

Міністерство освіти і науки України
Тернопільський національний технічний університет імені Івана Пулюя
(повне найменування вищого навчального закладу)
Факультет комп'ютерно-інформаційних систем і програмної інженерії
(назва факультету)
Кафедра комп'ютерних наук
(повна назва кафедри)

КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА

на здобуття освітнього ступеня

Магістр

(назва освітнього ступеня)

на тему: Розробка програмних засобів для детектування та розпізнавання
дорожніх знаків на основі згорткової нейромережі

Виконав: студент _____ 6 курсу, групи СНм-61
спеціальності _____

122 Комп'ютерні науки

(шифр і назва спеціальності)

Марчук О.В.

(підпис)

(прізвище та ініціали)

Керівник _____

проф. Кунанець Н.Є.

(підпис)

(прізвище та ініціали)

Нормоконтроль _____

доц. Мацюк О.В.

(підпис)

(прізвище та ініціали)

Завідувач кафедри _____

доц. Боднарчук І.О.

(підпис)

(прізвище та ініціали)

Рецензент _____

Цуприк Г.Б.

(підпис)

(прізвище та ініціали)

Міністерство освіти і науки України
Тернопільський національний технічний університет імені Івана Пулюя

Факультет комп'ютерно-інформаційних систем і програмної інженерії

(повна назва факультету)

Кафедра комп'ютерних наук

(повна назва кафедри)

ЗАТВЕРДЖУЮ

Завідувач кафедри

доц. Боднарчук І.О.

(підпис)

(прізвище та ініціали)

« »

20__ р.

**ЗАВДАННЯ
НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ**

на здобуття освітнього ступеня

магістр

(назва освітнього ступеня)

за спеціальністю

122 Комп'ютерні науки

(шифр і назва спеціальності)

студенту

Марчуку Олегу Віталійовичу

1. Тема роботи Розробка програмних засобів для детектування та розпізнавання дорожніх знаків на основі згорткової нейромережі

Керівник роботи Кунанець Наталія Едуардівна, д. н. соц. ком., проф. каф. КН
(прізвище, ім'я, по батькові, науковий ступінь, вчене звання)

Затверджені наказом по університету від « 22 » листопада 2022 року № 4/7-948

2. Термін подання студентом роботи 19.12.2022

3. Вихідні дані до роботи наукові літературні джерела

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

1 Аналітична частина. 2 Теоретична частина. 3. Практична частина.

4. Охорона праці та безпека в надзвичайних ситуаціях

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

1. Тема роботи. 2. Актуальність. 3. Мета, задачі дослідження. 4. Об'єкт, предмет дослідження наукова новизна, практичне значення роботи. 5. Загальна архітектура існуючих систем.

6. Існуючі системи розпізнавання ЗДР. 7. Порівняльні характеристики існуючих систем.

8. Вимоги до алгоритмів, що застосовуються для детектування та розпізнавання ЗДР.

9. Існуючі алгоритми для детектування та розпізнавання ЗДР. 10. Фільтр Габора, MSER

11. Розпізнавання ЗДР за допомогою нейромереж. 12. Принцип роботи ЗНМ.

13. Схема роботи алгоритмів. 14. ПЗ, яке використовувалося в роботі. 15. Функція MSER

16. Функція фільтрів Габора. 17,18. Результати проведеного дослідження.

19. Архітектура ЗНМ. 20. Конфігурація ЗНМ. 21. Основні результати дослідження

6. Консультанти розділів роботи

Розділ	Прізвище, ініціали та посада консультанта	Підпис, дата	
		завдання видав	завдання прийняв
Охорона праці	Мацюк О.В., доцент	05.12.22	12.12.22
Безпека в надзвичайних ситуаціях	Клепчик В.М.	05.12.22	12.12.22

7. Дата видачі завдання _____ 2022 р.

КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

№ з/п	Назва етапів кваліфікаційної роботи	Термін виконання етапів роботи	Примітка
1	Затвердження теми кваліфікаційної роботи	22.11.22	Виконано
2	Аналіз літературних джерел	22.11–26.11.22	Виконано
3	Обґрунтування актуальності дослідження	27.11–30.11.22	Виконано
4	Аналіз предмету дослідження та предметної області	01.12–03.12.22	Виконано
5	Проведення дослідження методів та засобів аналітичного опрацювання даних	04.12–06.12.22	Виконано
6	Оформлення розділу «Аналітична частина»	07.12–10.12.22	Виконано
7	Оформлення розділу «Теоретична частина»	11.12–13.12.22	Виконано
8	Оформлення розділу «Практична частина»	14.12–15.11.22	Виконано
9	Оформлення розділу «Охорона праці та безпека в надзвичайних ситуаціях»	05.12–12.12.22	Виконано
10	Нормоконтроль	13.12–15.12.22	Виконано
11	Перевірка на плагіат	13.12–15.12.22	Виконано
12	Попередній захист роботи	16.12.22	Виконано
13	Захист кваліфікаційної роботи	20.12.22	

Студент _____
(підпис)Марчук О.В.

(прізвище та ініціали)Керівник роботи _____
(підпис)Кунанець Н.Е.

(прізвище та ініціали)

АНОТАЦІЯ

Розробка програмних засобів для детектування та розпізнавання дорожніх знаків на основі згорткової нейромережі // Кваліфікаційна робота освітнього рівня «Магістр» // Марчук Олег Віталійович // Тернопільський національний технічний університет імені Івана Пулюя, факультет комп'ютерно-інформаційних систем та програмної інженерії, кафедра комп'ютерних наук, група СНм–61 // Тернопіль, 2022 // С. – 73, рис. – 32 , табл.– 3, слайдів – 21, додат. – 2, бібліогр. – 42.

Ключові слова: ЗНАКИ ДОРОЖНЬОГО РУХУ, АЛГОРИТМ ДЕТЕКТУВАННЯ, МЕТОД ГАБОРА, МАКСИМАЛЬНО СТАБІЛЬНІ ЕКСТРЕМАЛЬНІ РЕГІОНИ, ЗГОРТКОВА НЕЙРОННА МЕРЕЖА

Кваліфікаційна робота присвячена розробці програмного засобу для визначення та розпізнавання дорожніх знаків на основі згорткової нейромережі..

Виконано аналітичний огляд існуючих систем реалізації та готових алгоритмів детектування та розпізнавання дорожніх знаків на зображення реальних сцен. Представлені їх основні переваги та недоліки. Здійснено огляд технічних параметрів готових систем розпізнавання знаків. Для вирішення поставленого завдання в роботі найкраще використовувати разом два алгоритми – пошуку за формою за допомогою фільтра Габора та метод максимально стабільних екстремальних областей. Також описано процес розпізнавання дорожніх знаків за допомогою штучних та згорткових нейромереж.

Наведено особливості використання навчальних вибірок GTSRB та GTSDb для вирішення завдання. Запропонована програмна реалізація (на основі бібліотек Keras і OpenCV) з достатньо високим відсотком ідентифікації дорожніх знаків.

ANNOTATION

Software Development for Detection and Recognition of Road Signs Based on Convolutional Neural Network // Master thesis // Marchuk Oleh // Ternopil Ivan Pul'uj National Technical University, Faculty of Computer Information Systems and Software Engineering, Department of Computer Science // Ternopil, 2022 // P. - 73, Fig. - 32, Table – 3, Slide - 21, References - 42.

Keywords: TRAFFIC SIGNS, DETECTION ALGORITHM, GABOR METHOD, MAXIMUM STABLE EXTREME REGIONS, CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK

Thesis deals with the development of a software tool for determining and recognizing road signs based on a convolutional neural network.

An analytical review of existing implementation systems and ready-made algorithms for detecting and recognizing road signs on images of real scenes was performed. Their main advantages and disadvantages are presented. An overview of the technical parameters of ready sign recognition systems was carried out. To solve the task in the work, it is best to use two algorithms together - search by shape using a Gabor filter and the method of maximally stable extreme regions. The process of recognizing road signs using artificial and convolutional neural networks is also described.

Features of the use of training samples GTSRB and GTSDB to solve the problem are given. The proposed software implementation (based on the Keras and OpenCV libraries) with a sufficiently high percentage of road sign identification.

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ, СИМВОЛІВ, ОДИНИЦЬ СКОРОЧЕНЬ І ТЕРМІНІВ

GM – General Motors.

GTSDDB (German Traffic Sign Detection Benchmark) – набір тестових даних.

GTSRB (German Traffic Sign Recognition Benchmark) – набір тестових даних.

HSB (Hue, Saturation, Brightness – тон, насиченість, яскравість) – колірна модель.

MSER (Maximally Stable Extremal Regions) – максимально стабільні екстремальні області.

OpenCV (Open Source Computer Vision Library) – бібліотека комп'ютерного зору.

ReLU (Rectified linear unit) – випрямлений (зрізаний) лінійний вузол.

RGB (Red, Green, Blue – червоний, зелений, синій) – колірна модель.

TSR (Traffic-Sign Recognition) – розпізнавання дорожніх знаків.

БД – база даних.

ДТП – дорожньо-транспортна пригода.

ЗДР – знак дорожнього руху.

ЗНМ (CNN - Convolution neural network) – згорткова нейронна мережа.

КЗ – комп'ютерний зір.

ОШ – обмеження швидкості.

ПЗ – програмне забезпечення.

ШНМ – штучна нейронна мережа.

