principles, advantages, and various strategies employed to enhance the efficiency of these systems, with the ultimate goal of achieving optimal results in speed control and ensuring road safety. Speeding remains a widespread concern that significantly contributes to road accidents. Such incidents lead to injuries, fatalities, and extensive property damage, underscoring the urgent need for effective speed control measures. Among the arsenal of solutions available, speed control systems utilizing traffic cameras have emerged as a prominent and promising approach. These systems function by monitoring and recording the speed of vehicles at specific locations, which is later used to enforce speed limits and penalize offenders. The advantages of speed control systems based on traffic cameras are multifaceted. They offer an objective and reliable method for detecting and documenting speeding violations, eliminating the need for law enforcement personnel to be present at all times. This aspect not only frees up law enforcement resources but also ensures consistent and unbiased enforcement of speed limits. Additionally, the data collected by these systems can serve as a valuable resource for traffic management, accident analysis, and road safety research.*

*Keywords: speed control system, traffic camera, road safety, speeding, road accidents.*

Ольга ПАВЛОВА, Ада БІЛІНСЬКА, Андрій ГОЛОВАТЮК,  
Ярослав БІНЬКОВСЬКИЙ, Денис МЕЛЬНИЧУК  
Кліментівський національний університет

### АВТОМАТИЧНА СИСТЕМА ВИЗНАЧЕННЯ ШВИДКОСТІ АВТОМОБІЛІВ, ЩО РУХАЮТЬСЯ ПОПЕРЕДУ

*Дорожно-транспортні пригоди та порушення швидкісного режиму є поширеними проблемами, які щодня становлять серйозну загрозу для учасників дорожнього руху. У постійній зусиллях щодо покращення безпеки дорожнього руху та зменшення частоти аварій дослідники та інженери прагнуть собі розробити та впровадити нових технологій. Одним із таких важливих нововведень є використання систем контролю швидкості на основі камер руху.*

*Ця стаття детально досліджує ключову роль і значення систем контролю швидкості на наших дорогах. Він досліджує принципи роботи, переваги та різні стратегії, що використовуються для підвищення ефективності цих систем, з кінцевою метою досягнення оптимальних результатів у контролі швидкості та забезпеченні безпеки дорожнього руху. Порушення швидкості залишається широко поширеною проблемою, яка значною мірою сприяє дорожньо-транспортним пригодам. Такі інциденти призводять до травм, смертельної втрати життя і значної матеріальної шкоди, що підкреслює нагальну потребу в ефективних заходах контролю швидкості. Серед арсеналу доступних рішень системи контролю швидкості, які використовують камери дорожнього руху, стали видатним і багатообіщучим підходом. Ці системи функціонують шляхом моніторингу та реєстрації швидкості транспортних засобів у певних місцях, що згодом використовується для дотримання обмежень швидкості та покарання порушників. Переваги систем контролю швидкості на основі відеокамер багатогранні. Вони пропонують об'єктивний і надійний метод виявлення та документування порушень швидкісного режиму, усуваючи необхідність постійної присутності правоохоронних органів. Цей аспект не тільки звільняє ресурси правоохоронних органів, але й забезпечує послідовне та неупереджене дотримання обмежень швидкості. Крім того, дані, зібрані цими системами, можуть служити цінним ресурсом для управління дорожнім рухом, аналізу аварій і дослідження безпеки дорожнього руху.*

*Ключові слова: система контролю швидкості, камера дорожнього руху, безпека дорожнього руху, порушення швидкості, дорожні пригоди.*

#### Introduction

On the modern roads, where road transport has become an integral part of life, ensuring the safety of all road users is one of the key tasks for states and bodies responsible for road traffic. Given the growing number of motor vehicles, it is necessary to constantly develop and implement new technologies that contribute to reducing the risk of traffic accidents and violations of traffic rules [1].

One of the promising solutions for controlling compliance with the speed limit on roads is the use of traffic camera systems. These systems, based on advanced technologies, provide effective traffic monitoring and detect violations such as speeding, which are certainly one of the most common causes of road accidents [2].

A continued focus on road safety is an important task, and effective speed control systems play an important role in achieving this goal. The use of advanced technologies and systems that allow accurate measurement of the speed of vehicles reduces the risk of accidents and contributes to the improvement of road discipline.

**Domain analysis**

Road speed is an important aspect of road safety, but the lives and safety of thousands of people are put at risk every day because of the unconscious attitude of some drivers to this aspect. Speeding is one of the most common and dangerous causes of road accidents, which leads to serious and tragic consequences for road users. [3].

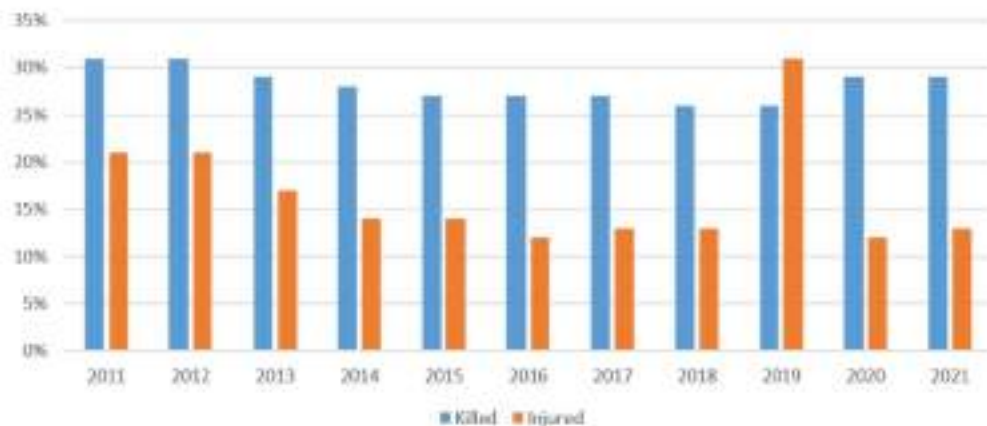
According to the collected statistics (2011 - 2021), at least 25 percent of the total number of deaths and 10 percent of people injured in road accidents are due to speeding incidents. These statistics are detailed in Table 1 [4-5].

The data from the table were structured and displayed in the form of two diagrams in Figures 1 and 2 [5]. According to the charts presented about the number of people killed and injured in the world from 2011 to 2021 due to speeding, excessive speed has quite serious consequences. During the last decade, the number of people killed due to speeding has increased by 23% - from 10,001 people in 2011 to 12,330 people in 2021. In general, during the studied period, the loss of life due to speeding is approximately 29% of the total number of road accident fatalities, and the number of injured persons was also 13%. These are very alarming indicators that require immediate attention and action.

Table 1

**Killed and injured people due to speeding in 2011-2021**

Year	Number	Percent	Total	Number	Percent	Total
Killed			Injured			
2011	10 001	31	32 479	459 776	21	2 227 209
2012	10 329	31	33 782	502 846	21	2 369 083
2013	9 696	29	32 893	383 137	17	2 318 992
2014	9 283	28	32 744	339 189	14	2 342 621
2015	9 723	27	35 484	348 16	14	2 454 778
2016	10 291	27	37 806	376 914	12	3 061 885
2017	9 947	27	37 473	361 95	13	2 745 268
2018	9 579	26	36 835	358 924	13	2 710 059
2019	9 592	26	36 355	326 554	12	2 740 141
2020	11 258	29	38 824	308 013	13	2 282 015
2021	12 330	29	42 939	328 946	13	2 497 657



**Fig. 1. Percentage representation of killed and injured people due to speeding in 2011-2021**

Using the speed control system in a car is a key component of safe road operation and reducing road accidents. This system helps drivers maintain a safe speed and a safe distance from the vehicle in front by providing timely warning of dangerous distance, speeding or sudden braking.

Such speed control systems are becoming increasingly popular in the automotive industry as they demonstrate their effectiveness in preventing accidents and reducing injuries. They help drivers to become more attentive and responsible road users, and also contribute to the preservation of life and health of everyone on the roads [6]. The application of speed control systems is an important step towards achieving a safer and more stable road traffic, which is important for humanity.



Fig.2. Quantitative representation of killed and injured people due to speeding in 2011-2021

#### Analysis of existing solutions and technologies

Preventing road accidents and ensuring road safety is a priority for every driver. In this regard, within the framework of the development and improvement of vehicle safety systems, great attention is paid to ready-made solutions that are available on the market. Modern technological progress offers us a variety of systems that help monitor compliance with speed limits, record traffic situations and ensure the preservation of video with the prospect of use as evidence [7].

Overview of the ready-made systems will allow to understand their advantages and make a significant contribution to improving road safety and reducing the risk of road accidents:

##### 1. State speeding video recording system

State speeding video recording systems, located on roads and highways, work on the basis of special cameras and sensors that record the movement of vehicles. Cameras can be placed on stationary posts or mobile devices. When a vehicle exceeds the set speed, the system automatically registers its license plate and time, and then generates a special ticket, which is sent to the owner of the vehicle by mail or email. The owner of the vehicle receives a notification of the violation and instructions to pay the fine. These systems help monitor compliance with speed limits on roads and ensure the safety of road users [8].

##### 2. Dashcam - an application for recording traffic violations

Dashcam is an application that provides video from the car camera recording and stores it in the cloud. The application allows you to view recorded videos, download them to your computer or phone, and share them with others. To use Dashcam, you must first install the app on your phone or tablet. After installation, you need to create an account and connect the car camera to the application. After that, you can start recording the video. Dashcam allows you to record videos in Full HD (1080p) or HD (720p) quality. The app also allows you to adjust recording parameters such as video duration, resolution, and frame rate [9].

##### 3. Speedometer Pro

Speedometer Pro is a mobile application that provides car speed tracking. The app is available for iOS and Android devices and displays the current speed, maximum speed, average speed, distance traveled and driving time. It is possible to view the history of tracking your own speed over a certain period of time [10].

After researching the available driver assistance systems and conducting the analysis, we can proceed to an in-depth comparison of these solutions. This process will allow us to uncover the unique characteristics of such systems, identify key benefits, and consider potential limitations. A comparison of the characteristics of the considered systems is presented in Table 2.

Table 2

<b>Comparison of already existing solutions for speeding control</b>			
Characteristic	State speeding video recording systems	Dashcam	Speedometer PRO
Principle of the operation	Video recording of traffic violations using cameras installed on the roads	Video recording of traffic violations using cameras installed in the car	Tracking car speed using GPS
Accessibility	Available in all regions of Ukraine	Available for both - iOS and Android-based devices	Available for both - iOS and Android-based devices
Functionality	Tracking speeding, recording traffic violations, photographing traffic violations	Tracking speeding, recording traffic violations, photographing traffic violations, video recording	Speed tracking, speeding capture
Resource consumption	High	Medium	Low
Video quality	resolution up to 720p, frame rate up to 30 fps	resolution up to 1080p, frame rate up to 30 fps	Information is unavailable
Resource management	Automatic	Manual	Automatic
Advantages	High accuracy, the possibility of bringing violators to justice	High accuracy, the possibility of bringing violators to justice, the possibility of recording violations of traffic rules on roads where there are no cameras	High accuracy, the ability to control the speed of the car
Disadvantages	The cost of cameras installing	The cost of cameras installing	Impossibility of traffic rules violations recording
General impression	A successful system that helps make Ukrainian roads safer	A successful system that helps make Ukrainian roads safer	A successful system that helps drivers to control the car speed

Based on the comparison of existing systems, the authors propose to develop their own device, which will combine various functions from these systems, to increase safety and comfort on the road. Combining the features of existing driver assistance systems, our device will determine the speed of the vehicle in which the system is located, determine the speed of the vehicle ahead, collect information about cars violating traffic rules and take specific measures to punish offenders and keep other drivers on the road safe.

#### **The operation of automated system for determining speed of cars ahead**

The system for determining the speed of the car in front can work as a separate link or as part of another system. As a separate component of the system, it increases vehicle safety by providing the driver with information about the speed of vehicles moving in front of him. This information helps the driver to respond in time to changes in the speed of other cars and ensures safer driving.

The system works according to the following algorithm: when the car engine is turned on, this system is turned on together with it. The first step is to find the cars ahead. At this stage, cars are recognized using the Gaur classifier method. The search is conducted until at least one vehicle is found. When a car is found, the system determines its coordinates and assigns an index (serial number) to it. For a given car, the distance traveled in a certain period of time is calculated and, based on this, its speed is calculated.

The next step is to track the detected car and its speed. This stage works while he is in the camera's field of view. If the car begins to brake and is at a short distance from the car in which the system is installed, the user will be notified of this by a special sound signal played from the speaker. This will focus the driver's attention on the situation on the road and give additional time to prevent a possible accident.

Also, when following a car, it may happen that it exceeds the permitted speed. In this case, the system will collect data about the violator and save it in the storage. At the same time, the user will have the opportunity to inform the law enforcement authorities about this event.

Every time the system identifies a new car, this algorithm is restarted. It is also provided for the simultaneous operation of the algorithm when recognizing more than one car.

The graphic representation of the abovementioned algorithm is presented in Figure 3.

For a detailed introduction to the operation of the car speed detection system, a parametric diagram was created (Figure 4). After recognizing the car in front, with the help of a cascade classifier, the coordinates of the car in the image are determined [11]. An integral step will be to determine the Y coordinate of the center of the car, to compare with the Y coordinates of lines A and B to determine the speed of the car. You also need to determine the time of crossing lines A and B, which will help determine the time the car travels the distance between them. The speed of the car will be calculated using the determined parameter of the distance between the lines and the passing time.

#### **Experiments and directions of further work**

During the development of the speed detection subsystem, it was decided to conduct testing on video footage from a traffic camera.

During the experiments, it was found that for a more accurate measurement of the speed, it is necessary to reduce the resolution of the video stream. This will reduce the load on the microcontroller and allow more accurate determination of the car's position.