ЗМІСТ

Вступ.....	9
1 Аналітична частина.....	11
1.1 Огляд діючих систем, які застосовуються для розпізнавання знаків дорожнього руху.....	11
1.1.1 Загальна архітектура існуючих систем	11
1.1.2 Opel Eye	12
1.1.3 Speed Limit Assist (Mercedes)	14
1.1.4 Road Sign Information (Volvo)	16
1.1.5 Roadly	17
1.2 Порівняльний аналітичний огляд технічних характеристик існуючих систем розпізнавання знаків дорожнього руху	18
1.3 Порівняльний аналіз алгоритмів, що застосовуються для детектування та розпізнавання знаків дорожнього руху.....	19
1.4 Висновки до першого розділу.....	20
2 Теоретична частина.....	22
2.1 Існуючі алгоритми для детектування та розпізнавання знаків дорожнього руху	22
2.1.1 Виявлення об'єктів за кольором	22
2.1.2 Виявлення об'єктів за формою	24
2.1.3 Метод максимально стабільних екстремальних областей	29
2.1.4 Алгоритм Віоли-Джонса	31
2.2 Вибір найбільш відповідного алгоритму для реалізації детектування об'єктів.....	33
2.3 Розпізнавання дорожнього знаку за допомогою нейронних мереж	34
2.3.1 Штучні нейронні мережі	34
2.3.2 Згорткові нейронні мережі	36

2.4 Знаки дорожнього руху	38
2.5 Висновки до другого розділу	42
3 Практична частина	43
3.1 Загальне вирішення задачі детектування та розпізнавання знаків дорожнього руху.....	43
3.2 Навчальна вибірка GTSRB	43
3.3 Вибірка реальних дорожніх сцен GTSDb	45
3.4 Програмна реалізація	45
3.4.1 Бібліотека Keras	45
3.4.2 Бібліотека OpenCV.....	47
3.5 Пошук максимально стабільних екстремальних областей.....	48
3.6 Обробка зображення фільтрами Габора	50
3.7 Реалізація згорткової нейронної мережі на Keras.....	53
3.8 Результати проведеного дослідження.....	54
3.8.1 Детектування областей.....	54
3.8.2 Розпізнавання одержаних областей	55
3.9 Висновки до третього розділу	57
4 Охорона праці та безпека в надзвичайних ситуаціях.....	58
4.1 Відповідальність за порушення умов праці при виконанні електромонтажних робіт.....	58
4.2 Ергономічні вимоги до робочого місця користувача ПК.	63
4.3 Висновки до четвертого розділу.....	66
Висновки	67
Перелік джерел	68
Додатки	

ВСТУП

Актуальність теми. На сьогоднішній день актуальним завданням є побудова систем автоматичного попередження водія про дорожню ситуацію. Головним завданням таких систем є виявлення та розпізнавання ЗДР. В даний час таких алгоритмів розроблено величезну кількість, але рівень точності та швидкості розпізнавання не завжди дає змогу якісно виявляти та розпізнавати об'єкти із заданою точністю. Отже, проблема створення такого алгоритму, який швидко та якісно розпізнаватиме ЗДР залишається актуальною. Актуальність завдання викликана вдосконаленням рівня безпеки на дорогах та автомагістралях, а також гранично високою значущістю інформації, що міститься на ЗДР [1].

При застосуванні автоматичної системи розпізнавання дуже важливо правильно і своєчасно ідентифікувати ЗДР, у транспортному засобі, під час руху як в умовах міста, так і автомагістралі.

На сьогоднішній день для виконання завдання розпізнавання розробляються та використовуються комерційні системи, які постачаються «у комплекті» з автомобілем. Такі системи є закритими, зокрема, компанія Opel із системою «Opel Eye», компанія Mercedes із системою «Speed limit assist», компанія Volvo із системою «Road sign information». Такі апаратно-програмні комплекси впроваджуються в автомобільну систему як опція та не можуть бути покращені чи модифіковані.

Аналізуючи предметну область, стало зрозумілим, що існуючі системи не до кінця вирішують поставлене завдання. Результативність багатьох діючих систем різко зменшується в реальних умовах за наявності різного рівня розмитості, шуму, поганого освітлення та за різних спотворень.

Мета дослідження: розробка алгоритму та програмного засобу на його основі для детектування та розпізнавання ЗДР.

Для досягнення мети, в роботі поставлено та розв'язано **такі задачі:**

- дослідити існуючі алгоритми, котрі використовуються для розпізнавання ЗДР на зображеннях реальних сцен;
- розробити алгоритм детектування ЗДР на зображеннях реальних сцен, який забезпечуватиме високу стійкість до різних шумів, розмиття і різних спотворень;
- створити програмний продукт, здатний розпізнавати основні з видів дорожніх знаків, що найчастіше зустрічаються.

Об'єкт дослідження: алгоритми обробки зображень та системи, створені за допомогою ЗНМ.

Предмет дослідження: технологія застосування алгоритмів обробки зображення для виявлення та нейромережових алгоритмів для детектування розпізнавання ЗДР на зображеннях реальних сцен.

Наукова новизна роботи:

- для вирішення задачі детектування ЗДР найдоцільніше використовувати разом два алгоритми: пошук за формою за допомогою фільтра Габора та метод MSER;
- на основі запропонованого алгоритму було створено ПЗ для розпізнавання ЗДР, котре показало достатньо високий відсоток ідентифікації, а також володіє стійкістю до шумів та різних спотворень.

Практичне значення одержаних результатів. Результати роботи можуть бути використані для розпізнавання ЗДР і інших об'єктів в системах відеоспостереження, відеореєстраторах та інших сферах, пов'язаних із забезпеченням безпеки руху на автошляхах.

Апробація. Окремі результати роботи були представлені на X науково-технічній конференції «Інформаційні моделі, системи та технології» Тернопільського національного технічного університету імені Івана Пулюя (07-08 грудня 2022 р.) у вигляді опублікованих тез [1].

1 АНАЛІТИЧНА ЧАСТИНА

1.1 Огляд діючих систем, які застосовуються для розпізнавання знаків дорожнього руху

1.1.1 Загальна архітектура існуючих систем

Існуючі системи розпізнавання ЗДР, в основному, складаються з таких апаратних та програмних модулів (рис. 1.1):

- камера чи відеореєстратор;
- апаратний модуль захвату;
- модуль виявлення;
- модуль ідентифікації;
- БД.

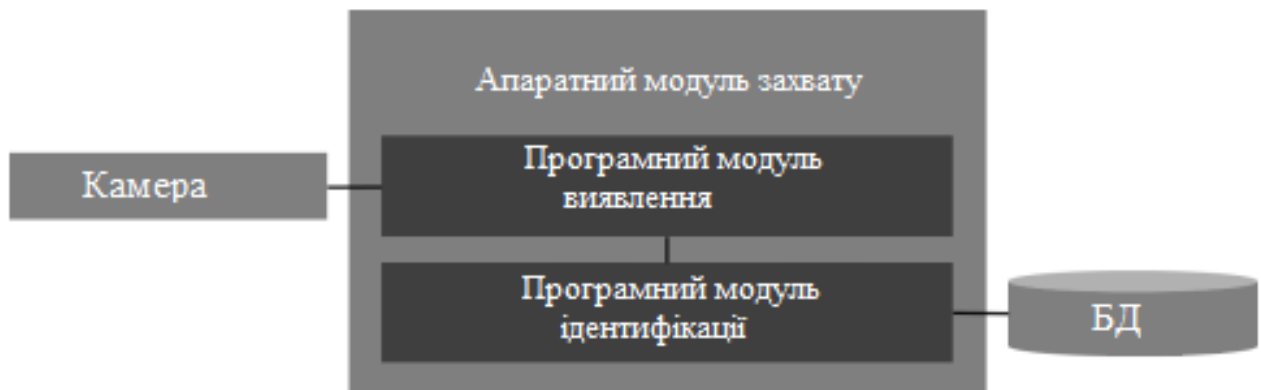


Рисунок 1.1 – Загальна архітектура існуючих системи

За допомогою камери зображення надходить на вхід системи. Далі якийсь алгоритм визначає положення ЗДР. Вподальшому дорожній знак розпізнається програмним модулем ідентифікації. Призначення БД може мати різну схему, залежно від поставлених перед системою завдань.

Електронний модуль керування запускає наступний алгоритм роботи:

- розпізнавання форми ЗДР;
- розпізнавання кольорів ЗДР;
- розпізнавання напису усередині ЗДР;
- розпізнавання інформаційної таблички;
- аналіз поточної автомобільної швидкості;
- порівнювання автомобільної швидкості з максимально допустимою швидкістю;
- попередження водія відбувається за допомогою звуку та візуально.

Зображення у вигляді дорожнього знака відображається на дисплеї автомобіля. На дисплеї інформаційної системи це повідомлення залишається видимим, доки не закінчиться обмеження або його не буде змінено.

В інших конструкціях системи розпізнавання ЗДР інтегровані з навігаційною системою та відомості про знаки надходять із навігаційних карт. Значною перевагою є те, що якщо ЗДР не буде визначений камерою, інформація про нього буде виведена на панель приладів.

1.1.2 Opel Eye

У компанії Opel розробниками було створено камеру-систему Opel Eye, яка обладнана системами GM. Система TSR розпізнає знаки ОШ, показуючи картинку дорожнього знака на панелі автомобіля, а також записує зображення протягом невеликого часу.

У відеореєстраторі використовується потужний процесор, який дозволяє одночасно виконувати численні операції. Один з головних мінусів системи від компанії Opel, що вона працює тільки на швидкостях, що перевищують 60 км\год [2].

На кермі існує кнопка, яка включає систему пріоритетів та включень функцій TSR, яка здатна викликати зображення на панель приладів для оповіщення водія.

Даний пристрій включає широкоформатну камеру з високою роздільною здатністю лінз і процесорами, які дозволяють працювати камері зі швидкістю 30 кадрів в секунду. Широкоформатна камера дозволяє розпізнати ЗДР з відстані 100 метрів. Дана камера знаходиться між лобовим склом та дзеркалом заднього виду.

Робота системи починається після фокусування камери, надалі цифри, що знаходяться всередині контуру дорожнього знака, ідентифікуються. Потім зображення порівнюється з БД і якщо воно співпадає із зображенням ЗДР, який зберігається в ПЗ автомобіля, то знак починає відображатися на приладовій панелі (рис. 1.2).



Рисунок 1.2 – Результат роботи системи Opel Eye

Програмний комплекс "Opel Eye" може розпізнавати такі ЗДР:

- ОШ;
- обгін заборонено.