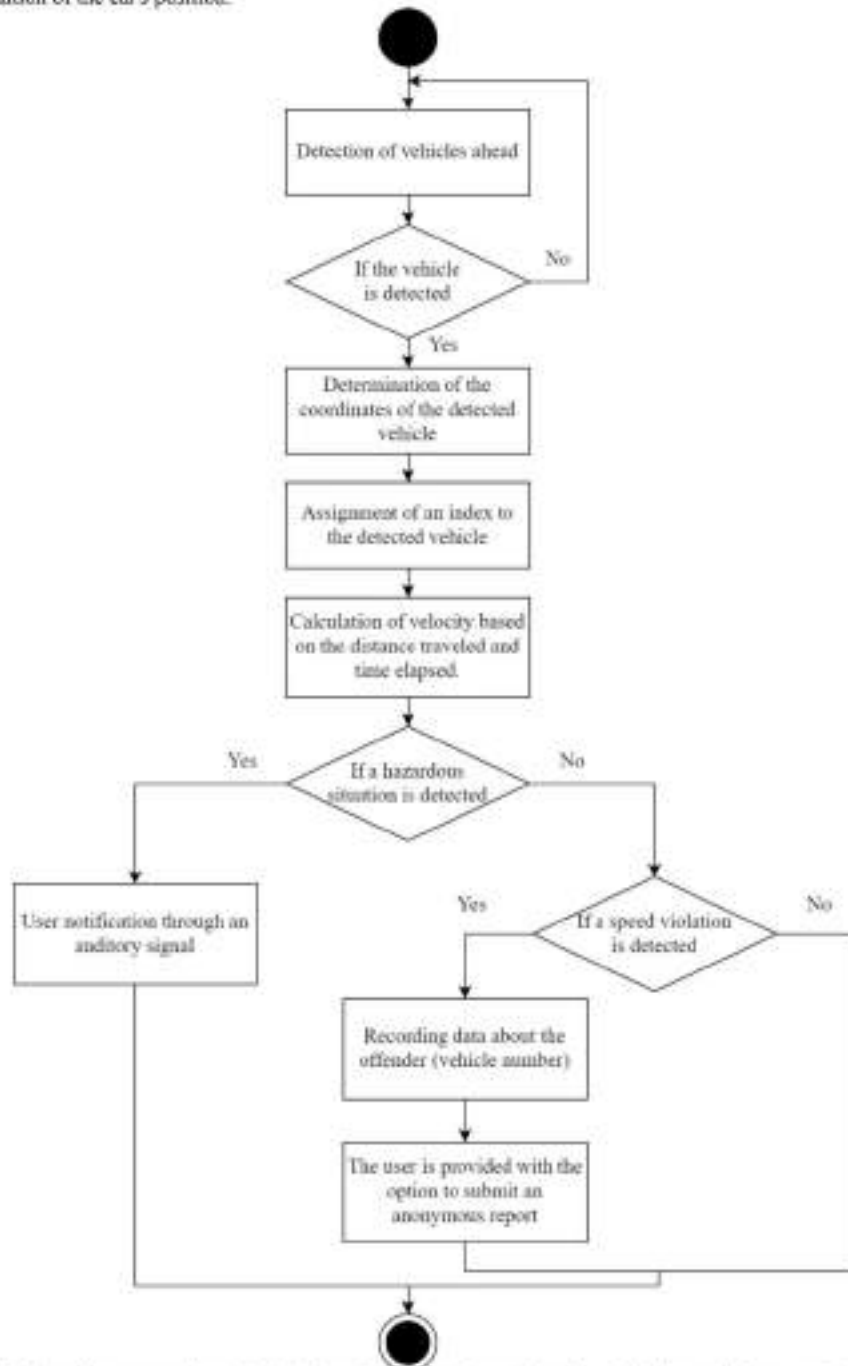


Fig.3. Graphic representation of the algorithm of the automated system for determining the speed of cars moving ahead

- The test results are shown in Figures 5 and 6. They show the operation of the system, namely:
- display found cars;
  - current state of the system ("Calculating");
  - the position of two lines for measuring the time during which the car traveled the distance between them, on the basis of which the speed is measured;
  - display of line B in green when a car crosses it;
  - speed of the car when crossing line B.

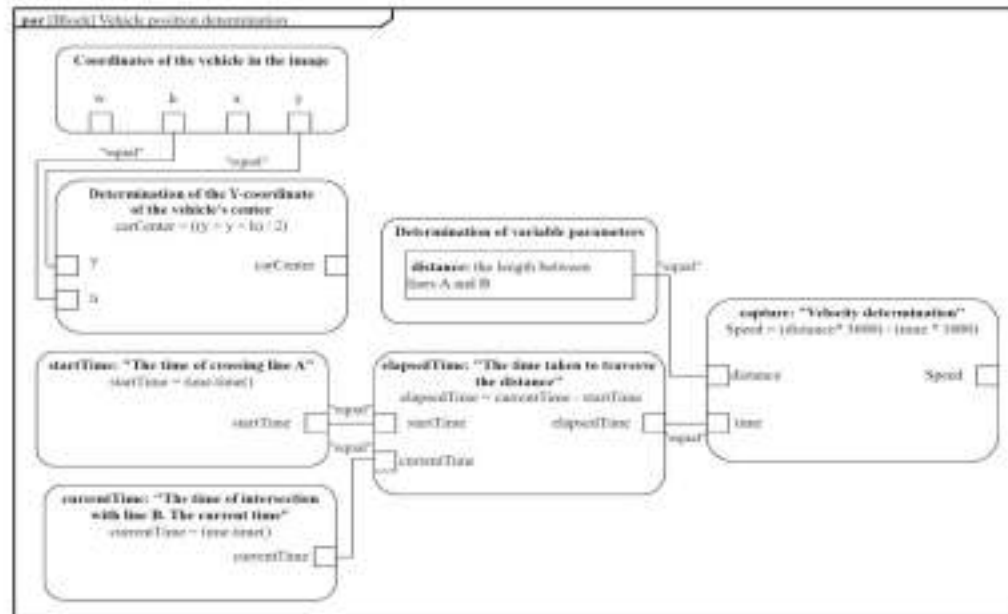


Fig.4. Parametric diagram of car speed determining

To develop a vehicle speed detection device, the first step is to research the necessary functionality and requirements that are important for such a device. One of the important aspects of device development is ensuring high accuracy of speed determination. Accuracy in such a device is a critical factor, as inaccurate speed information can lead to dangerous situations on the road or false alerts to law enforcement.

To develop a vehicle speed detection device, the first step is to research the necessary functionality and requirements that are important for such a device. One of the important aspects of device development is ensuring high accuracy of speed determination. Accuracy in such a device is a critical factor, as inaccurate speed information can lead to dangerous situations on the road or false alerts to law enforcement.



Fig.5. Cars recognition in a video frame



Fig.6. Crossing line B by car

As a result, certain requirements for the further development of the device were formed based on the main factors mentioned above:

- 1) increase in accuracy - research of new methods of speed measurement;
- 2) integration with other safety systems - compatibility of the device with other safety systems, such as stability control, automatic emergency braking, etc.;
- 3) data analysis and forecasting - using data analysis and AI to track various driver behaviors, assess risks and improve systems;
- 4) cooperation with law enforcement agencies - enabling the user to send information about violators of traffic rules to law enforcement agencies, which can potentially reduce the number of violators on the roads;
- 5) anonymity - ensuring the anonymity of the user when sending a message about an offense.

### Conclusions

Considering the statistics of the number of people killed and injured on the world's roads from 2011 to 2021, related to speeding, it is clear that excessive speed is a serious problem and affects the safety of road users. Over the past ten years, due to the increase in road traffic, the number of victims and victims of speeding accidents has remained high.

After analyzing the ready-made solutions, such as the state video recording system of speeding, Dashcam, Speedometer PRO, the disadvantages and advantages of these systems were taken into account and the work of the own system for determining the speed of the car in front was developed, which will combine various functions from these systems to increase the safety and comfort on the road. Combining the features of existing driver assistance systems, our device will determine the speed of the vehicle in which the system is located, the speed of the vehicle in front, collect information about cars violating traffic rules and will allow the user to send information to law enforcement agencies for the safety of other drivers on the road.

Taking into account the negative impact of speeding on road safety, it is important to actively promote the introduction of speed control systems in cars. These systems allow the car to determine the optimal speed and safe distance to the vehicle in front, as well as provide the driver with appropriate warnings of dangerous situations, such as speeding by the vehicle in front or sudden braking.

Implementation of speed control systems is a mandatory measure to improve road safety and reduce the number of traffic accidents related to non-observance of speed limits. Such technologies will help reduce the number of victims and injured on the roads, save the lives and health of road users and make the roads safer for everyone. Therefore, the use of a speed control system in cars is an important step in improving road safety.

### References

1. H. T. Moufleh, M. Erö-Kantarci, S. Soome, *Connected and Autonomous Vehicles in Smart Cities*. CRC Press, 2020. pp. 174-177.
2. M. F. Kabir, Roy, S. *Real-time vehicular accident prevention system using deep learning architecture*. *Expert Systems with Applications*, 2022.
3. R. S. Job, C. Brodie, *Road safety evidence review: Understanding the role of speeding and speed in serious crash trauma: A case study of New Zealand*. *Journal of road safety*, 2022. pp. 5-25.
4. Статистика європейських країн (accessed July 15, 2023) URL: <https://img.kiev.ua/post/kyivmf51-strashna-statistika-avari>.

5. National Center for Statistics and Analysis. Speeding: 2021 data (Traffic Safety Facts, Report No. DOT HS 813 473). National Highway Traffic Safety Administration, 2023. pp. 2. <https://crashstats.nhtsa.dot.gov/Api/Public/ViewPublication/813473>.
6. M. B. A. Rafhani, M. A. Mizarat, W. S. Alahad, S. Ayub, H. Baklani, M. Alrai. Road accident data collection systems in developing and developed countries: a review. *International Journal of Integrated Engineering*, 2022. pp. 336-352.
7. D. N. Venu, G. Rakoth, K. Munesaha, K. Anisha, S. Meruga, A. Mohammad. Smart Road Safety and Vehicle Accident Prevention System for Mountain Road. *International Journal from Innovative Engineering and Management Research (IJEMR)*, 2022. pp. 38-47.
8. Запуск системи автоматичної фіксації порушень Правил дорожнього руху (accessed July 19, 2023) URL: <https://rms.gov.ua/uk/ministry-projekti-rms/avtofoto-video/fiksatsiya-porusen-pdr/zapusk-sistemi-avtomatichnoyi-fiksatsiyi-porusen-pravil-dorozhnogo-ruhu-1>.
9. Shift the way you drive. Dushcam/UA (accesses July 19,2023) URL: <https://dushcam.in.ua/>.
10. Speedometer PRO (accessed July 19, 2023) URL: <https://play.google.com/store/apps/details?id=pl.mobim.android.speedometer2>.
11. R. Singh, A. Gehlot, V. Jain, P. K. Malik. Handbook of research on the internet of things applications in robotics and automation. IGI Global, 2019.
12. T. Hovorushchenko, O. Pavlova, and M. Kostjuk. "Method of Increasing the Security of Smart Parking System", *JCSANDM*, vol. 12, no. 03, pp. 297-314.

<b>Olga Pavlova</b> <b>Ольга Павлова</b>	PhD, Associated professor of Computer Engineering & Information Systems Department, Khmelnytskyi National University, Khmelnytskyi, Ukraine, e-mail: <a href="mailto:olga1607pavlova@gmail.com">olga1607pavlova@gmail.com</a> <a href="https://orcid.org/0000-0001-7019-0354">https://orcid.org/0000-0001-7019-0354</a>	доктор філософії, доцент кафедри комп'ютерної інженерії та інформаційних систем, Хмельницький національний університет, Хмельницький, Україна.
<b>Ada Bilinska</b> <b>Ада Білінська</b>	Student of Computer Engineering & Information Systems Department, Khmelnytskyi National University, Khmelnytskyi, Ukraine, e-mail: <a href="mailto:bilinska.ada5@gmail.com">bilinska.ada5@gmail.com</a>	студентка кафедри комп'ютерної інженерії та інформаційних систем, Хмельницький національний університет, Хмельницький, Україна.
<b>Andrii Holovatuk</b> <b>Андрій Головатюк</b>	Student of Computer Engineering & Information Systems Department, Khmelnytskyi National University, Khmelnytskyi, Ukraine, e-mail: <a href="mailto:golovatukao@gmail.com">golovatukao@gmail.com</a>	студент кафедри комп'ютерної інженерії та інформаційних систем, Хмельницький національний університет, Хмельницький, Україна.
<b>Yaroslav Binkovskiy</b> <b>Ярослав Бінковський</b>	Student of Computer Engineering & Information Systems Department, Khmelnytskyi National University, Khmelnytskyi, Ukraine, e-mail: <a href="mailto:binkovskv22@gmail.com">binkovskv22@gmail.com</a>	студент кафедри комп'ютерної інженерії та інформаційних систем, Хмельницький національний університет, Хмельницький, Україна.
<b>Denys Melnychuk</b> <b>Денис Мельничук</b>	Student of Computer Engineering & Information Systems Department, Khmelnytskyi National University, Khmelnytskyi, Ukraine, e-mail: <a href="mailto:deniska.melnichuk@gmail.com">deniska.melnichuk@gmail.com</a>	студент кафедри комп'ютерної інженерії та інформаційних систем, Хмельницький національний університет, Хмельницький, Україна.