Система надасть допомогу водієві, наприклад якщо він з якої-небудь причини не помітив знак ОШ (або інший ЗДР), то Opel Eye цей знак не пропустить та відобразить його на панель приладів. В даний час багато транспортних засобів володіють навігаційним додатком, в котрому вже містяться спеціальні повідомлення про ОШ на різних частинах дороги. Система Opel Eye володіє принциповою відмінністю від інших систем навігації, оскільки в реалі оцінює стан поточної ситуацію на трасі.

Точність розпізнавання дуже різко падає, якщо ЗДР нахилений, частково перекритий або забруднений. Загальна точність сягає близько 75%.

1.1.3 Speed Limit Assist (Mercedes)

Встановлюється на нові легкові автомобілі цієї марки. Її задача - нагадати водію про ОШ на поточному фрагменті траси.

Остання версія Speed Limit Assist може не тільки розпізнавати ЗДР, а й проводити аналіз щодо можливого застосування отриманих даних інформацію для вантажівок. На додачу система визначає знаки закінчення ОШ. Система виконує аналіз інформації, котра отримана з камери на лобовому склі, в режимі реального часу. Місце розміщення знаку ОШ – збоку від дороги чи вверху – не є важливим.

Завдяки покращеному механізму розпізнавання знаків, що отримується камерою, аналіз інформації триває менше 1 с, і результат відразу передається на приладову панель. Німецькі автоексперти вважають, що Speed Limit Assist реально допомагає водієві в дотриманні швидкісного режиму та допомагає уникнути або, хоча б, знизити кількість ДТП

Камера, встановлена на вітровому склі, постійно контролює зону перед

автомобілем та уважно стежить за ЗДР.

Далі комп'ютер сканує зображення з камери лише для круглих поверхонь, а потім виділяє їх. На наступному етапі система алгоритмів фільтрує всі об'єкти, які повторюють форму кола, але не схожі на дорожні знаки. Нарешті, порівняння із збереженими шаблонами виключає всі об'єкти, крім тих, які запрограмовані для виявлення системою: круглі ЗДР, що вказують на ОШ.

Символи надсилаються на екран кабіни, що означає, що водій завжди в курсі поточного ОШ і може певним чином здійснювати регулювання швидкості автомобіля [3].

Система може розпізнавати знаки ОШ.

Точність розпізнавання дуже різко падає, коли знак похилився, чимось частково перекритий чи наявне забруднення. Загальна точність сягає близько 70%.



Рисунок 1.3 – Результат роботи системи Speed limit Assist

1.1.4 Road Sign Information (Volvo)

Дана система розпізнавання допомагає водієві не забути про ті ЗДР, які він уже проїхав. Може показувати знаки "Обгін заборонено" та ОШ одночасно, а також показувати знак "Автомагістраль" та "Дорога для автомобілів".

Якщо на дорозі стоїть знак ОШ, при виявленні системою цього знака на шкалу швидкості ставиться обмеження. Також забороняючі знаки перестають згадуватись на панелі при виявленні знака «Кінець обмежень» (рис. 1.4). Варто зауважити, що іноді відбуваються помилкові спрацьовування.

Система може виявити такі ЗДР:

- ОШ;
- обгін заборонено;
- інформаційні таблички;
- кінець усіх обмежень;
- автомагістраль.



Рисунок 1.4 – Результат роботи системи Road Sign Information

Точність розпізнавання дуже різко падає, якщо дорожній знак нахилений, частково перекритий, був забруднений або при його повороті [4].

1.1.5 Roadly

У цей продукт впроваджено функції відеореєстратора, розпізнавання ЗДР, попередження про зону їхньої дії та антирадара, котрий повідомляє про камери (рис. 1.5).



Рисунок 1.5 – Результат роботи системи Roadly

Головна ідея цієї програми, що всі розпізнані на пристрої ЗДР відправляються до загальної БД, які потім потрапляють до інших водіїв. Отже, чим більше водіїв, які встановили додаток і ним користуються, тим більша та актуальніша БД.

У версії програми, яка доступна на даний момент, додана можливість розпізнавати наступні ЗДР:

- ОШ;
- обгін заборонено;
- зупинка заборонена;
- стоянка заборонена;
- пішохідний перехід;
- знаки, що регулюють проїзд перехресть;
- попереджувальні знаки;
- поступися дорогою.

У інструкції до системи вказано, що розпізнавання інших ЗДР буде додано в наступних версіях [5].

1.2 Порівняльний аналітичний огляд технічних характеристик існуючих систем розпізнавання знаків дорожнього руху

У таблиці 1.1 наведено порівняльний аналіз існуючих систем, що розпізнають ЗДР.

Таблиця 1.1 – Порівняльні характеристики існуючих систем

	Opel Eye	Speed limits assist	Road sign information	Roadly
Точність розпізнавання	90%	95%	96%	95%
Розпізнавання знаків обмеження швидкості	+	+	+	+
Розпізнавання інших забороняючих знаків	+	-	+	+
Додаткова інформація	Працює лише на швидкості >60 км\год			Можна встановити на смартфон

З таблиці 1.1 видно, що тільки додаток Roadly є встановлюваною системою, проте інші є вбудованими. Окремо реалізовані системи для розпізнавання ЗДР дуже рідкісні, більшість таких програмних засобів не є окремо встановленою функцією, а в основному вони входять до складу додаткових заводських опцій автомобіля. Із цього можна зробити висновок, що комерційна вартість стає надто високою.

Всі вбудовані системи мають не надто великий відсоток ідентифікації ЗДР, причому він падає, якщо дорожній знак знаходиться не в ідеальних умовах (нахил, часткове перекриття, забруднення) оскільки зображення піддаються проектним спотворенням. З високою надійністю розпізнаються тільки чисті знаки з хорошою контрастністю.

З'ясувати які, власне, алгоритми лежать в основі цих систем не є можливим, оскільки у вільному доступі така інформація відсутня. Алгоритми виявлення та розпізнавання ЗДР, що використовуються в комерційних системах, не публікуються. Можна припустити, що для розпізнавання використовуються шаблонні алгоритми.

Актуально розробити метод детектування та розпізнавання ЗДР, який підвищить точність розпізнавання, що актуально за умови:

- похилого закріплення пластини знака;
- маневрування автомобіля у зоні контролю;
- високої швидкості руху автомобіля у зоні контролю;
- використанні системи під час руху по крайній лівій смузі.

1.3 Порівняльний аналіз алгоритмів, що застосовуються для детектування та розпізнавання знаків дорожнього руху

На даний час однією з областей, що стрімко розвиваються, є розпізнавання ЗДР. Проте існує низка невирішених завдань, які знижують

ефективність роботи сучасних методів. Застосувати самий кращий спосіб розпізнавання ЗДР досить складно, так як існує велика множина факторів, котрі впливають на точність розпізнавання. Серед основних можна виділити такі:

- зображення можуть мати низьку роздільну здатність;
- на зображеннях може бути складне, неоднорідне за кольором і фактурою тло;
- об'єкти на зображеннях можуть бути представлені за різного ракурсу, що створює візуальні геометричні та фотометричні спотворення;
- на зображеннях може бути безліч шуканих об'єктів, кількість яких наперед не відома [6, 7].

Щоб усунути складності, які згадуються вище, потрібне застосування додаткової попередньої обробки, що збільшує обчислювальну складність системи. Таким чином впливає висновок, що сьогодні існує необхідність у реалізації різних алгоритмів та методів, які зможуть дозволити знизити вплив складнощів, які були згадані на процес розпізнавання [8].

Розробка алгоритму ідентифікації ЗДР, стійкого до таких завад, значно покращить точність розпізнавання, що є надзвичайно актуальним при:

- нахиленому ЗДР;
- виконанні маневру автомобіля при ідентифікації;
- руху автомобіля з високою швидкістю.

Розпізнавання ЗДР на зображеннях реальних сцен можна розділити на два основні етапи:

- детектування області розташування ЗДР на зображенні;
- розпізнавання дорожнього знаку.

1.4 Висновки до першого розділу

У цьому розділі проводиться аналітичний огляд наявних систем реалізації

та готових алгоритмів, які застосовуються для детектування та розпізнавання ЗДР на зображення реальних сцен.

Представлені головні переваги та недоліки таких систем та алгоритмів. Виконано огляд технічних параметрів готових систем розпізнавання ЗДР.

2 ТЕОРЕТИЧНА ЧАСТИНА

2.1 Існуючі алгоритми для детектування та розпізнавання знаків дорожнього руху

2.1.1 Виявлення об'єктів за кольором

В основі алгоритму – пошук об'єкта за кольором. Так як ЗДР мають лише кілька кольорів, а більшість з них тільки червоного і синього, невелика кількість ЗДР, що залишилася, мають інші кольори.

Далі розглянемо послідовність дій алгоритму, щоб виявити його позитивні та негативні моменти. На початку беремо зображення, представлене колірному просторі RGB.

Передбачається, що у ньому є зображені дорожні знаки. Отже, для виявлення ЗДР на зображенні за кольором нам потрібно обробити 3 складові, такі як матриці M на N для кожного кольору - $M \times K \times 3$, а це означає, що буде потрібно більше обчислювальних потужностей. Варто окремо врахувати, що зміна однієї із частин, у колірному просторі, чинить вплив на значення інших частин, тобто зміна G змінює значення R та B .

HSB:

- Hue - колірний тон (як варіант, жовтий, червоний або блакитний). Змінюється в діапазоні "0-360°", може деколи зводитися до меж значень "0-100" або "0-1".

- Saturation - насиченість. Значення лежить в межах "0-100" або "0-1". Із збільшенням цього параметру колір стає «чистішим». Із наближенням цього атрибуту до нуля колір стає ближчим до нейтрального сірого.

- Brightness (яскравість). Аналогічно міститься у діапазоні «0-100» та «0-1».

Слід зазначити, що будова моделі HSB є найбільш близькою до людського

сприйняття кольорів.