<https://doi.org/10.31891/2219-9365-2024-77-22>  
УДК 004.89: 004.3

**БІЛІНЬСЬКА Ада**  
Хмельницький національний університет  
e-mail: [bilinska.ada5@gmail.com](mailto:bilinska.ada5@gmail.com)  
**БІНЬКОВСЬКИЙ Ярослав**  
Хмельницький національний університет  
e-mail: [binovsky22@gmail.com](mailto:binovsky22@gmail.com)  
**ГОЛОВАТЮК Андрій**  
Хмельницький національний університет  
e-mail: [gholovatyuk@gmail.com](mailto:gholovatyuk@gmail.com)  
**МЕЛЬНИЧУК Денис**  
Хмельницький національний університет  
e-mail: [deniska.melnychuk@gmail.com](mailto:deniska.melnychuk@gmail.com)  
**ГОВОРУЩЕНКО Тетяна**  
Хмельницький національний університет  
<https://orcid.org/0009-0002-7942-1857>  
e-mail: [govorushchenko@gmail.com](mailto:govorushchenko@gmail.com)

## АВТОМАТИЧНЕ ВИЯВЛЕННЯ АВТОМОБІЛЬНИХ ПОРУШНИКІВ ЗА ДОПОМОГОЮ КОМП'ЮТЕРНОГО ЗОРУ В РАМКАХ КІБЕРФІЗИЧНОЇ СИСТЕМИ ЗАПОБІГАННЯ АВАРІЙНИМ СИТУАЦІЯМ

*У сучасному світі, де темп розвитку технологій прискорюється, питання безпеки дорожнього руху залишається актуальним завданням. Автоматизація процесів і застосування новітніх технологій у сфері дорожнього руху можуть допомогти зменшити кількість ДТП та порушень правил.*

*Автоматичне виявлення автопорушників за допомогою комп'ютерного зору в рамках кіберфізичної системи запобігання аварійним ситуаціям є перспективним напрямком досліджень, спрямованим на забезпечення комфортного та безпечного дорожнього руху. Однак, для ефективного реалізації цієї технології, необхідно вирішити ряд технічних та організаційних питань.*

*У цій статті буде досліджено роль комп'ютерного зору у виявленні автомобільних порушників та розглянуто реалізацію кіберфізичних систем, спрямованих на запобігання аварійним ситуаціям на дорозі. Було розглянуто проблему покращення якості зчитування зображення для ефективного виявлення об'єктів за допомогою комп'ютерного зору для забезпечення стандартів безпеки.*

*Також, у статті виконано аналіз технологій, методів та проблем, пов'язаних з цим процесом. Зокрема, виявлено можливості використання штучного інтелекту та нейронних мереж у комп'ютерному зорі для підвищення швидкості та точності виявлення порушників.*

*Мета дослідження – визначити переваги та перспективи подальшого розвитку систем виявлення порушників на дорозі, зокрема, їх внесок у покращення безпеки дорожнього руху та можливості використання для розвитку інтегрованих транспортних систем майбутнього для запобігання аварійним ситуаціям.*

*Ключові слова: автоматичне виявлення порушників, комп'ютерний зор, кіберфізична система, безпека на дорозі, аварійні ситуації, технології комп'ютерного зору, покращення якості зображення, системи виявлення порушень ПДР, безпека дорожнього руху, транспортні засоби, сенсори.*

BILINSKA Ada, BINKOVSKYI Yaroslav,  
HOLOVATIUK Andrii, MELNYCHUK Denis, HOVORUSHCHENKO Tetiana  
Khmelnitskyi National University

## AUTOMATIC DETECTION OF MOTOR VEHICLE OFFENDERS USING COMPUTER VISION AS PART OF A CYBER-PHYSICAL EMERGENCY PREVENTION SYSTEM

*In today's world, where the pace of technological development is accelerating, road safety remains a pressing issue. Automation of processes and the use of the latest technologies in the field of road traffic can help reduce the number of accidents and violations of the rules. Automatic detection of motorists using computer vision as part of a cyber-physical accident prevention system is a promising area of research aimed at ensuring comfortable and safe road traffic. However, for the effective implementation of this technology, a number of technical and organizational issues need to be addressed.*

*This article will investigate the role of computer vision in detecting automotive offenders and consider the implementation of cyber-physical systems aimed at preventing road accidents. The problem of improving the quality of image reading for effective detection of objects using computer vision to ensure safety standards was considered.*

*The article also includes an analysis of the technologies, methods and issues involved. In particular, the article explores the possibilities of using artificial intelligence and neural networks in computer vision to increase the speed and accuracy of intrusion detection. The purpose of the study is to determine the advantages and prospects for further development of road violator detection systems, in particular, their contribution to improving road safety and the possibility of using them to develop integrated transport systems in the future to prevent accidents.*

*Keywords: automatic detection of violators, computer vision, cyber-physical system, road safety, emergencies, computer vision technologies, image quality improvement, traffic violation detection systems, road safety, vehicles, sensors.*

### Постановка проблеми у загальному вигляді та її зв'язок із важливими науковими чи практичними завданнями

З кожним роком автомобільний трафік стає все інтенсивнішим, а безпека на дорогах залишається однією з найбільш актуальних проблем. Порушення правил дорожнього руху, такі як перевищення швидкості, зміна смуги без відповідних сигналів та проїзд на червоне світло, не лише ставлять під загрозу безпеку водіїв та пасажирів, але й можуть призвести до серйозних аварійних ситуацій.

Традиційні методи та системи розкриття злочинів не тільки витрачають сили та ресурси поліції, але й є вкрай неефективними. В даний час виявлення порушень ПДР в основному базується на ручних методах, а точність і швидкість роботи систем виявлення порушень транспортних засобів мають очевидні недоліки.

Завдяки швидкому розвитку технологій комп'ютерного зору та інтеграції їх у сучасні автомобілі, виникають нові можливості у сфері безпеки на дорозі. Кіберфізичні системи, що базуються на комп'ютерному зорі, дозволяють автомобілям автоматично виявляти порушення правил дорожнього руху та надавати водіям вчасні попередження або навіть втручатися для запобігання аварій. Також, на основі зібраних даних існує можливість передавання інформації про порушника до правоохоронних органів.

У сучасному автомобільному виробництві кіберфізичні системи відіграють ключову роль у забезпеченні безпеки та ефективності дорожнього руху. Кіберфізичні системи представляють собою інтеграцію фізичних компонентів, таких як датчики, актуатори та регулюючі пристрої, з програмним забезпеченням, що забезпечує обробку даних та прийняття рішень в реальному часі.

Одним з основних завдань кіберфізичних систем у автомобільній промисловості є підвищення безпеки на дорозі шляхом розробки та впровадження різноманітних систем попередження аварійних ситуацій та їх уникнення. Ці системи включають в себе системи антиблокування гальм, системи контролю стабільності, системи попередження зіткнень, системи автоматичного розпізнавання дорожніх знаків, сигналів світлофора, світлових сигналів інших автомобілів та інші [1].

Завдяки постійно розвиваючимся сенсорів, таких як радары, камери та лазерні сканери з потужними обчислювальними системами, кіберфізичні системи можуть аналізувати навколишнє середовище, виявляти потенційні загрози та надавати водіям вчасні попередження або навіть автоматично керувати автомобілем для уникнення аварій.

Технологія комп'ютерного зору може своєчасно і точно аналізувати та розуміти зібрані дані із зображення, швидко розпізнавати об'єкти на зображенні та вчасно виявляти порушення. Завдяки технології візюальної людини та комп'ютера, інформація з автоматичних систем може об'єднуватися для багаторазового виявлення порушень транспортних засобів. Це зменшує проблеми, викликані несправністю одного датчика або помилковими спрацюваннями, роблячи систему виявлення більш точною, надійною та стійкою до збоїв.

Порушення правил дорожнього руху є однією з основних причин дорожньо-транспортних пригод і створює серйозну загрозу безпеці життя та майна людей. Завдяки взаємодії людини з комп'ютером і комп'ютерним зором автоматичні системи виявлення порушень транспортних засобів можуть своєчасно виявляти порушення, зменшувати ймовірність дорожньо-транспортних пригод і підвищувати безпеку руху.

Водночас, порушення спричиняють затримки та затори, впливаючи на ефективність пересування людей та комфорт подорожей. Тому, впровадження автоматичних систем виявлення порушень транспортних засобів можуть зменшувати кількість порушень, згладити рух транспорту та зменшити проблеми заторів у містах.

#### Розгляд існуючих рішень

У сучасний період часу автотранспорт виступає ключовим засобом переміщення людей. На жаль, транспортні засоби не лише додають комфорту в повсякденне життя, але й підвищують ймовірність аварій та порушень правил дорожнього руху. Вирішення цієї проблеми, що привертала увагу численних дослідників, може бути досягнуте за допомогою систем запобігання аварійним ситуаціям [2].

Під час розроблення власної системи було проаналізовано вже існуючі дослідження. В одному розглянутому рішенні було запропоновано систему відоспостереження за дорожнім рухом, яка автоматично керує світлофорами та виявляє аварії. Використовують гібридний медіанний фільтр та гібридну векторну машину підтримки для обробки відео та відстеження транспортних засобів. Система виявляє щільність руху, переключає світлофори для екстрених служб та використовує нейронні мережі для виявлення прибуття швидкої допомоги. Результати вказують на покращення ефективності управління та ідентифікації аварій в реальному часі [3].

У наступній вивченій статті дослідники пропонують систему інтелектуального управління сигналом дорожнього руху, зокрема біля адаптацію до бездротових технологій через виявлення транспортних засобів та допоміжно бездротового зв'язку. Авторі описали алгоритм з використанням підходу із поділом на підкріпленням націлення для ефективного керування дорожніми сигналами в умовах обмеженого виявлення транспортних засобів. Ефективність системи вимірюється при різних умовах, таких як потоки автомобілів та рівень виявлення,

покращуючи здатність системи скорочувати час очікування транспортних засобів на перехресті та поліпшувати рух на дорозі [4].

У іншій статті досліджується автоматизована система виявлення порушень правил дорожнього руху. Використовуючи камери відеоспостереження, система запікує дорожній рух та застосовує genetic algorithm (GA) для виявлення порушень. Процес включає в себе відняття фону, використання технології Haar для виявлення транспортних засобів та оптимізацію вхідних даних Genetic algorithm для створення ефективних правил виявлення порушень. Мета полягає в досягненні найбільш оптимального набору правил [5].

У ще одній статті розглядаються проблеми контролю за порушеннями правил дорожнього руху, зокрема через недостатність фізичного моніторингу та великі обсяги трафіку. В ній подано систему, яка використовує Yolo-v4 у комплексі з DeepSORT для виявлення порушень та Yolo-v4 у комплексі з Tesseract для розпізнавання номерних знаків. Зазначено високу точність системи в тестових сценаріях, що підтримує ідею використання штучного інтелекту для автоматизації видачі штрафів та поліпшення безпеки дорожнього руху [6].

В загальному було проведено порівняльну характеристику існуючих досліджень і наведено результати в таблицю 1.

Загалом, дослідження, спрямовані на виявлення порушень транспортних засобів, дали певний результат, але є певні недоліки у точності виявлення, які можна було б поліпшити. Також, подані системи функціонують за допомогою камер, які розміщено безпосередньо на певних ділянках доріг. Це є ефективним лише на цих ділянках, ігноруючи більшу частину дороги. Система, запропонована у даній статті, буде встановлюватись всередину автомобіля, що забезпечує ефективне виявлення порушень на усьому маршруті транспортного засобу. У випадку масового використання, система може покрити дуже велику частину автомобільних доріг, збільшуючи безпеку усіх учасників руху.

#### Алгоритми роботи системи виявлення автомобільних порушень

Майбутня система виявлення правопорушників має взаємодіяти з іншими системами в загальній структурі забезпечення аварійних ситуацій. Так як для ідентифікації злочинців потрібно, щоб система могла ідентифікувати пішоходів, автомобілів, дорожні знаки, дорожні смуги та сигнали світлофорів. Було складено загальний алгоритм роботи системи, який представлено на рис. 1.

Таблиця 1.

Порівняння параметрів існуючих рішень.

Параметри	Джерело			
	[3]	[4]	[5]	[6]
Використані технології	Гібридний експертний фільтр, гібридна векторна машина, підтримка, нейронні мережі	Бездротові технології, підтримка пам'яті	Камери відеоспостереження, технологія Haar, Genetic algorithm	Yolo-v4, DeepSORT, Tesseract
Застосування	Відеоспостереження за дорожнім рухом, автоматичне керування світлофорами, виявлення аварій	Адаптація сигналів дорожнього руху до бездротових технологій, ефективне керування сигналами	Виявлення порушень правил дорожнього руху за допомогою Genetic algorithm	Виявлення порушень правил дорожнього руху, розпізнавання номерних знаків
Особливості	Гібридні фільтри та машини для обробки відео, використання нейронних мереж для виявлення грибування швидкої допомоги	Використання підтримки пам'яті для ефективного управління дорожніми сигналами	Застосування Genetic algorithm для виявлення порушень та оптимізації правил	Використання Yolo-v4 та DeepSORT для виявлення порушень, Yolo-v4 та Tesseract для розпізнавання номерних знаків
Результати	Покращення управління та ідентифікації аварій в реальному часі	Скорочення часу очікування на перехресті та поліпшення руху	Створення ефективних правил виявлення порушень за допомогою Genetic algorithm	Висока точність в тестових сценаріях, можливість автоматизації видачі штрафів та поліпшення безпеки дорожнього руху

Система виявлення автомобільних порушень включає наступні етапи:

1) Захоплення зображення: Система починає свою роботу з захоплення зображення з встановлених у автомобілі камер.

2) Передобробка зображення: Отримане зображення піддається передобробці, яка включає в себе зменшення шуму, підвищення контрастності та інші операції для покращення якості зображення.