Нехай MAX - максимальне значення R, G, B, а MIN - мінімальне з них.

$$H = \begin{cases} 0, \text{ якщо } MAX = MIN \\ 60 \times \frac{G-B}{MAX-MIN} + 0, \text{ якщо } MAX = R \text{ и } G \geq B \\ 60 \times \frac{G-B}{MAX-MIN} + 360, \text{ якщо } MAX = R \text{ и } G < B \\ 60 \times \frac{G-B}{MAX-MIN} + 120, \text{ якщо } MAX = G \\ 60 \times \frac{G-B}{MAX-MIN} + 240, \text{ якщо } MAX = B \end{cases}, \quad (2.1)$$

$$S = \begin{cases} 0, \text{ якщо } MAX = 0 \\ 1 - \frac{MIN}{MAX}, \text{ інакше} \end{cases}, \quad (2.2)$$

$$B = MAX, \quad (2.3)$$

Після переведення з однієї колірної моделі в іншу знаємо діапазони значень HSB кольору знаку за різних видів освітлення (день, вечір, ніч).

Наприклад, якщо вивчити дані з інтернету, можна зауважити, що значення відтінків червоного кольору на знаку знаходиться в діапазонах, представлених у таблиці 2.1.

Таблиця 2.1 - Діапазони червоного кольору

	Ясно	Дощ	Вечір	Ніч
HSB	300<H<360	300<H<360	300<H<360	22<H<360
	0.7<S<1	0.7<S<1	0.7<S<1	0.7<S<1
	0.5<B<1	0.5<B<1	0.5<B<1	0.5<B<1

Пошук ЗДР відбувається шляхом здійснення перевірки кожного пікселя на зображенні, наступний крок є підстановкою значення пікселя в проміжки, які можна побачити в таблиці 2.1. Після підстановки пікселя в проміжок

порівнюються умови і якщо вони дотримуються, то піксель стає білого кольору, якщо ж ні, тоді чорного. Після того, як завершиться завдання перевірки всіх пікселів, зображення стане чорно білим і зокрема будуть виділені тільки контури ЗДР [9, 10].

Переваги цього підходу:

- простота реалізації;
- низьке навантаження на пристрій, за допомогою якого проводять обчислення;

- стійкість до зміни погодних умов;
- адаптація алгоритму до всіх існуючих класів ЗДР.

Недоліками є:

- виявлення всіх ЗДР на зображенні, що підходять під певний колір, навіть якщо це не є потрібним;

- виявлення інших об'єктів, колір яких схожий на колір ЗДР;
- вигоряння (знос) або забруднення покриття ЗДР можуть вплинути на результат роботи.

2.1.2 Виявлення об'єктів за формою

Дані методи будуть найбільш актуальними для ЗДР, завдяки формі самих знаків. Вони складаються з простих примітивів такі як:

- коло;
- трикутник;
- квадрат;
- прямокутник.

На першому етапі отримуємо зображення та готуємо його. Підготовка полягає в тому, щоб перевести зображення з кольорового зображення в градації сірого і виділення межі об'єктів.

Надалі проводиться пошук контурів, які є замкнутими, щоб серед них

знайти контури, що нагадують фігуру.

На завершальному етапі відбувається відбір тих контурів, котрі задовольняють поставлені умови.

Детектор Кенні. Крім виняткових випадків складно віднайти детектор границь, який функціонував би значно краще, ніж детектор Кенні. Завданням Кенні була розробка оптимального алгоритму детектування границь, який задовольняв би наступним вимогам:

- високий рівень виявлення меж;
- локалізація, яка відповідає всім умовам (точне перебування положення границі);
- на границі лише один відгук.

З цих вимог обчислювалася цільова функція вартості помилок, яка мінімізувала для знаходження оптимального лінійного оператора для створення згортки зображення.

Стандартний алгоритм, закладений у детектор границь Кенні, виконує не лише обчислення градієнта згладженого фільтром Гауса відбитка. У контурі границь видаляються локально не максимальні точки, що лежать поруч із границею.

В алгоритмі Кенні використовується інформація про напрямки границі для того, щоб не задіяти або забирати точки, котрі знаходяться безпосередньо поруч із границею, робиться це для того, щоб безпосередньо не розірвати границю поблизу градієнтів локальних максимумів. Далі з використанням граничної фільтрації видаляються слабкі межі, а частина границі під час фільтрації опрацьовується як одне ціле.

У випадку, якщо величина верхнього порогу градієнта на якомусь знайденому фрагменті буде перевищено, тоді він залишається також «допустимою» межею і в тих місцях, власне де величина градієнта стає менше за цей поріг, доки вона не стане нижче нижнього порога.

Якщо вийде так, що на всьому фрагменті немає величини більшої точки верхнього порогу, він забирається. Такі дії дозволяють суттєво зменшити кількість розривів у вихідних границях.

Якщо включити в алгоритм шумозаглушення – це підвищить стійкість результатів, але одночасно збільшить обчислювальні витрати, а також призведе до спотворення і можливої втрати інформації границь. За допомогою такого алгоритму здійснюється заокруглення кутів на об'єктах та руйнуються межі у точках з'єднань [11].

Фільтр Габора. Є лінійним електронним фільтром, який визначається характеристикою гармонійної функції, помноженої на гауссіан. У момент застосування цифрової обробки зображення цей фільтр використовується при розпізнаванні границь визначених об'єктів.

Зорова система людини складається із банків фільтрів. Функції Габора з різними орієнтаціями та масштабами можуть моделювати відгуки відповідних фільтрів людей. Виявлено, що функції Габора особливо ефективні для ідентифікації та представлення текстур. Ця характеристика фільтра Габора застосовується для детектування об'єктів, розпізнавання відбитків пальців та виразів обличчя, також сегментації зображень тощо.

Існують певні параметри, які керують тим, яким буде фільтр Габора і які на функції він буде реагувати. 2D-фільтр Габора можна розглядати як синусоїдальний сигнал певної частоти та орієнтації, модульований гаусовою хвилею [12].

Фільтр має дійсну та уявну складові, що представляють ортогональні напрямки. Два компоненти можуть бути сформовані в комплексне число або використані окремо.

Містить в собі:

λ - довжина хвилі синусоїдальної складової;

Θ - орієнтація нормалі до паралельних смуг функції Габора;

Ψ - зсув фази синусоїдальної функції;

σ - стандартне відхилення огинаючої Гаусса;

γ - просторове співвідношення сторін і вказує на еліптичність підтримки функції Габора.

Лямбда (λ) – довжина хвилі визначає ширину смуг функції Габора. Збільшення довжини хвилі дає товстіші смуги, а зменшення довжини хвилі – більш тонкі смуги.

При збереженні інших параметрів без змін та зміні γ до 60 та 100 смуги стають товстішими (рис. 2.1).

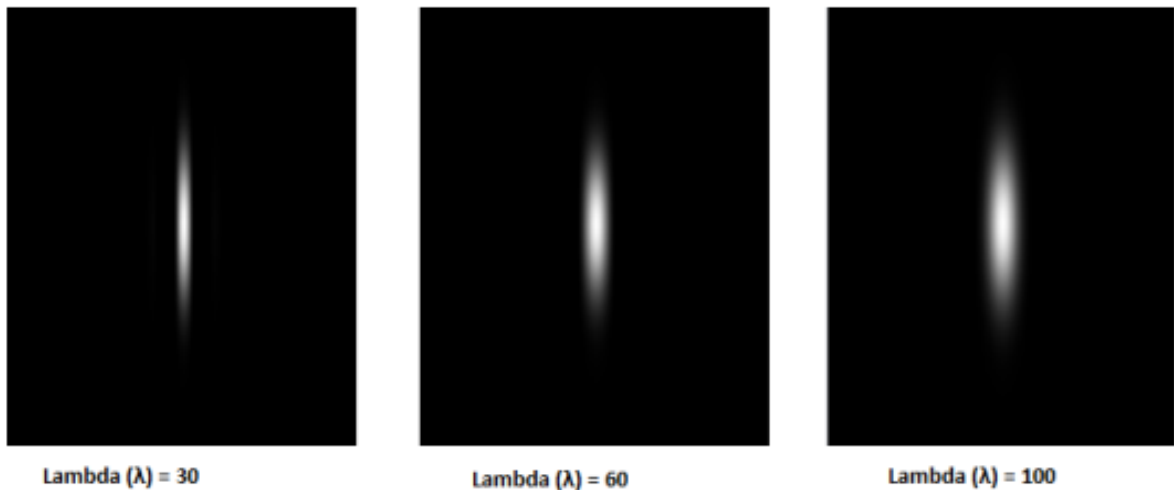


Рисунок 2.1 – Збереження інших параметрів без змін ($\Theta = 00$, $\gamma = 0.25$, $\sigma = 10$, $\Psi = 0$), а при зміні λ від 30 до 60 та 100 функція Габора стає товстішою

Тета (Θ) - контролює орієнтацію функції Габора. Θ нульового ступеня відповідає вертикальному положенню функції Габора. Особливості вигляду функції Габора при різних значеннях Θ показано на рис. 2.2.

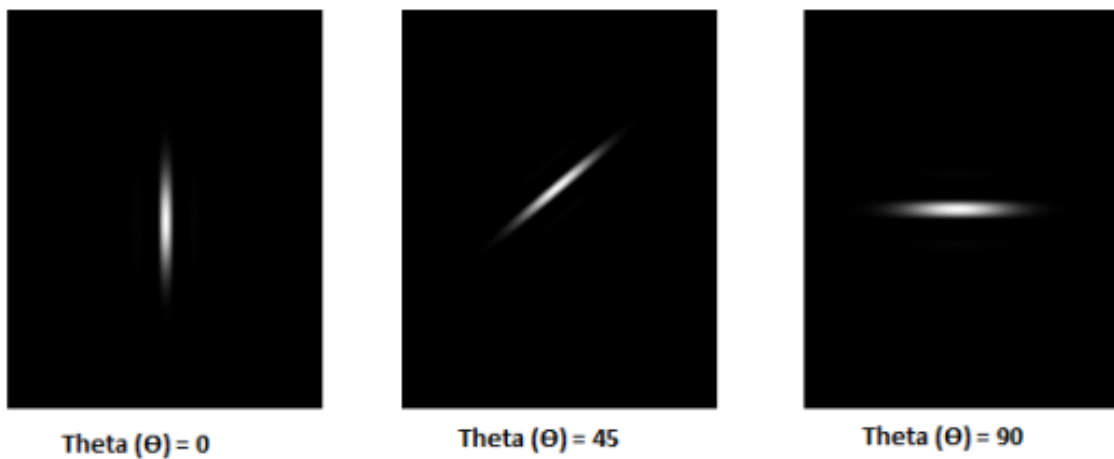


Рисунок 2.2 – Збереження інших параметрів без змін ($\lambda = 30$, $\gamma = 0,25$, $\sigma = 10$, $\Psi = 0$), а при зміні Θ від 0 до 45 та 90 функція Габора обертається

Гамма (γ) - співвідношення сторін або γ контролюють висоту функції Габора. При дуже високому аспектному співвідношенні висота стає дуже маленькою, а за дуже малих значень γ висота стає досить великою. При збільшенні γ до 0,5 та 0,75 при збереженні інших параметрів без змін висота функції Габора зменшується (рис. 2.3).

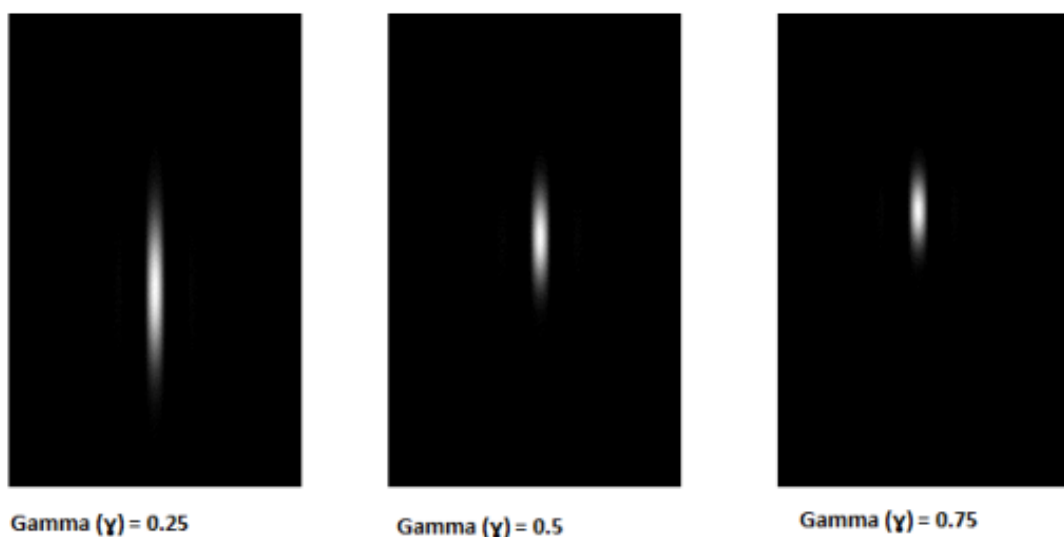


Рисунок 2.3 – Збереження інших параметрів без змін ($\lambda = 30$, $\Theta = 00$, $\sigma = 10$, $\Psi = 0$), а при зміні γ від 0,25 до 0,5 та 0,75 функція Габора стає коротшою

Сигма (σ) - смуга пропускання чи σ контролює загальний розмір конверта Габора. Для більшої смуги пропускання збільшення огинаючої, що дозволяє отримати більше смуг, а при невеликій смугі пропускання огинаюча стискається. При збільшенні σ до 30 і 45 число смуг функції Габора збільшується. Цей процес відображено на рис. 2.4.

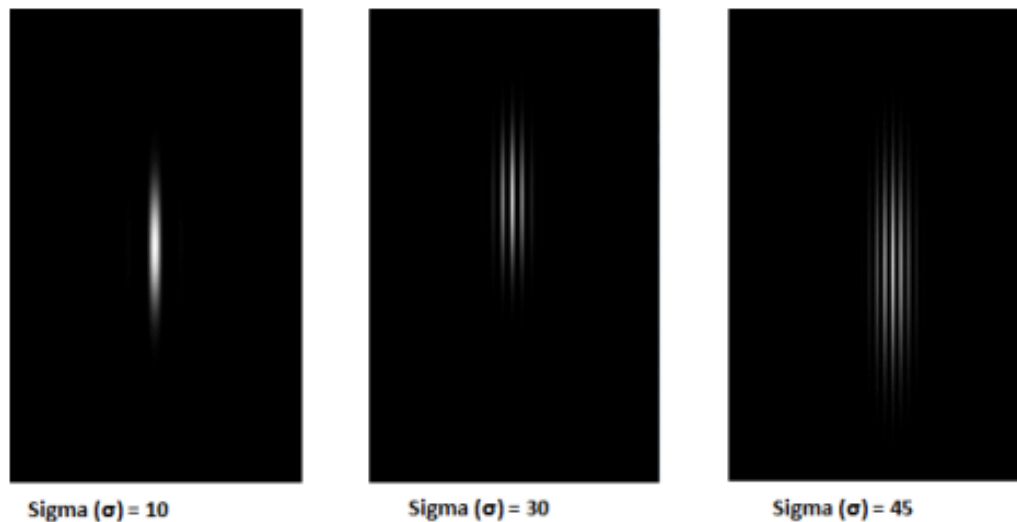


Рисунок 2.4 – Збереження інших параметрів без змін ($\lambda = 30$, $\Theta = 00$, $\gamma = 0,25$, $\Psi = 0$), а при зміні сигми від 10 до 30 та 45 число смуг у функції Габора збільшується

2.1.3 Метод максимально стабільних екстремальних областей

Найбільшого поширення алгоритм MSER отримав як метод знаходження і виявлення регіонів, а як і частина КЗ вирішує завдання пошуку і створення дескрипторів.

Робота методу полягає в тому, що він знаходить певну кількість пікселів, які у свою чергу є лінійними, що означає перше сортування інтенсивності пікселів. Сортування пройшло і пікселі, список інтенсивності та суміщені з'єднані компоненти, та їх області зберігаються використовуючи систему непересічних множин. Ці операції відбуваються майже миттєво. Структура

даних, яка повинна проводитися протягом процесу, зберігає область кожного з'єднаного компонента як функцію інтенсивності. Закінчення існування менших компонентів, передбачає з'єднання двох компонентів, тобто з меншого до більшого.

Основні переваги даного алгоритму:

- інваріантний до афінних перетворень;
- стійкий до бінаризації з різним порогом ділянок зображення;
- ефективно реалізується за допомогою системи непересічних множин [13, 14].

З основних недоліків цього алгоритму можна назвати незалежність до масштабу, і, навіть, функція розрідженості.

Регіони, які були знайдені за допомогою алгоритму, мають властивості:

- області розглядаються лише у вибраному діапазоні екстремумів;
- мультимасштаб, знаходження різних ділянок структур малих та великих.

В алгоритмі MSER афінні перетворення реалізуються в повному обсязі [15].

Перерахування та підрахунок максимально стабільних екстремальних регіонів відбувається так. На самому початку відбувається піксельне сортування за інтенсивністю. Далі, пікселі переміщуються в зображення, після попівксельного сортування, а система множин, що не перетинаються, підтримує список зв'язкових компонент і їх площі. Складність реалізації системи множин, що не перетинаються, є лінійною.

У процесі роботи функція інтенсивності зберігається структура кожного компонента, цим створюючи структуру.

Наприкінці пороги, котрі створюють MSER, вибираються як рівні інтенсивності, є локальними мінімумами швидкості ϵ зміни функції площі [16, 17].

Вибір конкретного стійкого порога в оригінальному алгоритмі не прописаний, тому таке завдання лежить на програмісті.

2.1.4 Алгоритм Віоли-Джонса

Є одним із найбільш популярних, котрий дає змогу з великою швидкістю виявити фрагменти об'єктів на зображеннях і відразу ж визначити, до якого класу належить даний об'єкт. Головним завданням цього алгоритму є виявлення осіб, але часто використовується при розпізнаванні багатьох інших класів об'єктів. При побудові алгоритму основною ідеєю було виділення ознак (властиво локальних особливостей) якогось зображення та подальшого навчання алгоритму на цих ознаках.

Алгоритм використовує локальні особливості, які виконують підсумовування пікселів прямокутних областей зображення. Ознаки, використані Віолою та Джонсом, містять безліч прямокутних областей. Наприклад на рис. 2.5 показані прямокутні ознаки, що використовуються в алгоритмі Віоли-Джонса, які називаються примітивами Хаара.

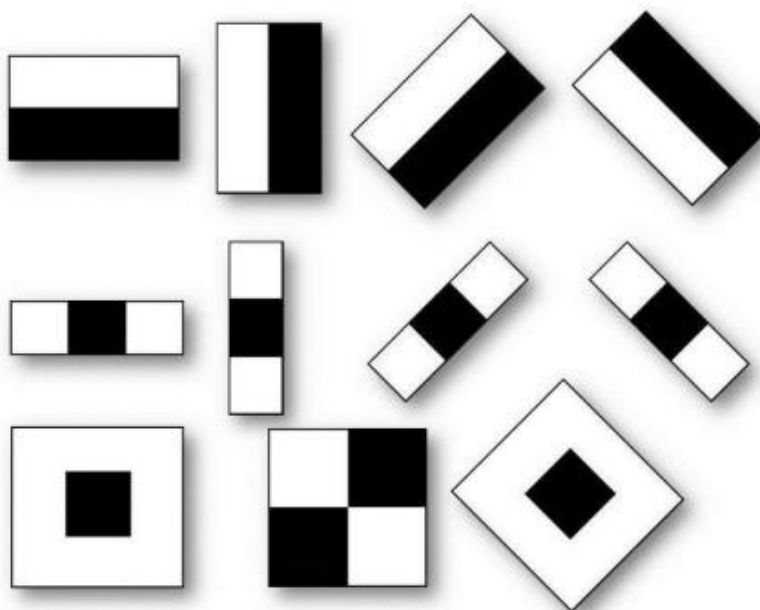


Рисунок 2.5 – Прямокутні ознаки Хаара

Значення прямокутних ознак Хаара обчислюються відніманням суми пікселів у білих прямокутниках із суми пікселів у чорних прямокутниках. Незважаючи на чутливість прямокутних особливостей зображення, такі як горизонтальні та вертикальні, вони дуже примітивні, і результат їх пошук простий і грубий. Але все ж таки якщо зображення зберігається в інтегральному форматі, тобто у всіх пікселях зображення зберігається сума всіх сусідніх пікселів, які знаходяться вище і зліва, за константний час відбувається перевірка ознак на прямокутні області, що безперечно є перевагою [18].