3) Виявлення дорожніх об'єктів: Система використовує алгоритми комп'ютерного зору для виявлення дорожніх об'єктів на зображенні, таких як автомобілі, дорожні знаки, пішоходи тощо. Даний етап виконується за допомогою інших підсистем системи запобігання аварійних ситуацій. До них відносяться підсистеми розпізнавання дорожніх знаків, сигналів світлофора та автомобілів (частина функціоналу підсистеми визначення безпечної відстані між автомобілями).

3) Відслідковування об'єктів: Після виявлення дорожніх об'єктів система відстежує їх рух та маршрут. Це може бути важливо для визначення траєкторії руху та передбачення майбутніх дій об'єктів.

4) Класифікація об'єктів: Отримані дані про об'єкти аналізуються для визначення, чи відбувається порушення правил дорожнього руху. Цей етап включає в себе використання класифікаторів, які можуть розрізняти різні види порушень, такі як перевищення швидкості, проїзд на червоне світло, тощо.

5) Виявлення порушень: Якщо система виявляє порушення, вона здійснює відповідні дії, а саме видає попередження водієві.

6) Занесіть і аналіз даних: Система заносить дані про порушення та порушника для подальшого аналізу та використання у випадку, якщо вони будуть потрібні для подальшої обробки або судового розгляду.

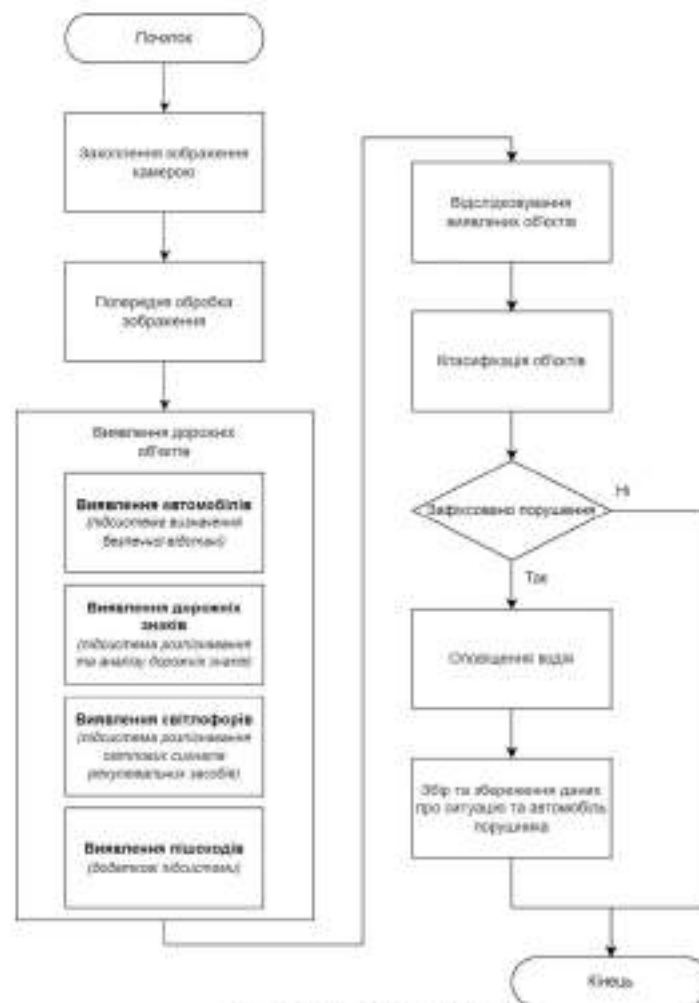


Рис. 1. Алгоритм роботи підсистем  
Комп'ютерний зір в автоматизованих системах безпеки на дорозі

Комп'ютерний зір представляє собою галузь штучного інтелекту, яка вивчає алгоритми та методи для розпізнавання та розуміння зображень та відео. У сфері безпеки на дорозі комп'ютерний зір може бути використаний для реалізації систем виявлення та реагування на автомобільні порушення.

Основні етапи роботи систем комп'ютерного зору включають завантаження зображення або відео з встановлених камер, обробку отриманих даних для виявлення об'єктів та їх класифікації, а також прийняття відповідних рішень на основі отриманих результатів.

Застосування комп'ютерного зору у системах безпеки на дорозі включає в себе розпізнавання дорожніх знаків, виявлення пішоходів та велосипедистів, а також виявлення порушень правил дорожнього руху, таких як перевищення швидкості, проїзд на червоне світло та інші.

Для реалізації цих функцій системи комп'ютерного зору використовують різноманітні методи та алгоритми, включаючи машинне навчання, глибоке навчання та обробку сигналів. Вони дозволяють системам автоматично аналізувати великий обсяг даних та виявляти порушення з високою точністю та швидкістю.

Автоматичне виявлення автомобільних порушень є важливою складовою кіберфізичних систем безпеки на дорозі.

Для автоматичного виявлення порушень правил дорожнього руху системи комп'ютерного зору використовують алгоритми обробки зображень та машинного навчання. Зображення, отримані з камер, піддаються аналізу для виявлення об'єктів інтересу, таких як автомобілі, дорожні знаки та сигнали світлофора. Після цього застосовуються алгоритми класифікації для визначення того, чи відбувається порушення правил дорожнього руху.

Одним із ключових викликів у розробці таких систем є підвищення точності виявлення порушень та зменшення кількості помилок. Для досягнення цієї мети використовуються техніки глибокого навчання та нейронні мережі, які можуть ефективно виявляти та класифікувати об'єкти на зображеннях з високою точністю.

Завдяки автоматичному виявленню порушень правил дорожнього руху, системи безпеки на дорозі можуть надавати водіям вчасні попередження та надають можливість користувачам передати інформацію про порушення до правоохоронних органів, використовуючи записані матеріали.

#### Покращення якості зображення

Кожне зображення автомобілів ресетруються та передаються цифровими закодами, виникають численні труднощі, пов'язані з впливом обладнання та зовнішніх факторів, які відображаються у вигляді шумових ефектів на отриманих зображеннях. Суттєвий внесок у цей ефект робить піксельні блоки або елементи, які з'являються на зображенні раптово та не передбачено, представляючи собою прояв цього шуму.

У зазначеному контексті важливо зазначити, що негативний вплив шумів на зображення автомобілів може викликати різке погіршення якості, роблячи зображення не чітким та менш інформативним. Тому необхідно застосовувати методи фільтрації для подолання цього ефекту.

Метод середньої фільтрації виявляється ефективним рішенням для цієї задачі. Згідно з математичним виразом, він спирається на розрахунок середнього значення градацій сірого шуму для пікселя, замінюючи це значення середнім значенням усіх його сусідніх пікселів. Це призводить до вирівнювання значень та зменшення впливу шумових ефектів на окремі пікселі, покращуючи зовнішній вигляд зображення. Математичний вираз для цього виглядає наступним чином:

$$G_{(x,y)} = \frac{1}{N} \sum_{(i,j) \in \mathcal{N}} f_{(x,y)}(x-i, y-j), \quad (1)$$

де  $\mathcal{N}$  – це набір усіх найближчих пікселів, визначений точково  $(x,y)$ ,  $N$  представляє кількість найближчих пікселів, визначену  $(x, y)$  точками,  $f_{(x,y)}$  представляє значення градацій сірого вихідного зображення в точках  $(x, y)$ , тоді як  $G(x, y)$  представляє значення градацій сірого зображення після середньої фільтрації для пікселя.

Наступним кроком було проведено порівняння ефектів середньої фільтрації на вихідному зображенні. У процесі порівняльного аналізу реальне зображення (рис. 2), яке відображає реальні умови, порівнюється із зображеннями, де до реального шуму додані зернистість та пилоровий шум (рис. 3). Після застосування методу середньої фільтрації відбувається пом'якшення чи видалення шуму, що виражається покращенням чіткості та деталізації зображення (рис. 4).

Цей аналіз охоплює кілька аспектів, включаючи якість відтворення деталей, зменшення шуму та збереження кольорів. Він служить об'єктивною мірою ефективності методу середньої фільтрації в умовах, де автомобільні зображення супроводжуються різноманітними шумовими артефактами.

На оригінальному знімку (рис. 2) автомобіля в реальних умовах виявляються деталі та контури з високою передачею кольорів. Однак, ймовірно, наявні шуми та невеликі артефакти, спричинені випадковими факторами, можуть обмежувати чіткість зображення та впливати на його загальний вигляд.



Рис. 2. Оптимізоване зображення

Після введення штучної зернистості та пазерового шуму на зображення виникає ефект випадкових блоків та точок (рис. 3). Це може створювати враження низької якості та викликати втрату деталей на зображенні, внаслідок випадкової появи пікселів, які виглядають як артефакти.

Після використання методу середньої фільтрації спостерігається помітне підвищення якості зображення (рис. 4). Шуми, які раніше були внесені, видаляються або пом'якшуються, внаслідок чого зображення стає більш чітким і зберігає більше деталей. Кольори залишаються природними, а контури стають більш визначеними, що сприяє направленню впливу шумових ефектів.

Таким чином, в порівнянні з реальним та штучно згенерованим шумом зображенням, застосування методу середньої фільтрації суттєво покращує якість та чіткість зображення, зменшуючи вплив шуму та підвищуючи його інформативність.

Погодні умови та прозорість відеокмери можуть значно впливати на якість отриманих зображень. Таким чином, удосконалення контрастності кадрів відеозображень з порушеннями транспортних засобів стає критично важливою задачею. Однією з можливих труднощів є те, що деякі області на зображенні мають меншу інтенсивність пікселів, що може призводити до нечіткості деталей. Для вирішення цього питання можна використовувати метод вирівнювання гистограми, який сприяє нормалізації гистограми цільового зображення. Цей метод є ефективним та простим у використанні і широко використовується для покращення якості зображень. У даній системі планується у майбутньому використати даний метод для підвищення якості порівняння зображень.

Суть вирівнювання гистограми полягає в розширенні діапазону значень відтінків сірого, використовуючи більше пікселів при обробці зображення та об'єднуючи значення градієнтів сірого. Це призводить до покращення контрастності та чіткості зображення. На рисунках 5 та 6 представлені зображення до та після вирівнювання гистограми, разом із відповідними гистограмами, демонструючи вплив цього методу на якість зображень транспортних засобів.

Починаючи зі оригінального зображення, помітно, як розширення діапазону значень відтінків сірого призводить до покращення контрастності та чіткості деталей. Зони з меншою інтенсивністю пікселів, які раніше виглядали нечіткими, стають більш визначеними та виділяються чітко на фоні.



Рис. 3. Зображення після додання контрастності та видалення шуму



Рис. 4. Зображення після середньої фільтрації

Актуалізація параметрів чи правил навчання становить необхідну складову в процесі машинного навчання, яка описує, як модель адаптує свої внутрішні параметри для оптимізації продуктивності при роботі з новими даними. У випадку контрольованого навчання цей процес часто включає у себе мінімізацію функції втрат, яка вимірює відмінність між прогнозами моделі та фактичними мітками. Для системи виявлення порушень на транспортних засобах ці мітки вказують на присутність порушень та їхній характер на зображеннях. Професійні анотатори або команди використовуються для позначення зібраних зображень.

транспортних засобів. Процес маркування повинен відповідати уніфікованим критеріям, щоб забезпечити точність кожного етикету. Для забезпечення точності анотації дані можуть бути випадково вибрані та перевірені для виявлення та усунення можливих помилок.

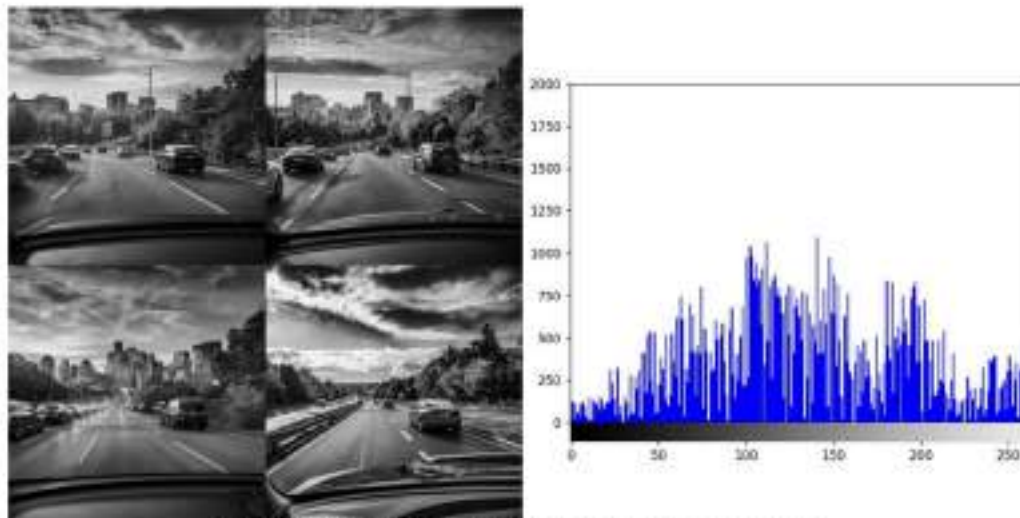


Рис. 5. Оригінальні зображення у візних сітках та відповідні гістограми

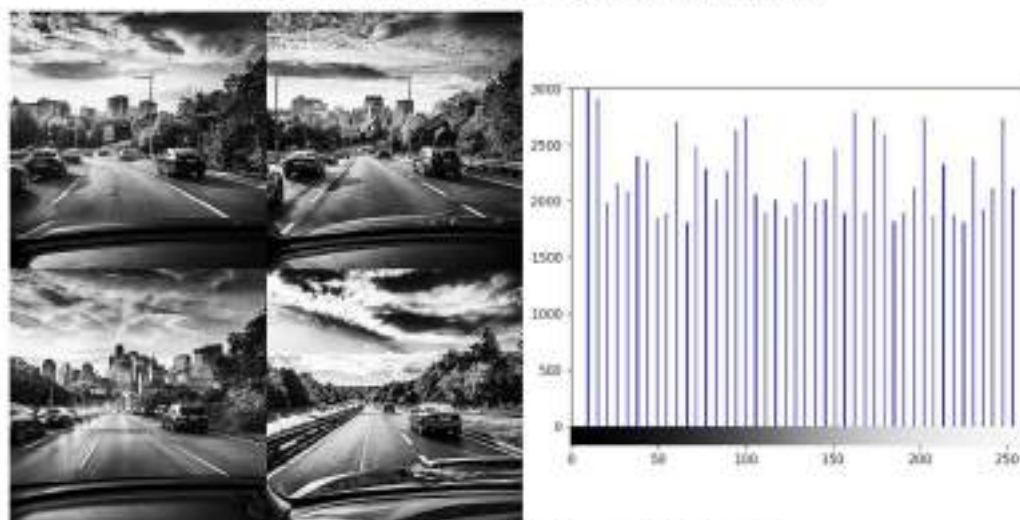


Рис. 6. Зображення та гістограми після вирівнювання гістограм

#### Складення списку порушень

Дана підсистема розрахована на певний перелік порушень, які вона може розпізнати. Нижче наведено список даних порушень:

1) **Перевищення швидкості:** Система виявляє транспортні засоби, які рухаються зі швидкістю, що перевищує встановлені обмеження. Це може включати виявлення транспортних засобів, які рухаються з великою швидкістю на автострадах, в міських зонах або в інших областях з обмеженою швидкістю. Дані збираються на основі швидкості руху автомобіля потенційного порушника та виявлених знаків обмеження швидкості;

2) **Рух без увімкнених фар:** Система виявляє транспортні засоби, які рухаються без увімкнених фар в умовах низької видимості, наприклад, вночі або при поганих погодних умовах. Це може бути небезпечним для інших учасників дорожнього руху та може призвести до аварій;

3) **Порушення меж дорожньої розмітки:** Система виявляє транспортні засоби, які перетинають межі смуги руху без використання сигналів повороту, без необхідного обґрунтування або у невідповідному місці (перетин сучільних смуг, тощо);

4) **Порушення правил проїзду світлофора:** Система виявляє транспортні засоби, які проїжджають перехрестя при червоному світлі світлофора. Це може бути небезпечно для інших учасників дорожнього руху та призвести до серйозних аварій;

5) **Рух в забороненому напрямку:** Система виявляє транспортні засоби, які рухаються в забороненому напрямку (по зустрічній смузі руху). Це може призвести до зіткнень та серйозних наслідків для безпеки на дорозі;

6) **Порушення правил обгону:** Система виявляє транспортні засоби, які обганяють інші автомобілі в небезпечних місцях, де це заборонено правилами дорожнього руху;

7) **Порушення правил паркування:** Система виявляє транспортні засоби, які паркуються в заборонених місцях або перешкоджають руху інших автомобілів, що може призвести до перешкод для учасників дорожнього руху;

8) **Ігнорування дорожніх знаків:** Система виявляє випадки, коли водії ігнорують важливі дорожні знаки та вказівки, такі як заборона обгону, зупинка, обмеження швидкості та знаки пріоритету;

9) **Порушення правил руху через залізничний переїзд:** Система виявляє транспортні засоби, які переїжджають залізничний переїзд, коли це заборонено. Це може призвести до небезпечних ситуацій та аварій на дорозі;

10) **Порушення правил проїзду пішохідних переходів:** Система виявляє випадки, коли водії проїжджають пішохідний перехід в той момент, коли пішоходи переходять дорогу на зелене світло або мають перевагу за правилами дорожнього руху.

#### **Висновки з даного дослідження і перспективи подальших розвідок у даному напрямі**

У результатах цієї роботи було детально розглянуто роль системи виявлення порушень правил дорожнього руху на основі комп'ютерного зору у підвищенні безпеки на дорозі. Застосування комп'ютерного зору у системах безпеки на дорозі дозволяє ефективно виключити різноманітні порушення, такі як перевищення швидкості, рух без ввімкнених фар, порушення меж дорожньої розмітки та багато інших, що сприяє зменшенню аварійності та збереженню людських життів.

Застосування таких систем сприяє покращенню загальної безпеки на дорозі та зменшенню кількості аварійних ситуацій. Подальші дослідження та розробки цих технологій можуть призвести до їх більш широкого впровадження та забезпечити вищий рівень безпеки для всіх учасників дорожнього руху.

Новизна автоматизованої системи виявлення порушень транспортних засобів, що базується на взаємодії людини з комп'ютером і комп'ютерним зором, представлена рядом ключових аспектів:

1) **Інтегроване використання технологій взаємодії людини з комп'ютером і комп'ютерним зором:** Система об'єднує функції взаємодії людини з комп'ютером та комп'ютерним зором, створюючи можливість не лише автоматичного виявлення та ідентифікації порушень, але й надання інтуїтивно зрозумілого інтерфейсу моніторингу для управління дорожнього руху. Це сприяє ефективній взаємодії людини і машини.

2) **Акцент на зручному дизайні:** Особлива увага приділяється зручному дизайну, що відрізняється від традиційних систем моніторингу. Завдяки технології взаємодії людина-комп'ютер користувачі можуть інтуїтивно сприймати інформацію про порушення, швидко реагуючи на неї. Це значно поліпшує ефективність та зручність управління трафіком;

3) **Динамічне налаштування та адаптивне навчання:** Система має можливість динамічного налаштування та адаптивного навчання, а також автоматично регулює режим роботи відповідно до різних умов і середовищ. Це гарантує точність виявлення порушень. Крім того, система постійно покращує свої навички виявлення через постійний процес навчання і самокорекції.

#### **Література**

1. Hovorushchenko T. Road Accident Prevention System / T. Hovorushchenko, O. Pavlova, Y. Binkovskiy, A. Bilinska, A. Holovatiuk, D. Melnychuk // In 2023 13th International Conference on Dependable Systems, Services and Technologies (DESSERT). IEEE. – 2023. – Pp. 1-7.
2. Sahraoui Y. DeepDist: a deep-learning-based IoV framework for real-time objects and distance violation detection / Y. Sahraoui, C. A. Kertache, A. Korichi, B. Nour, A. Adnane, R. Hussain // IEEE Internet Things Magaz. – 2021. – Vol. 33. – Pp. 30-34.
3. Maha Vishnu V.C. Intelligent traffic video surveillance and accident detection system with dynamic traffic signal control / V.C. Maha Vishnu, M. Rajalakshmi, R. Nedunchezian // Cluster Comput. – 2018. – Vol. 215. – Pp. 135-147.
4. Zhang R. Using reinforcement learning with partial vehicle detection for intelligent traffic signal control / R. Zhang, A. Ishikawa, W. Wang, B. Striner, O.K. Tonguz // IEEE Trans. Intellig. Transport. – 2020. – Pp. 404-415.

5. Bhat A.T. Traffic violation detection in India using genetic algorithm / A.T. Bhat, M.S. Rao, D.G. Pai // *Glob. Trans. Proc.* – 2021. – Vol. 2(2). – Pp. 309–314.
6. Charran, R. S. Two-Wheeler Vehicle Traffic Violations Detection and Automated Ticketing for Indian Road Scenario. / R. S.Charran, R. K. Dubey // *IEEE Trans. Intellig. Transport. Syst.* – 2022. – Pp. 22002–22007.

#### References

1. T. Hovonashchenko, O. Pavlova, Y. Binkowskyi, A. Bilinska, A. Holovoniak, D. Melnychuk. Road Accident Prevention System // In 2023 13th International Conference on Dependable Systems, Services and Technologies (DESSERT). IEEE. – 2023. – Pp. 1-7.
2. Y. Sahasani, C. A. Keraiche, A. Korichi, B. Nour, A. Adnane, R. Hussain. DeepDist: a deep-learning-based IoT framework for real-time objects and distance violation detection // *IEEE Internet Things Magazine.* – 2021. – Vol. 13. – Pp. 30–34.
3. V.C. Maha Videm, M. Rajalakshmi, R. Nedumchezhian. Intelligent traffic video surveillance and accident detection system with dynamic traffic signal control // *Cluster Comput.* – 2018. – Vol. 215. – Pp. 135–147.
4. R. Zhang, A. Ishikawa, W. Wang, B. Striner, O.K. Tonguz. Using reinforcement learning with partial vehicle detection for intelligent traffic signal control // *IEEE Trans. Intellig. Transport.* – 2020. – Pp. 404–415.
5. A.T. Bhat, M.S. Rao, D.G. Pai. Traffic violation detection in India using genetic algorithm // *Glob. Trans. Proc.* – 2021. – Vol. 2(2). – Pp. 309–314.
6. R. S.Charran, R. K. Dubey. Two-Wheeler Vehicle Traffic Violations Detection and Automated Ticketing for Indian Road Scenario. // *IEEE Trans. Intellig. Transport. Syst.* – 2022. – Pp. 22002–22007.

УДК 004.89: 004.3

А. Є. БІЛІНСЬКА  
Хмельницький національний університет  
e-mail: bilinska\_ada5@gmail.com

Я. В. БІНЬКОВСЬКИЙ  
Хмельницький національний університет  
e-mail: binkovsky22@gmail.com

А. О. ГОЛОВАТЮК  
Хмельницький національний університет  
e-mail: golovatiukao@gmail.com

Д. Р. МЕЛЬНИЧУК  
Хмельницький національний університет  
e-mail: deniska.melnychuk@gmail.com

Т. О. ГОВОРУЩЕНКО  
Хмельницький національний університет  
ORCID ID: <https://orcid.org/0000-0002-7942-1857>  
e-mail: tat\_yana@ukr.net

## АНАЛІЗ ДАНИХ ДЛЯ ПІДТРИМКИ АВТОМАТИЧНОГО ПОПЕРЕДЖЕННЯ ВОДІЯ ДЛЯ КІБЕРФІЗИЧНОЇ СИСТЕМИ ЗАПОБІГАННЯ АВАРІЙНИМ СИТУАЦІЯМ

*У сучасному світі безпека на дорозі залишається однією з найважливіших тем, оскільки автомобільні аварії щорічно призводять до тисяч травматичних та загибелі. Одним із ключових аспектів у запобіганні аварійним ситуаціям є система попередження водія про можливі небезпеки на дорозі. Важливо розглянути роль попереджувальних сповіщень для водія на їх вплив на загальний рівень безпеки на дорозі.*

*У цій статті розглядається можливість попереджувальних сповіщень для водія як одного з важливих елементів для забезпечення безпеки дорожнього руху. Незахищеність своєчасно передати водія про можливі проблеми з автомобілем та інші небезпечні ситуації може призвести до виникнення серйозних наслідків, каталітично впливаючи на безпеку.*

*Було розглянуто багато різних причин, що призводять до небезпечних ситуацій на дорозі, таких як порушення або недотримання правил дорожнього руху, зміна погодних умов і технічні проблеми автомобіля. У підсумку дослідження можна зробити висновок, що індивідуальний аналіз відеоданих від підсистем автомобіля та відображення цих даних на екрані користувацької інтерфейсу можуть уникнути небезпечних ситуацій та підвищити безпеку під час використання транспортного засобу.*

*Метою даної статті є розкриття основних аспектів аналізу даних для підтримки автоматичного попередження водія на відомому рівні про те, як кіберфізичні системи можуть вдосконалити безпеку на дорозі на існуючому рівні виконання аварійних ситуацій.*

*Ключові слова: безпека на дорозі, аварійні ситуації, попередження водія, кіберфізична система, аналіз даних, оптимізація попередження, дорожній рух, попереджувальні сповіщення, технічні проблеми автомобіля, правила дорожнього руху, відеодані, безпека дорожнього руху, розпізнавання, небезпечні ситуації, індивідуальний аналіз даних, оптимізація безпеки, рівень аварій, транспортний засіб.*

A. Y. BILINSKA, Y. V. BINKOVSKYI, A. O. HOLOVATYUK, D. R. MELNYCHUK, T. O. Hovorushchenko  
Khmelnitskyi National University

## DATA ANALYSIS TO SUPPORT AUTOMATIC DRIVER WARNINGS FOR A CYBER-PHYSICAL ACCIDENT PREVENTION SYSTEM

*Abstract – In today's world, road safety remains one of the most pressing issues, as car accidents result in thousands of injuries and deaths every year. One of the key aspects of preventing accidents is a system that warns drivers of possible hazards on the road. It is important to consider the role of warning messages for drivers and their impact on the overall level of road safety.*

*This article discusses the importance of driver warnings as one of the essential elements of road safety. Failure to warn the driver in a timely manner about possible vehicle problems and other dangerous situations can lead to serious consequences, including accidents and injuries.*

*Many different reasons were considered that could lead to dangerous situations on the road, such as breaking or not following traffic rules, changes in weather conditions, and technical problems with the vehicle. As a result of the research, it can be understood that quick analysis of input data from vehicle subsystems and display of this data on the screen to the user will help to avoid undesirable situations and increase safety while using the vehicle.*

*The purpose of this article is to reveal the main aspects of data analytics to support automatic driver warnings and provide insight into how cyber-physical systems can improve road safety and reduce the risk of accidents.*

*Keywords: road safety, emergency situations, driver warning, cyber-physical system, data analysis, automatic warning, traffic, warning notifications, vehicle technical problems, traffic rules, input data, road safety, recognition, dangerous situations, rapid data analysis, hazard assessment, accident risk, vehicle.*

## Вступ

У сучасному світі зростає значення розробки та впровадження кіберфізичних систем, які послужать фізичні процеси з інформаційними та комунікаційними технологіями для покращення ефективності та безпеки. Одним з найважливіших аспектів є безпека на дорозі, оскільки автомобільні аварії можуть призвести до серйозних наслідків для життя та майна.