Кожна область у використуваних ознаках завжди межує з іншими прямокутними областями, тому розрахунок даних цієї ознаки з двома прямокутниками складається із шести звернень до інтегрального масиву, а для іншої ознаки з чотирма прямокутниками з дев'яти звернень.

Для алгоритму Віюлі-Джонса можна виділити такі переваги:

- можливе виявлення досить великої кількості об'єктів на вихідному зображенні;
- велика швидкість виявлення за допомогою застосування простих класифікаторів об'єктів упродовж праці алгоритму пошуку;
- можливість навчити знаходження алгоритму будь-яких об'єктів;
- можливий як пошук ЗДР на вихідному зображенні, так і їх розпізнавання.

Серед недоліків цього алгоритму виділяються:

- складність реалізації;
- довгий час навчання. Під час навчання властиво алгоритму потрібно проаналізувати велике число зображень, на яких є потрібний об'єкт (позитивна вибірка) і на яких немає потрібного об'єкта, при цьому зображення без об'єкта (негативна вибірка) мають бути зроблені у тому ж середовищі, що приклади з об'єктом;
- Велика кількість близько розташованих один до одного результатів

через застосування різних масштабів.

2.2 Вибір найбільш відповідного алгоритму для реалізації детектування об'єктів

Щоб водіям було легше читати та розпізнавати ЗДР, вони часто мають певну форму та колір із символами всередині, так що між ЗДР та фоном існує суттєва різниця.

Наприклад, ЗДР обмеження швидкості 60 має круглу форму із сильним числом «60». Ці функції є також важливою інформацією для систем розпізнавання ЗДР.

Однак розпізнавання ЗДР – непросте завдання, оскільки існує багато несприятливих факторів, таких як погана погода, зміна точки зору, фізичні пошкодження тощо.

Складнощі у цій галузі, з якими зіткнулися, полягали в наступному. Оскільки модель RGB надто чутлива до освітлення, алгоритми перетворення колірного простору часто використовуються для виявлення ЗДР.

Хоча один і той же вид ЗДР має деяку однорідність кольору, в умовах навколишнього середовища на колір знаків впливає освітлення і напрямок світла. Тому інформація про колір не є повністю надійною.

Оскільки встановлені на транспортних засобах камери не завжди перпендикулярні до ЗДР, а форма знаків часто спотворюється на дорожніх сценах, інформація про форму ЗДР не є повністю надійною.

ЗДР в деяких дорожніх сценах часто приховані будинками, деревами та іншими транспортними засобами; тому потрібно було розпізнати ЗДР із неповною інформацією.

Зміна кольору дорожніх знаків, їх пошкодження, дощ, сніг, туман та інші проблеми також розглядаються як проблеми у процесі виявлення ЗДР.

Також вихід алгоритму Кенні був двояковим зображенням, яке могло призвести до великої втрати інформації про зображення і не могло забезпечити достатні характеристики виявлення та класифікації.

Провівши аналіз отриманої інформації, я дійшов висновку, що для вирішення задачі пошуку ЗДР найдоцільніше використовувати разом два алгоритми:

- пошук за формою за допомогою фільтра Габора;
- метод MSER.

2.3 Розпізнавання дорожнього знаку за допомогою нейронних мереж

2.3.1 Штучні нейронні мережі

На сьогоднішній день існує безліч нейромережових областей, які були створені для вирішення завдань розпізнавання об'єктів на зображеннях. Вирішення цих завдань призвело до виникнення труднощів, які пов'язані з образами об'єктів їх підтвердженням та різного роду спотворень:

- повороти;
- шум;
- зміщення;
- зміна розміру.

Можна сказати, що в багатьох випадках таку складність можна уникнути завдяки правильному вибору нейромережової архітектури та її способу навчання.

Після дослідження безлічі робіт, пов'язаних з цією проблемою, було зроблено висновок, що на сьогоднішній момент не існує ідеальної моделі, яка могла б бути нечутливою до всіх 4 видів спотворень, описаних вище.

ШНМ — властиво матмодель, і навіть її програмна реалізація, створена за аналогією існування та роботи біологічних нейромереж, а саме мереж нервових

клітин власне живого організму. Такі поняття з'явилися за потреби змодельовати властиво ці процеси, після вивчення процесів, котрі проходять у людському мозку.

Після того, як алгоритм навчання був розроблений, отримані моделі стали застосовуватися в задачах прогнозування, розпізнавання образів, управління та ін [19, 20].

На рис. 2.6 наведено приклад будови ШНМ.

Існуючі переваги ШНМ:

- високі класифікуючі можливості;
- висока швидкість роботи;
- навчання БД зображень.

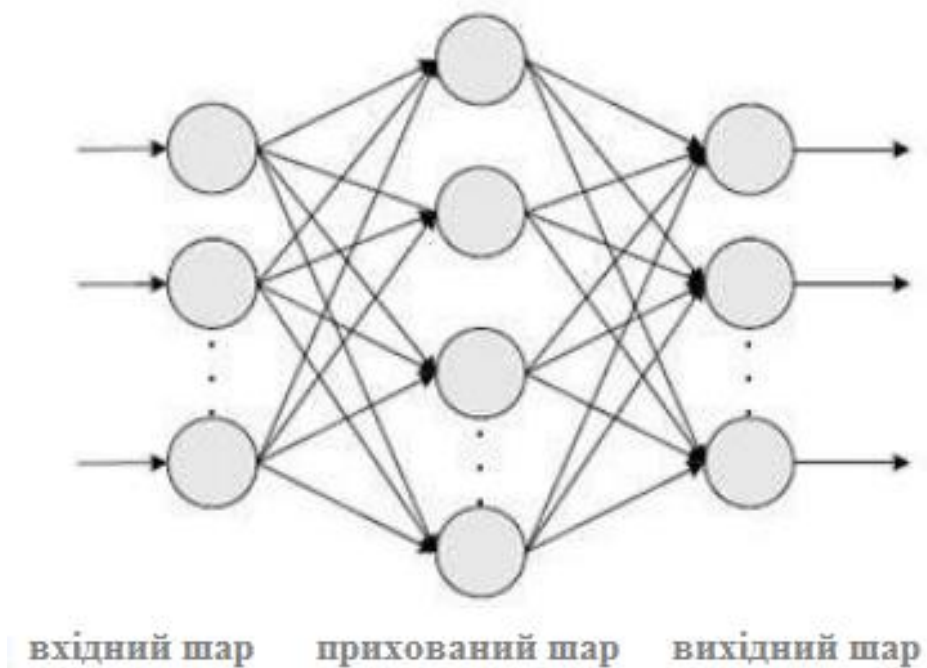


Рисунок 2.6 – Будова ШНМ

З недоліків можна виділити:

- трудомісткий та тривалий процес вибору архітектури мережі;
- велика кількість шарів, нейронів та вагових коефіцієнтів;

- довгий та складний процес навчання, можливо до перенавчання.

Складність завдання міститься в тому, що на реальних зображеннях сцен дорожні знаки можуть бути схильні до спотворень, розмиті або бути зашумлені, а також знак може бути повернутий, може бути брудним або навіть деформованим. Звичайна ШНМ дуже чутлива до подібних спотворень.

На додачу до сказаного вище слід згадати, що зображення, отримані з камери, складаються з великої кількості пікселів, через це розмір ШНМ буде зростати, з цього випливає, що і всіх її складових також. Отже буде збільшуватися складність обчислень та ресурсомісткість під час навчання та час роботи [21].

Виходячи з проведеного аналізу, бачимо всі існуючі недоліки класичних ШНМ, тому слід використовувати ЗНМ, які мають такі переваги стійкості:

- до зсувів;
- до спотворення вхідного сигналу;
- до поворотів;
- до зміни масштабу та ін.

2.3.2 Згорткові нейронні мережі

ЗНМ - це спеціальна конфігурація ШНМ, котру вперше описав Ян ЛеКуном і призначена для ефективного розпізнавання зображень, котра міститься у складі технологій глибокого навчання.

Дана технологія спирається на аналогії зорової кори головного мозку та її принципами роботи, в якій були відкриті прості клітини, котрі реагують на прямі, представлені під різноманітними кутами, та складні клітини, які реагують на активацію визначеного сету простих клітин.

Виходячи з цього, ідея ЗНМ полягає в тому, що чергуються згортковими шарами (англ. convolution layers) і шарами підвибірок (англ. subsampling layers).

Архітектура цієї мережі представлена рис. 2.7.