У цьому контексті системи автоматичного попередження водіїв про потенційно небезпечні ситуації набувають все більшої актуальності. Ці системи базуються на аналізі великого обсягу даних, зібраних з різних датчиків, вбудованих у автомобілі. Це комплексний процес, який вимагає поєднання різних технологій та методів, що своєчасно і ефективно буде сповіщати водіїв про небезпеку, надавати достатню кількість інформації про ситуацію на дорозі та допомагати їм приймати правильні рішення за кермом.

Мета цієї наукової статті - дослідити методи аналізу даних для підтримки автоматичного попередження водіїв у кіберфізичній системі запобігання аварійним ситуаціям.

Проблеми безпеки на дорозі можуть виникати з різних причин, включаючи порушення правил дорожнього руху, технічної несправності автомобілів, зміни погодних умов та інші фактори. Наприклад, водії, які не дотримуються швидкісного режиму, здійснюють неправильний об'їзд або використовують мобільні телефони за кермом, підвищують ризик аварій та травматизму. З іншого боку, несправності в автомобільній техніці, такі як проблеми з гальмами, рульовим управлінням або освітленням, можуть призвести до неочікуваних ситуацій та аварій. Відсутність попереджувальних сповіщень для водіїв під час виникнення проблем з автомобілем можуть призвести до серйозних наслідків. Завдяки належному інформуванню водіїв про потенційно небезпечні ситуації на дорозі, у них з'являється можливість своєчасно реагувати та уникати можливих аварій.

Інформування водіїв про небезпеку включає в себе не лише розпізнавання проблем, але й передачу водіям відповідної інформації для прийняття ефективних дій. У разі виявлення технічних несправностей автомобіля, завчасне сповіщення водія може дозволити йому зупинити транспортний засіб у безпечному місці та вжити необхідні заходи для вирішення проблеми.

Важливо розробити та створити комплексну кіберфізичну систему запобігання аварійним ситуаціям, яка буде мати здатність зчитувати дані з різних підсистем автомобіля, включаючи визначення швидкості та відстані до автомобіля попереду, розпізнавання дорожніх знаків та світлових регульованих сигналів, визначення технічного стану автомобіля з вбудованих та додатково встановлених датчиків, проводити аналіз цих даних для виявлення потенційних небезпек та автоматично інформувати водія про можливі проблеми [1].

### Огляд існуючих методів та технологій

Для досягнення цілей автоматичного попередження водіїв про потенційно небезпечні ситуації існують різні методи та технології, які використовуються у кіберфізичних системах запобігання аварійним ситуаціям. Нижче наведено огляд основних підходів:

#### 1) Використання датчиків та камер:

- **Радари:** Радари використовуються для вимірювання відстаней та швидкостей інших об'єктів навколо автомобіля. Вони можуть виявляти перешкоди на шляху та надавати інформацію про їх розташування та рух.

- **Лідари:** Лідари використовуються для створення точної тривимірної карти навколишнього середовища. Вони вимірюють відстань до об'єктів шляхом відправлення і приймання лазерних променів.

- **Відеокамери:** Відеокамери здатні розпізнавати та відслідковувати об'єкти, розташовані в області видимості автомобіля. За допомогою комп'ютерного зору та алгоритмів обробки зображень, вони можуть виявляти транспортні засоби, дорожні знаки, сигнали світлофору, пішоходів та інші об'єкти на дорозі.

#### 2) Машинне навчання та аналіз даних:

- **Класифікація об'єктів:** Методи машинного навчання, такі як нейронні мережі та методи класифікації, використовуються для ідентифікації різних типів об'єктів на дорозі, таких як інші автомобілі, дорожні знаки, сигнали світлофору, пішоходи, тощо.

- **Прогнозування ризику:** Алгоритми аналізу даних можуть прогнозувати ризик виникнення аварійних ситуацій на основі історичних даних та поточних умов дорожнього руху.

#### 3) Комунікація між автомобілями та інфраструктурою:

- **V2V комунікація:** V2V (Vehicle-to-Vehicle) технологія дозволяє автомобілям обмінюватися інформацією про своє місцезнаходження, швидкість та напрямок руху. Це дозволяє виявляти та уникати потенційно небезпечних ситуацій.

- **V2I комунікація:** V2I (Vehicle-to-Infrastructure) технологія передачі даних між автомобілями та інфраструктурою дороги дозволяє автомобілям отримувати інформацію про дорожні умови, світлофори, дорожні знаки та інші параметри, які можуть впливати на безпеку на дорозі.

#### 4) Системи попередження про відволікання водія:

- **Вимірювання фізіологічних параметрів водія:** Деякі системи використовують датчики для вимірювання фізіологічних параметрів водія, таких як частота пульсу та рівень зосередженості. На підставі цих даних можуть генеруватися аудіо або візуальні сигнали попередження про відволікання водія.

Під час роботи над підсистемою аналізу даних для підтримки автоматичного попередження водія для кіберфізичної системи запобігання аварійним ситуаціям на дорозі було розглянуто декілька статей інших авторів [2-5]. Усі розглянуті роботи занесено в таблицю 1. У ній вказано запропоновані авторами методи та оцінено переваги та недоліки кожного з них.

Таблиця 1.

Огляд існуючих рішень.

Назва статті	Запропоновані методи	Переваги	Недоліки
Визначення переваг безпеки за допомогою аналізу ризику зіткнення між транспортними засобами з використанням даних підключених систем автомобіля [2]	Метод аналізу індексу потенційної аварійності (CPI), який дозволяє кількісно оцінити потенційні ризики аварій.	CPI дозволяє чисельно виразити ризик аварій у вигляді індексу, використовує дані, зібрані в реальних умовах, що дозволяє зробити дослідження більш достовірними, дозволяє ідентифікувати ділянки доріг, де присутні проблеми.	Точність результатів CPI аналізу залежить від точності даних, отриманих з датчиків руху та систем ADAS, аналіз може вимагати значних обчислювальних ресурсів, в залежності від обсягу даних.

Назва статті	Запропоновані методи	Переваги	Недоліки
Аналіз доступності на основі даних для реконфігурації систем управління транспортними засобами [3].	Метод аналізу досяжності на основі даних, який застосовується до стратегії реконфігурації.	Великі обсяги даних, зібрані від автономних засобів, дозволяють зробити аналіз більш точним, використання алгоритмів машинного навчання дозволяє розробляти ефективні стратегії управління.	Точність та повнота даних може кардинально вплинути на результат аналізу, може потребувати багато обчислювальних ресурсів при великому обсязі даних, використання машинного навчання може вимагати спеціалізованої експертності.
Прогнозування дорожньо-транспортних пригод за допомогою аналізу даних із підтримкою машинного навчання [4].	Використання методів класифікації, таких як дерева рішень, випадковий ліс, найпростіший метод Байєса та регресія для аналізу та підвищення ефективності прогнозування ДТП.	Методи дерев рішень, випадковий ліс та регресія проявляють високу точність у передбаченні тяжкості аварій. Ці алгоритми ефективно працюють з великими обсягами даних і виявляються високоефективними для багаторівневих класифікацій.	Метод найпростішого Байєса характеризується низькою точністю передбачення (менше 20%) і може виявитися недоцільним для певних наборів даних.
Інтелектуальні системи безпеки руху(ІСБР) [5].	Аналіз даних з датчиків за допомогою алгоритмів машинного навчання та штучного інтелекту.	Ефективне використання даних дозволяє системам ефективно аналізувати великі обсяги даних і виявляти патерни порушень правил дорожнього руху. ІСБР можуть піддатися постійній модернізації та оновленню алгоритмів для покращення їхньої ефективності та реакції на нові ситуації на дорогах.	Приватність і безпека даних: Збір та обробка великої кількості особистих даних водіїв може породжувати проблеми з приватністю та безпекою цих даних. Недосконалість алгоритмів: ІСБР можуть мати недоліки або пропускати певні типи порушень або ситуацій на дорозі.

#### Методи аналізу даних

Для підтримки автоматичного попередження водія про потенційно небезпечні ситуації на дорозі застосовуються різні методи аналізу даних, які дозволяють системі аналізувати інформацію з різних джерел та приймати відповідні рішення. Нижче детальніше описано деякі з методів, що використовуються у даній системі:

1) Машинне навчання. Використання нейронних мереж дозволяє системі вивчати складні залежності між різними факторами, які можуть призводити до аварійних ситуацій. Наприклад, глибокі нейронні мережі можуть вивчати характеристики об'єктів на дорозі та прогнозувати їхні дії. Застосування методів класифікації дозволяє системі ідентифікувати різні типи об'єктів на дорозі та визначати, чи є вони потенційно небезпечними для автомобіля. Наприклад, система може класифікувати об'єкти як інші автомобілі, пішоходів, велосипедистів тощо;

2) Обробка сигналів. Застосування методів обробки сигналів дозволяє системі виявляти певні шаблони або патерни, які можуть вказувати на потенційно небезпечні ситуації на дорозі. Наприклад, система може виявляти шаблони руху, що можуть призвести до зіткнення;

3) Статистичний аналіз. Застосування статистичних методів дозволяє системі прогнозувати ризик виникнення аварійних ситуацій на основі аналізу історичних даних та поточних умов дорожнього руху. Наприклад, система може враховувати час доби, погодні умови, тип дороги тощо;

4) Геопросторовий аналіз. Геопросторовий аналіз дозволяє системі визначати оптимальний маршрут та прогнозувати майбутню траєкторію руху автомобіля з урахуванням різних факторів, таких як дорожні умови, дорожні знаки, сигнали світлофорів та трафік.

Посилення різних методів аналізу даних для підтримки автоматичного попередження водія дозволяє створити комплексну та ефективну систему, яка забезпечує максимальний рівень безпеки на дорозі. Інтеграція машинного навчання, обробки сигналів, статистичного аналізу та геопросторового аналізу дозволяє системі обробляти великі обсяги даних з різних джерел та приймати відповідні рішення в реальному часі.

При використанні машинного навчання система може вчитися зі збережених даних про різні ситуації на дорозі та вибирати найбільш ефективний спосіб реагування в конкретних умовах. Обробка сигналів дозволить системі виявляти відхилення від типових патернів руху, що може вказувати на потенційно небезпечні ситуації, тоді як статистичний аналіз допомагає прогнозувати ризик виникнення аварій в різних умовах.

Із використання геопросторового аналізу система може враховувати географічні особливості доріг та інфраструктури, що дозволяє більш точно прогнозувати та уникати потенційно небезпечних ситуацій. Посилення цих методів дозволяє створити систему, яка може оперативіно реагувати на зміни на дорозі та ефективно попереджати водія про можливі небезпеки, що допомагає зменшити кількість аварій та підвищити загальний рівень безпеки дорожнього руху.

#### **Алгоритм підтримки прийняття рішень для системи запобігання аварійним ситуаціям**

Для ефективного функціонування системи запобігання аварійним ситуаціям необхідно мати алгоритм прийняття рішень, який базується на результаті аналізу даних та виявленні потенційних небезпек на дорозі.

Першим кроком в алгоритмі є оцінка ризику потенційно небезпечних ситуацій. Цей процес включає в себе аналіз даних з різних джерел, виявлення відхилень від типових патернів руху, оцінку стану дорожньої інфраструктури, перевірку стану автомобіля та інші фактори, що можуть впливати на безпеку на дорозі.

Після оцінки ризику система вибирає найбільш ефективний захід для запобігання потенційним аварійним ситуаціям. Це може бути відображення попереджувального сигналу для водія про гальмування, зміну траєкторії руху, тощо. Також є варіант попередження за допомогою звуку.

Останнім етапом є моніторинг ефективності заходів безпеки та складання звітів про їхню ефективність. Це дозволить системі постійно вдосконалювати свої алгоритми та забезпечувати максимальний рівень безпеки на дорозі.

Алгоритм прийняття рішень є важливою складовою кіберфізичної системи запобігання аварійним ситуаціям, оскільки він визначає, як система реагує на потенційно небезпечні ситуації та захищає водія та пасажирів на дорозі. Загальний алгоритм роботи підсистеми зображений на рис. 1.

#### **Збір інформації про стан автомобіля**

Під час збору інформації про стан автомобіля для системи запобігання аварійним ситуаціям, важливо враховувати параметри, що відображають технічний стан та функціонування автомобіля. Одним із таких параметрів - це рівень мастила. Вимірювання рівня та якості мастила в двигуні дозволить вчасно виявити можливі проблеми з системою змащення, що може уникнути серйозних пошкоджень двигуна.

Також важливим параметром є температура двигуна. Постійний моніторинг температури двигуна дозволить виявити перегрів та інші аномальні стани, що можуть призвести до пошкодження двигуна або навіть до пожежі.

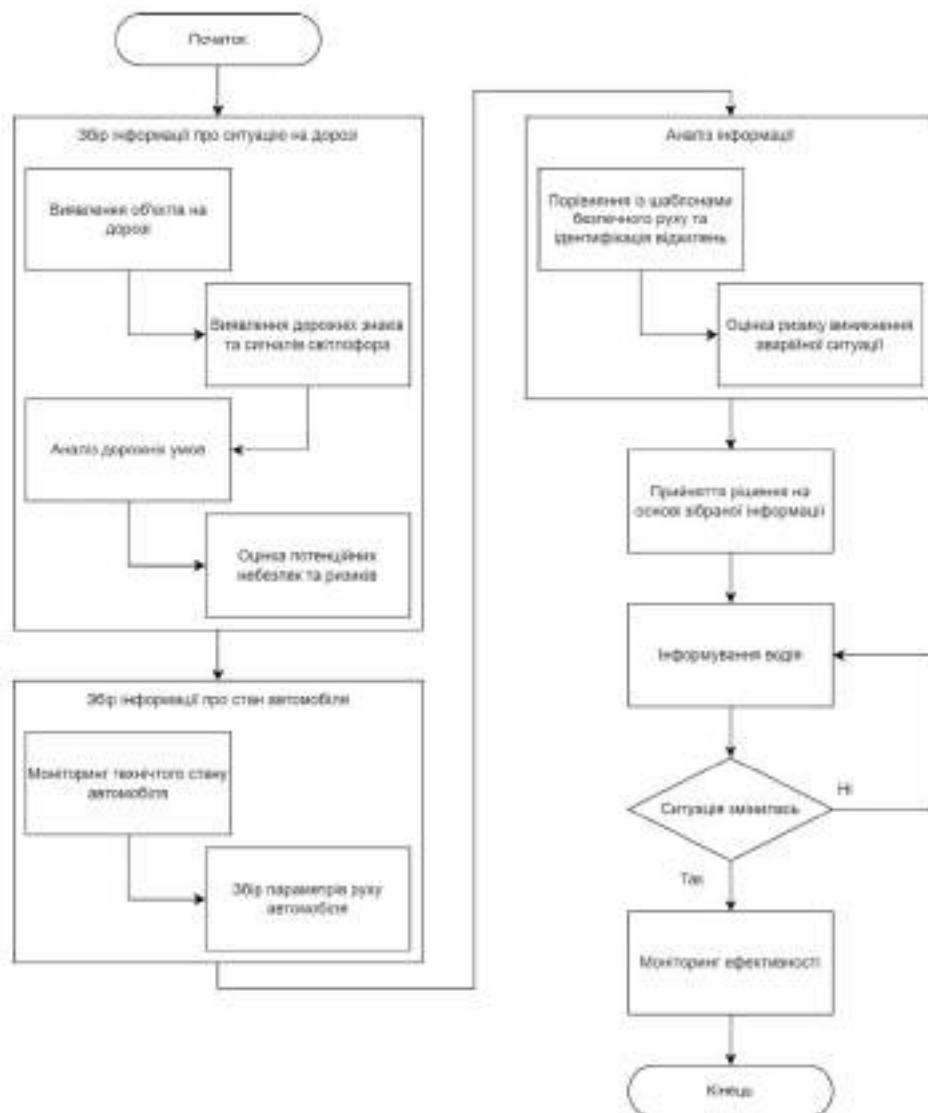


Рис. 1. Алгоритм роботи системи аналізу та повідомлення водія

Ще одним важливим параметром є тиск у шинах. Моніторинг тиску у шинах допомагає збільшити безпеку та економію пального, оскільки неправильний тиск може призвести до погіршення керованості автомобіля та збільшення споживання пального.

Рівень пального в баку є також важливим параметром для відстеження. Вимірювання рівня пального дозволяє уникнути випадків відключення двигуна через вичерпання пального, що може призвести до небезпечних ситуацій на дорозі.

Додатково, параметром стану автомобіля є стан гальмівної системи. Виявлення аномальних або небезпечних значень тиску гальмівної рідини та інших параметрів гальмівної системи дозволяє вчасно виявити проблеми та уникнути аварій.

Також слід враховувати стан акумулятора, який може відображати роботу електричної системи автомобіля. Відстеження напруги та стану заряду акумулятора допомагає запобігти можливим відмовам електричної системи.

Не менш важливим є вимірювання параметрів роботи двигуна. Вимірювання швидкості обертання двигуна, температури та інших параметрів допомагає вчасно виявити проблеми з роботою двигуна та уникнути аварій на дорозі.

Збір інформації про стан автомобіля та аналіз отриманих даних відбувається за допомогою вбудованих в автомобіль сенсорів та систем моніторингу. Основні кроки збору та аналізу інформації наступні:

1) Збір даних. Сенсори в автомобілі постійно вимірюють різні параметри, такі як тиск у шинах, температура двигуна, рівень пального, стан гальмівної системи та інші. Отримані дані зберігаються у вбудованих системах зпису даних автомобіля;

2) Передача даних. Зібрані дані передаються до системи запобігання аварійним ситуаціям, де вони піддаються подальшому аналізу;

3) Аналіз даних. При отриманні даних, система використовує алгоритми аналізу для виявлення можливих аномалій або небезпечних ситуацій. Наприклад, якщо тиск у шинах виявиться нижчим за норму або температура двигуна перевищує допустимий рівень, система може спрацювати на виявлення проблем;

4) Оповіщення водія. При виявленні аномалій або помилок у роботі автомобіля, система сповіщає водія. Це може відбуватися через візуальні та аудіо сигнали на екрані або навіть через спеціальний мобільний додаток;

5) Рекомендації для дій. Крім оповіщення про помилки, система також може надавати рекомендації водієві щодо подальших дій. Наприклад, у разі низького тиску у шинах система може порадишити водієві перевірити тиск та, якщо потрібно, надати інструкції щодо накачування шин.

Отже, цей процес забезпечує постійний моніторинг стану автомобіля та надає водієві інформацію про можливі проблеми або небезпечні ситуації, що допомагає збільшити безпеку та ефективність управління транспортним засобом.

### **Висновки**

У цій статті було детально розглянуто систему запобігання аварійним ситуаціям для автомобіля, що базується на аналізі даних та кіберфізичних системах. Система такого типу використовує сучасні технології, такі як датчики, алгоритми машинного навчання та штучний інтелект, для постійного моніторингу стану автомобіля та оточуючого середовища.

Також було проаналізовано методи аналізу даних, які використовуються для виявлення потенційних небезпечних ситуацій на дорозі, а також методи підвищення надійності системи для забезпечення безперебійної та ефективної роботи. Збір інформації про стан автомобіля включає в себе вимірювання різних параметрів, таких як рівень мастила, тиск у шинах, температура двигуна та інші, що дозволяє системі виявляти можливі проблеми та вчасно реагувати на них.

Оповіщення водія про виявлені помилки або аномалії у роботі автомобіля є однією з важливих складових системи. Це дозволяє водієві своєчасно реагувати на потенційні небезпечні ситуації та вживати необхідні заходи для забезпечення безпеки.

У цілому, система запобігання аварійним ситуаціям для автомобілів є важливим кроком у напрямку безпеки на дорогах та покращення якості життя усіх учасників дорожнього руху.

### Література

1. Hovorushchenko T. Road Accident Prevention System / T. Hovorushchenko, O. Pavlova, Y. Binkovskyi, A. Bilinska, A. Holovatiuk, D. Melnychuk // In 2023 13th International Conference on Dependable Systems, Services and Technologies (DESSERT). IEEE. – 2023. – Pp. 1-7.
2. Jang J. Identification of safety benefits by inter-vehicle crash risk analysis using connected vehicle systems data on Korean freeways / J. Jang, J. Ko, J. Park, C. Oh, S. Kim // *Accident Analysis & Prevention*. – 2020. – Pp. 144.
3. Pourroostaei Ardakani S. Road car accident prediction using a machine-learning-enabled data analysis / S. Pourroostaei Ardakani, X. Liang, K. T. Mengistu, R. S. So, X. Wei, B. He, A. Cheshmehzangi // *Sustainability*. – 2023. – Vol. 15(7). – Pp. 3-8.
4. Fényes D. Data-driven reachability analysis for the reconfiguration of vehicle control systems / D. Fényes, B. Németh, P. Gáspár // *IFAC-PapersOnLine*. – 2018. – Vol. 51(24). – Pp. 831-836.
5. Бабій М. В. Інтелектуальні системи безпеки руху / М. В. Бабій, В. А. Бабій, А. О. Мартинчук // V Міжнародна науково-практична конференція "Підвищення надійності і ефективності машин, процесів і систем." – 2023. – Pp. 156.

### References

1. T. Hovorushchenko, O. Pavlova, Y. Binkovskyi, A. Bilinska, A. Holovatiuk, D. Melnychuk. Road Accident Prevention System // In 2023 13th International Conference on Dependable Systems, Services and Technologies (DESSERT). IEEE. – 2023. – Pp. 1-7.
2. J. Jang, J. Ko, J. Park, C. Oh, S. Kim. Identification of safety benefits by inter-vehicle crash risk analysis using connected vehicle systems data on Korean freeways // *Accident Analysis & Prevention*. – 2020. – Pp. 144.
3. D. Fényes, B. Németh, P. Gáspár. Data-driven reachability analysis for the reconfiguration of vehicle control systems // *IFAC-PapersOnLine*. – 2018. – Vol. 51(24). – Pp. 831-836.
4. S. Pourroostaei Ardakani, X. Liang, K. T. Mengistu, R. S. So, X. Wei, B. He, A. Cheshmehzangi. Road car accident prediction using a machine-learning-enabled data analysis // *Sustainability*. – 2023. – Vol. 15(7). – Pp. 3-8.
5. M. V. Babiy, V. A. Babiy, A.O. Martynchuk. Intelligent traffic safety systems // V International scientific and practical conference "Improving the reliability and efficiency of machines, processes and systems". – 2023. – Pp. 156.

## ДОДАТОК В (обов'язковий)

### ПРЕЗЕНТАЦІЯ ДО ЗАХИСТУ КВАЛІФІКАЦІЙНОЇ РОБОТИ



Кіберфізична система попередження дорожньо-транспортних пригод. Підсистема розпізнавання та аналізу дорожніх знаків методами комп'ютерного зору

Виховник: студент 2-го курсу групи КІЗм-22-1 Гітоватюк А.О.  
Керівник роботи: доктор техн. наук, професор Голорушанка Т.О.

#### Мета роботи, об'єкт та предмет дослідження



- ▶ Об'єктом дослідження є процес розпізнавання та аналізу дорожніх знаків методами комп'ютерного зору.
- ▶ Предметом дослідження є метод та підсистема розпізнавання та аналізу дорожніх знаків методами комп'ютерного зору.
- ▶ Метою кваліфікаційної роботи магістра є покращення безпеки на дорозі та попередження дорожньо-транспортних пригод шляхом розробки ефективної системи розпізнавання та аналізу дорожніх знаків. Для розв'язання поставлених задач використовувалися методи розпізнавання на основі кольору, SVM, моменти Цертіке, моменти Дежаандра, двійкові функції Хаара, лінійна класифікація, міри форми.

## Наукова новизна роботи

ПОПЕРЕДЬ ВСТАНОВЛЕНІ  
НОВІ ДОРОЖНІ ЗНАКИ  
NEW ROAD MARKS AHEAD

- **розроблено новий метод** для розпізнавання дорожніх знаків, який поєднує методи розпізнавання об'єктів за формою та за кольором. Розпізнавання форми дозволяє знайти на зображенні потенційний знак для подальшого аналізу. Метод реагує на об'єкти, що максимально близькі до чотирьох визначених мір форми: еліпс (коло), трикутник, квадрат та октагон (шестикутник). Розпізнавання кольору допомагає відсіювати об'єкти, що підходять за формою, але мають відмінні від дорожніх знаків кольори;
- **вдосконалено архітектуру** підсистеми розпізнавання та аналізу дорожніх знаків методами комп'ютерного зору, яка відрізняється від відомих розпізнаванням об'єктів за формою та за кольорами, і забезпечує автоматичне розпізнавання дорожніх знаків на відеопотоці з камери при різних умовах.

## Практична значимість отриманих результатів

P

- Практична значимість отриманих результатів полягає у **підвищенні безпеки** на дорогах та **зменшенні ризику дорожніх аварій** шляхом автоматичного розпізнавання дорожніх знаків. Розроблена система може бути використана у різних сферах, таких як автомобільна промисловість, системи безпеки на дорогах, міське планування та транспортні управління. Застосування цієї технології може покращити якість життя водіїв та пішоходів, знизити кількість дорожніх інцидентів та сприяти більш ефективному управлінню транспортними потоками.

## Наукові публікації



Під час праці над роботою по створенню системи запобігання аварійним ситуаціям на дорозі було опубліковано 4 наукові публікації у співавторстві:

- ▶ T. Novoruzhchenko, O. Pavlova, Y. Binkovskyi, A. Bilinska, A. Holovatiuk, D. Melnychuk. Road Accident Prevention System. In 2023 13th International Conference on Dependable Systems, Services and Technologies (DESSERT). 2023. Pp. 1-7.
- ▶ О. Павлова, А. Білінська, А. Головатюк, Я. Бінковський, Д. Мельничук. Automated system for determining speed of cars ahead. Computer systems and information technologies. 2023. Pp. 35-39.
- ▶ А. Білінська, Я. Бінковський, А. Головатюк, Д. Мельничук, Т. Говорущенко. Автоматичне виявлення автомобільних порушень за допомогою комп'ютерного зору в рамках кіберфізичної системи запобігання аварійним ситуаціям. Вісник Хмельницького національного університету. Серія «Технічні науки». 2024. №1. С. 176-185.
- ▶ А. Білінська, Я. Бінковський, А. Головатюк, Д. Мельничук, Т. Говорущенко. Аналіз даних для підтримки автоматичного поведінки водія для кіберфізичної системи запобігання аварійним ситуаціям. Вісник Хмельницького національного університету. Серія «Технічні науки». 2024.