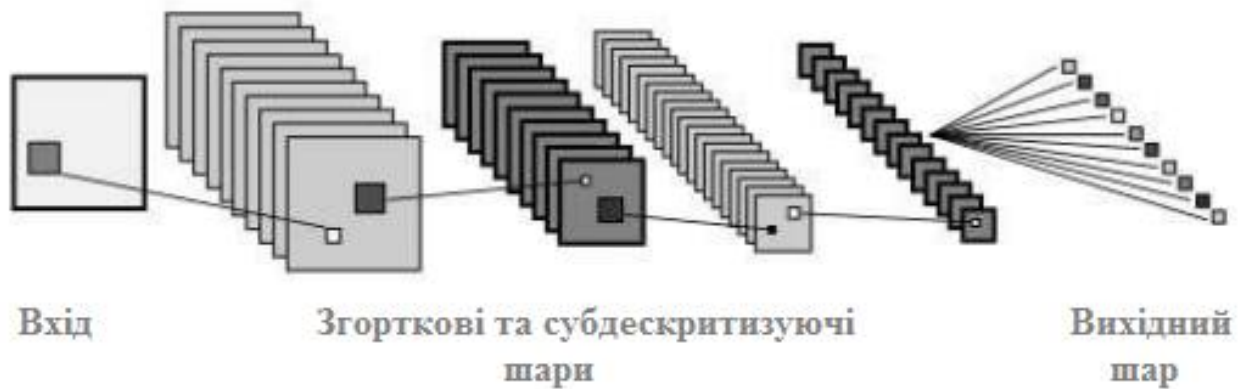


Рисунок 2.7 – Будова ЗНМ

Одним з важливих моментів у вивченні ЗНМ є визначення ваг, що розділяються, тобто певна частина нейронів одного з досліджуваних шарів ЗНМ може застосовувати ті ж самі вагові коефіцієнти. Властиво ті нейрони, котрі беруть ті ж самі ваги, після знаходження, організовуються в карти ознак, а кожен з нейронів перебуває у зв'язку із частиною нейронів власне попереднього шару через вхідні карти ознак.

Під час обчислення мережі кожен нейрон проводить згортку певної частини попереднього шару, котрий власне і визначається безліччю нейронів, котрі пов'язані із цим нейроном. Шари ЗНМ, побудовані за цим принципом, називаються згортковими шарами.

У ЗНМ, крім згорткових шарів можуть бути шари підвибірки, які виконують функції зменшення розмірності простору карт ознак, а також пов'язані шари, в яких вихідний шар, як правило, завжди повнозв'язний [22].

На рис. 2.8 представлений наочний принцип роботи ЗНМ, завданням якої було розпізнавання ЗДР.

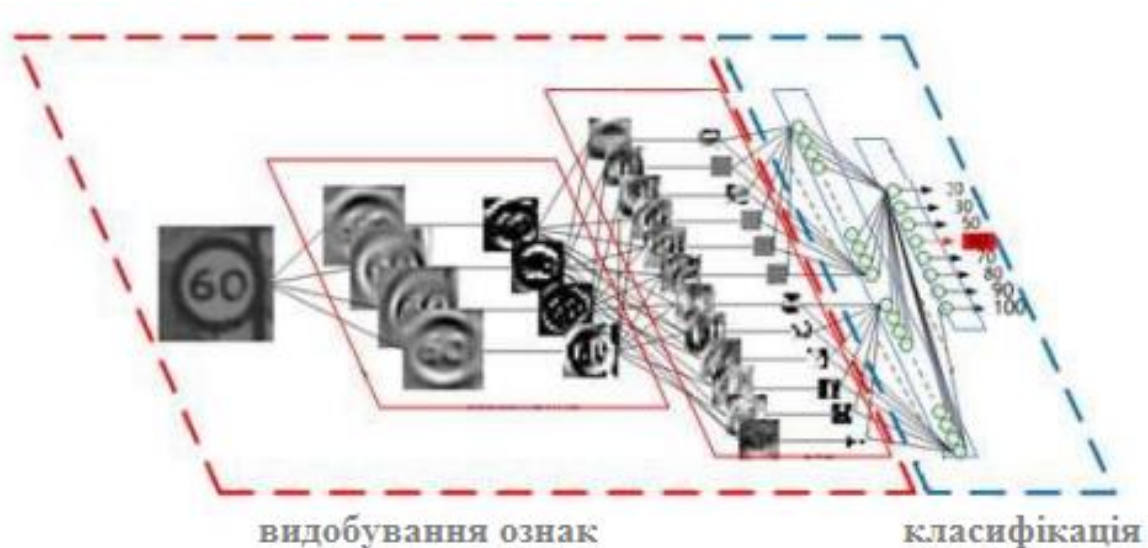


Рисунок 2.8 – Розпізнавання ЗДР за допомогою ЗНМ

2.4 Знаки дорожнього руху

ЗДР України відповідають Віденській конвенції про дорожні знаки та сигнали та поділені на 8 груп, які описують окремий тип [23]:

- забороняючі;
- попереджувальні;
- наказні;
- пріоритетності;
- спеціальних розпоряджень;
- додаткової інформації (таблички);
- інформаційні;
- сервісу.

Забороняючі ЗДР обмежують водієві робити якісь дії. Найчастіші ЗДР, котрі зустрічаються з цієї групи на автошляхах загального користування та автострадах – заборона обгону, в'їзду, стоянки та зупинки, повороту, а також ОШ.



Рисунок 2.9 – Забороняючі ЗДР

Найкориснішими ЗДР є запобіжні. Через те, що ці ЗДР не забороняють і не обмежують нічого, тому їхні вимоги не можна порушити.

Ці ЗДР попереджають водіїв про ймовірні загрози та заздалегідь застерігають їх від ДТП. Розміщаються такі ЗДР зазвичай на небезпечних фрагментах доріг та їх дуже легко відрізнити від решти категорій знаків. Майже всі попереджувальні ЗДР мають форму червоного трикутника, який добре видно здалеку.

ЗДР «Наближення до залізничного переїзду» та «Напрямок повороту» є винятком і мають відмінну форму від інших.



Рисунок 2.10 – ЗДР наближення до залізничного переїзду

Решту попереджувальних ЗДР виконані у формі трикутників.



Рисунок 2.11 - Попереджувальні ЗДР

Приписуючі ЗДР сповіщають водія про єдино правильну дію, залежно від ситуації, наприклад, поворот праворуч або рух велосипедною доріжкою або рух тільки прямо.

Такі знаки дають дозвіл здійснювати тільки окремі дії тільки окремим учасникам власне дорожнього руху.



Рисунок 2.12 – Приписуючі ЗДР

Знаки пріоритетності визначають, в якому порядку водії транспортних засобів проїдуть перехрестя, вузькі ділянки дороги, окремі проїзні частини.

Знаки особливих розпоряджень поєднують у собі елементи двох категорій знаків, такі як забороняючі та розпорядчі. Наприклад, можна навести ЗДР особливого розпорядження «Пішохідних перехід», який дає дозвіл на перехід дороги пішоходу у зазначеній частині та обмежує швидкість на цій ділянці. ЗДР «Житлова зона» також поєднує елементи з двох категорій.



Рисунок 2.13 – Знаки «пішохідний перехід» та «житлова зона»

Для роз'яснення ЗДР інших категорій використовуються знаки додаткової інформації. Наприклад, знак «Вологе покриття» інформує про те, що категорія знаків, яка знаходиться вище, буде виконуватися лише в період часу, коли йдуть опади та поверхня дороги мокра.



Рисунок 2.14 – Знак «вологе покриття»

Знаки сервісу та інформаційні знаки можна об'єднати у спільну групу.



Рисунок 2.15 – Інформаційні та знаки сервісу

Істотний вплив на дорожню ситуацію мають саме перші п'ять категорій ЗДР. Значить, що найбільше розпізнавати потрібно саме ці категорії знаків.

Найбільшу важливість перших п'яти груп становлять забороняючі ЗДР, наприклад, «Зупинка заборонена» або «Обмеження швидкості». За статистикою ігнорування забороняючих ЗДР найбільш часто призводять до ДТП.

2.5 Висновки до другого розділу

У цьому розділі описані існуючі алгоритми, котрі застосовуються для детектування та розпізнавання ЗДР. Після проведеного аналізу було прийнято, що для вирішення задачі пошуку ЗДР найкраще використовувати разом два алгоритми – пошуку за формою за допомогою фільтра Габора та метод MSER.

Також описано процес розпізнавання ЗДР за допомогою ШНМ та ЗНМ.

Для кращого розуміння складностей поставленої задачі наведено основні типи ЗДР та їх зовнішній вигляд.

3 ПРАКТИЧНА ЧАСТИНА

3.1 Загальне вирішення задачі детектування та розпізнавання знаків дорожнього руху

Процес вирішення завдання, пов'язаного з детектуванням та розпізнаванням ЗДР загалом, можна побачити на рис. 3.1.

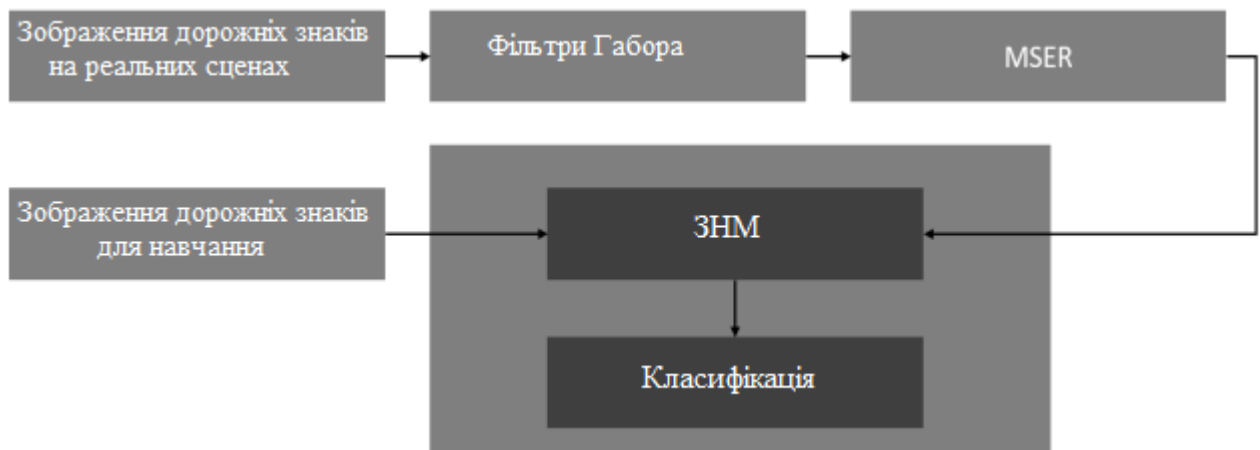


Рисунок 3.1 – Схема роботи алгоритмів

На рис. 3.1 представлено схему роботи алгоритмів. Ми бачимо, що зображення з вибірки GTSRB подаються на ЗНМ для навчання та тестування. БД складається із 43 класів ЗДР. Інша вибірка GTSDB подається послідовно на два алгоритми і після їх роботи детектовані області подаються на навчену ЗНМ для розпізнавання.