## Проблеми, що можуть виникнути при розробці подібної підсистеми



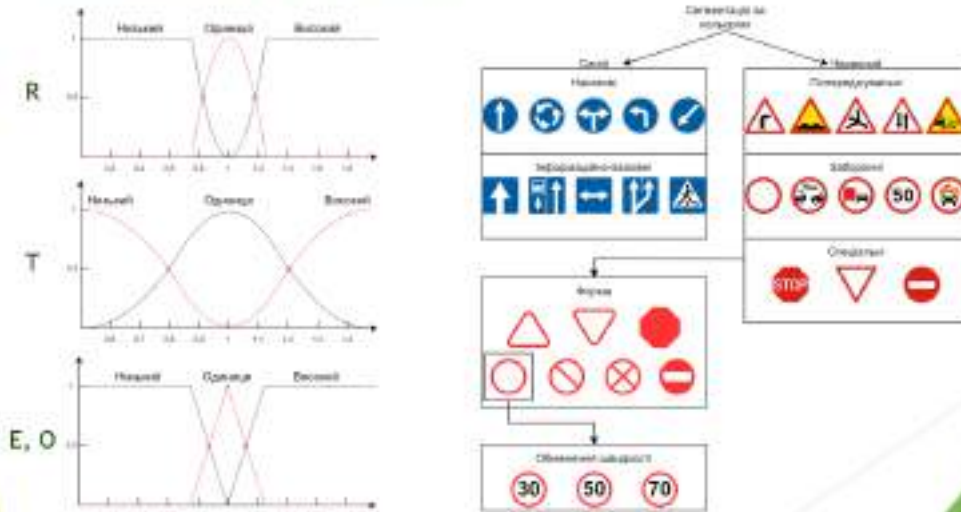
## Групування дорожніх знаків



Колір	Значення
Червоний	Використовується як інформаційний знак у комбінованих, інформаційних та заборонних знаках.
Червоно-білий	Використовується в знаках «Стоп», «Далі дороги» та «Дорога збірується». Також є частковою заборонаю та попереджувальним знаком.
Жовтий	Використовується як знак для фону в попереджувальних та заборонних знаках. Також є фоновим у знаках «Далі дороги».
Білий	Використовується як фон для надписів, надписів, вертикальних знаків, як знак контрастності на знаках з червоною, жовтою, синьою фоновими.
Синій	Використовується як фон для інформаційних, вказівних та заборонних знаків.
Середньобілий	Використовується як фон для знаків безпеки та обслуговування.
Зелений	Використовується як фон для вказівних знаків.

Кольор фону	Форма	Примітка	Значення
Червоно-білий	Круг		Використовується для заборонних знаків
Синій	Квадрат		Використовується тільки для знаку «Стоп»
Трикутник (сприямлений вгору)	Трикутник		Використовується для попереджувальних знаків
Трикутник (сприямлений вниз)	Трикутник		Використовується тільки для знаку «Далі дороги»
Жовтий	Квадрат		Використовується тільки для знаків пріоритету дороги
Білий	Квадрат		Використовується в заборонних знаках (як фон) і вказівних інформаційних
Середньобілий (прямокутник)	Прямокутник		Використовується для інформаційних знаків надписів, знаків надписів, знаків
Вертикальний (прямокутник)	Вертикальний прямокутник		Використовується для вказівних знаків

## Алгоритм розпізнавання по комбінації кольору та форми



## Апаратна складова підсистеми



Raspberry Pi 3 Model B+

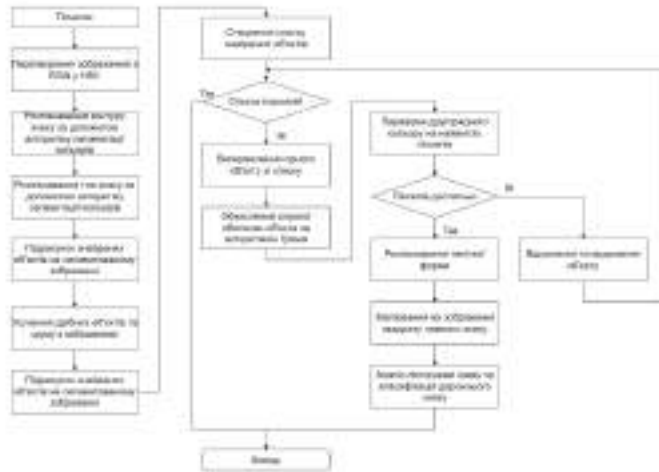


Raspberry Pi Touch Display



Raspberry Pi Camera Module 3

## Алгоритм роботи розробленого методу розпізнавання та аналізу дорожніх знаків



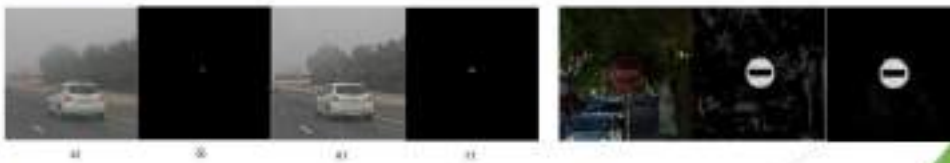
## Результати роботи розробленого методу

Оригінальні зображення	Результат обробки за методом в дещо меншій кількості Pixel (10x10)	Результат використання алгоритму, оптимізованого за швидкістю та кількістю Pixel



## Усунення ряду проблем із розпізнаванням

Оригінальні зображення	Результат без використання алгоритму	Застосування алгоритму в історії по області кадру	Результат з використанням алгоритму

## Тестування розробленого методу

Червоний	97.5
Синій	96.4
Жовтий	90.2

Відсоток розпізнавання кольорів

Мінімальний час (сек.)	0.1894
Максимальний час (сек.)	0.2245
Середній час (сек.)	0.1996
Відхилення	0.0084

Час розпізнавання дорожніх знаків

Ефект	Кількість знаків	Результат
Сонячно	112	98.3
Сніговид	44	88.7
Дощ	44	95.5
Защуєливість	46	95.7
Засліплення	40	97.6
Туман	27	74.1
Тьмяні	45	53.4
Сутінки та світанок	66	94.0
Розмитість	40	97.6
Потік геометрії світла	48	87.6

Відсоток розпізнавання знаків за різних умов

## Висновки

Таким чином розроблена підсистема розпізнавання та аналізу дорожніх знаків методами комп'ютерного зору показала свою **ефективність** та **надійність** під впливом більшості негативних умов. Система функціонує навіть при складних умовах, таких як туман та недостатнє освітлення. Тому, дана підсистема може використовуватись на дорогах, як частина системи запобігання аварійним ситуаціям на дорозі.

Ім'я користувача:  
Кафедра КІ

ID перевірки:  
1016209977

Дата перевірки:  
25.04.2024 09:42:43 EEST

Тип перевірки:  
Doc vs Internet + Library

Дата звіту:  
25.04.2024 10:14:21 EEST

ID користувача:  
100005591

Назва документа: Головатюк\_Кіберфізична система попередження дорожньо-транспортних пригод. Підсис...

Кількість сторінок: 109 Кількість слів: 18073 Кількість символів: 133546 Розмір файлу: 18.62 MB ID файлу: 1015981638

## 5.03% Схожість

Найбільша схожість: 2.11% з джерелом з Бібліотеки (ID файлу: 1015980763)

3.19% Джерела з Інтернету 120 ..... Сторінка 111

2.42% Джерела з Бібліотеки 36 ..... Сторінка 113

## 0.46% Цитат

Цитати 4 ..... Сторінка 114

Посилання 1 ..... Сторінка 114

## 0% Вилучень

Немає вилучених джерел

## Модифікації

Виявлено модифікації тексту. Детальна інформація доступна в онлайн-звіті.

Замінені символи 48

# Anti-Plagiarism v-15.257

**Максимальне співпадіння з одним документом 2.0%****Словники перевірки: en\_US, ru\_RU, ua\_UA. Помилки в документах: 10%**

ID: 125474 Назва: МКР Киберфізична система попередження дорожньо-транспортних пригод. Підсистема розпізнавання та аналізу дорожніх знаків методами комп'ютерного зору Додано в БД: 2024-04-25 Автора: Головатюк А.О. Керівник: Говорущенко Т.О. Консультації: Опоненти:	Документ		Сумарний збіг по Базі Даних	
	Символи	Лексеми	Символи	Лексеми
	101445	1027	4020 (4%)	48 (5%)

## Джерело плагіату

ID	Опис	Наявність плагіату в документі	
		Символи	Лексеми

## РЕЦЕНЗІЯ НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ

Дипломник: Головатюк Андрій Олександрович

Тема: Кіберфізична система попередження дорожньо-транспортних пригод.  
Підсистема розпізнавання та аналізу дорожніх знаків методами комп'ютерного зору

Спеціальність: 123 «Комп'ютерна інженерія»

Обсяг дипломної роботи:

Кількість сторінок записки 152

1. Короткий зміст роботи та прийнятих рішень: Метою кваліфікаційної роботи є покращення безпеки на дорозі та попередження дорожньо-транспортних пригод шляхом розробки ефективної системи розпізнавання та аналізу дорожніх знаків.
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 проведено дослідження та аналіз різних типів нейронних мереж, таких як CNN, RNN, CRNN, тощо. Усі вони були порівняні у можливостях розпізнавання об'єктів. Під час даного аналізу було прийнято рішення використати нейронну мережу типу CRNN. Також, у цьому розділі було створено групи дорожніх знаків, зважаючи на їх типи, колір та форму. Це було зроблено для того, щоб полегшити подальшу обробку знаків та зрозуміти, які методи розпізнавання будуть кращими для різних груп знаків. Додатково у цьому розділі було окреслено постановку задачі, щоб нічого не пропустити у подальшій роботі над роботою. У другому розділі було розроблено та описано загальний алгоритм роботи підсистеми розпізнавання та аналізу дорожніх знаків. Даний алгоритм не описував конкретних методів розпізнавання, а окреслював загальну роботу підсистеми. У цей розділ було включено підготовку даних перед навчанням, навчання класифікатору Support Vector Machine (SVM) і класифікацію із використанням навчених моделей. Додатково, у даному розділі було описано математичну модель підсистеми, а саме розпізнавання на основі кольору, моменти Церніке, моменти Лежандра, двійкові функції Хаара та лінійну класифікації із класифікатором максимального запасу. У третьому розділі даної роботи було описано

програмну та апаратну реалізацію підключення компонентів підсистеми між собою, а саме Raspberry Pi 3 Model B+, Raspberry Pi Camera Module 3 (стандарт) та Raspberry Pi Touch Display. Також, був описаний алгоритм сегментації кольорів, який використовується для виділення дорожніх знаків на зображеннях, взятих із відеопотоку. Цей алгоритм поділяється на стандартну його версію та версію з підходом сегментації в умовах недостатнього освітлення. Також, було описано розроблені алгоритми розпізнавання дорожніх знаків із використанням комбінацій кольору та форми. У них також використовувались алгоритми обчислення мір форми об'єктів та розпізнавання нечітких форм. На основі цих усіх розроблених алгоритмів було створено алгоритм роботи усієї підсистеми з послідовним аналізом та обробкою зображень із метою розпізнавання дорожніх знаків. У четвертому розділі було проведено тестування розроблених алгоритмів та підсистеми в цілому. В межах цього тестування було перевірено роботу алгоритмів на зображеннях з камери, результати сегментації кольорів та розпізнавання знаків у різних умовах. Також, було проаналізовано час роботи алгоритму на знаках на різній дистанції від камери. Усі знайдені помилки було проаналізовано та описано шляхи вирішення для більшості із них.

4. Позитивні сторони роботи: отримання двох пунктів наукової новизни.

5. Негативні сторони роботи:

6. Оцінка графічного оформлення та пояснювальної записки роботи: Пояснювальна записка оформлена коректно, згідно з діючими стандартами оформлення документації.

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

8. Інші зауваження: \_\_\_\_\_

9. Оцінка дипломної роботи: відмінно/А.

Рецензент (прізвище, ім'я, по батькові, посада, місце роботи) Барнак О. В.,

д.т.н., проф., зав. каф. КН

"29" 04 2024 р.

 (підпис)

Завідувачу кафедри КІС  
д-р.техн.наук, проф. Говорушенко Т. О.

Головатюка Андрія Олександровича  
ІІБ здобувача вищої освіти

ФІТ, 2 курсу, групи КІ2м-21-1

### 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 (Unicheck 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.

22 квітня 2024 року

**РІШЕННЯ ЕКСПЕРТНОЇ КОМПІСІЇ**  
**КАФЕДРИ КОМП'ЮТЕРНОЇ ІНЖЕНЕРІЇ ТА ІНФОРМАЦІЙНИХ СИСТЕМ**  
**ПРО ДОПУСК КВАЛІФІКАЦІЙНОЇ РОБОТИ ДО ЗАХИСТУ**

Підтверджуємо ознайомлення з результатом звіту подібності щодо роботи, генерованого системою виявлення текстових збігів/ідентичності/схожості:

Назва: кіберфізична система попередження дорожньо-транспортних пригод. Підсистема розпізнавання та аналізу дорожніх знаків методами комп'ютерного зору

Автор: Головатюк Андрій Олександрович

Спеціальність: 123 – Комп'ютерна інженерія

Освітня програма: освітньо-наукова

Науковий керівник: Говорущенко Тетяна Олександрівна, д.т.н, професор

Після аналізу звіту подібності зроблено 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:

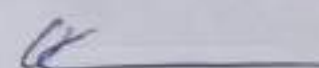
- 1) запозичення розміщені в розділах аналізу існуючих аналогів та прототипів, які не описують безпосередньо авторське дослідження і не стосуються результатів роботи;
- 2) усі запозичення фрагментарні, або мають належним чином оформленні посилання;
- 3) найбільшу схожість встановлено з одним документом і становить вона 2,11% в частині загальноприйнятої термінології;
- 4) всі зафіксовані системою ознаки модифікації тексту відносяться до комбінування латинських символів зі україномовними скороченнями індексів в формулах, що не є модифікацією тексту.

Сумарний обсяг всіх запозичень, визначений системою виявлення збігів/ідентичності/схожості, складає 5,03% і адресується до 156 періодичерел, що, з урахуванням наведених обґрунтувань, відповідає характеру наукового дослідження і свідчить на користь кваліфікаційної роботи.


Керівник роботи

  
Т. О. Говорущенко

Гарант ОНП

  
О. С. Савенко

Завідувач кафедри КІС

  
Т. О. Говорущенко