3.2 Навчальна вибірка GTSRB

Для отримання максимальних результатів при процесі навчання мережі для навчальної вибірки була обрана база зображень німецьких дорожніх знаків GTSRB [24], котра містить з близько 51 839 зображень, з розмірами від 15x15 до

250x250 пікселів. Зображення з цього набору були зменшені в розмірності до 28 x 28 пікселів. Усі ці зображення містять один з 43 видів ЗДР. Вони вже поділені в співвідношенні 1 : 3 відповідно на тестові та тренувальні дані, що складаються з близько 40000 та 12000 зображень.

Набір даних для тестування містить 12000 зображень, які не беруть участі у навчанні ЗНМ. Тренувальні дані вже є відсортованими на базі класу, показаних на них ЗДР, і містяться в 43 папках [24]. GTSRB має величезну множину взірців знаків одного виду, котрі один від одного різняться за розмірами, інтенсивністю кольору, нахилом та кутом нахилу знака на зображенні. Наведені в GTSRB зображення відносяться до так званих позитивних прецедентів - містять зображення ЗДР, а негативними прецедентами вони стануть, коли не міститимуть таких зображень.

На рис. 3.2 показані зображення тих ЗДР, які присутні у навчальному наборі.



Рисунок 3.2 – Типи дорожніх знаків

У GTSRB існують кадри, котрі не містять ЗДР, причому ці кадри відібрані таким чином, що є значний шанс прийняти їх за потрібний ЗДР. Їх застосовують з метою розходження позитивних та негативних прецедентів [24].

3.3 Вибірка реальних дорожніх сцен GTSDb

Інший набір даних навчання мережі - це БД німецьких ЗДР GTSDb, що містить зображення реальних сцен [25]. GTSDb є оцінкою визначення одного зображення для фахівців, котрі працюють в області КЗ, розпізнавання образів та надання фахової допомоги водію автомобіля на основі зображень. Вибірка має проблему виявлення одного зображення, містить 900 зображень (з яких 600 навчальних зображень та 300 оціночних), поділених на три категорії. GTSDb відповідає атрибутам різних підходів властиво до детектування з різними властивостями, онлайн-система оцінки з миттєвим аналізом та ранжуванням отриманих результатів. Фактично є стандартним набором даних для задачі детектування ЗДР.

Цей набір даних буде використаний в алгоритмах, описаних вподальшому в цьому розділі.



Рисунок 3.3 – Приклад зображень із вибірки

3.4 Програмна реалізація

В даний час існує величезна кількість мов програмування, а також

програмних бібліотек для роботи зі ШНМ та генетичними алгоритмами, реалізованих на різних мовах програмування, таких як C++, C#, Python та ін.

Для вирішення завдань та реалізації алгоритмів обрано мову програмування Python [26].

Вона є високорівневою мовою, котра спрямована на покращення продуктивності програміста та читання коду. Варто зауважити, що синтаксис ядра Python є мінімальним. Властиво стандартна бібліотека містить велику множину спеціальних функцій, котрі досить просто використовувати у прикладних задачах.

Python має підтримку різних парадигм програмування, зокрема структурне, ООП функціональне та ін. Головними рисами архітектури є динамічна типізація, автоматичне керування пам'яттю, повна інтроспекція, технологія опрацювання вийнятків, використання багатопотокових обчислень, структури даних високого рівня. Дозволяється розбивати великий програмний код окремо на набір модулів, котрі потім можуть бути об'єднаними в пакети для подальшого їх використання [26].

Для реалізації програмного продукту був обраний інтерпретатор Anaconda Python версії 3.6 та середовище розробки Spyder. Перевагами даного середовища є простота встановлення, оскільки інсталюється разом з Anaconda, також він є вільним.

Також середовищем для розробки визначено Google Colaboratory. Це хмарний сервіс, спрямований на спрощення досліджень у галузі машинного та глибокого навчання. Використовуючи Colaboratory, можна отримати віддалений доступ до машини із підключеною відеокартою (NVidia Tesla K80), причому абсолютно безкоштовно. Це і є величезним плюсом використання даного середовища розробки, а також можливість монтувати Google -диск у файлову систему віртуальної машини: після цього можна використовувати свій Google-диск як звичайний каталог.

3.4.1 Бібліотека Keras

Для вирішення завдань машинного навчання існує безліч бібліотек та систем, які підтримують інтерфейс мови Python. Деякі з них: Apache Singa, Caffe, Keras, Microsoft Cognitive Toolkit, MXNet, TensorFlow, Theano, PyTorch.

Для реалізації розпізнавання обрано бібліотеку Keras - відкриту нейромережну бібліотеку, написану мовою Python. Вона спрямована на роботу з мережами глибинного навчання, проте функціонально побудована так, щоб бути водночас компактною, модульною та такою, що може розширюватися для виконання конкретного завдання [27].

В Keras існує можливість застосовувати моделі, котрі створені іншими фреймворками, наприклад Caffe.

Переваги:

- простота і зручність використання;
- чітка і повна документація;
- інтегрований в TensorFlow;
- вбудована підтримка відеокарт від Intel та AMD;
- підтримка навчання на кількох графічних прискорювачах.

Недоліки:

- відсутня можливість тонкого налаштування блоків нейромереж.
- не може бути застосованим для масштабних проектів.

За допомогою бібліотеки Keras була реалізована ЗНМ.

3.4.2 Бібліотека OpenCV

Є однією із найбільших бібліотек алгоритмів КЗ, Має відкритий вихідний результат, що містить алгоритми для вирішення задач КЗ, обробки зображень, а також чисельних алгоритмів властиво загального призначення. Вона написана мовами C та C++ і може працювати на комп'ютерах під управлінням різних операційних систем [28].

OpenCV була розроблена з метою формування загальної концепції додатків, котрі базуються на КЗ для полегшення процесу розробки та вирішення багатьох типових задач. OpenCV створено під BSD-ліцензією, тому будь-який користувач може її використати як і для комерційної розробки, так і в своїх особистих потребах [29].

Головною її метою є надання простого інтерфейсу, що дозволяє розробляти програми з використанням можливостей КЗ. Бібліотека OpenCV містить багато функцій з різних областей КЗ. Також використовувалося розширення NumPy [30].

Необхідно навести найважливіші модулі бібліотеки:

- `Opencv_core` – ядро бібліотеки, містить основні структури та алгоритми (як то генерація псевдовипадкових чисел, різні види перетворень Фур'є та інші);
- `Opencv_imgproc` – обробка зображень (фільтри, перетворення та інші);
- `Opencv_video` – аналіз відео і відслідковування об'єктів (оптичний потік, шаблони руху);
- `Opencv_highgui` – простий UI.

За допомогою бібліотеки OpenCV було написано алгоритми, описані нижче.

3.5 Пошук максимально стабільних екстремальних областей

В результаті роботи фільтра зображення перетворюються на відтінки сірого для пошуку регіонів. Для прикладу було обрано дорожню сцену з вибірки (рис. 3.4).



Рисунок 3.4 – Приклад роботи алгоритму

Недоліки алгоритму полягають у тому, що він знаходить чимало регіонів. Тому часто необхідні додаткові дії для того, щоб скоротити кількість регіонів, що не є цікавими для дослідження.

Також алгоритм є досить чутливим до розмитих зображень, у таких зображеннях алгоритм MSER може розглядати кілька областей як один регіон [31].

В OpenCV Python наведена нижче структура функції, яка використовується для створення MSER.

```
cv2.MSER_create (_delta, _min_area, _max_area, _max_variation,  
_min_diversity, _max_evolution, _area_threshold, _min_margin, _edge_blur_size)
```

Параметри методу MSER:

- `_delta` – порівнює $(size_i - size_{i-\delta}) / size_{i-\delta}$;
- `_min_area` - прибирає області, які менше ніж `minArea`;
- `_max_area` - прибирає область, яка більша, ніж `maxArea`;
- `_max_variation` – прибирає область, яка має однаковий розмір дочірнього елемента;
- `_min_diversity` – для кольорового зображення;
- `_max_evolution` - для кольорового зображення;
- `_area_threshold` – для кольорового зображення порогу області, що викликає повторну ініціалізацію;

- `_min_margin` – для кольорового зображення (ігнорує надто маленьке поле);
- `_edge_blur_size` – для кольорового зображення розмір області для розмиття країв [31].



Рисунок 35 – Приклад роботи алгоритму

Щоб уникнути великої кількості виділень на зображеннях тих об'єктів, які нам не потрібні були розроблені системи фільтрації для того, щоб зменшити кількість кандидатів. Хоч і налаштування гіперпараметрів у цьому алгоритмі дуже впливає на визначення потрібних областей шуканої задачі, проте цього недостатньо.

Зокрема, фільтри Габора в різних орієнтаціях істотно допомагають знизити кількість областей, що виділяються при роботі алгоритму.

Були введені співвідношення сторін, щоб уникнути виділення нерівномірних областей, які можуть бути витягнуті по горизонталі або вертикалі. А також система торкалася моментів, якщо на зображенні був розмитий об'єкт, а алгоритм міг його відзначити кілька разів.

3.6 Обробка зображення фільтрами Габора

В OpenCV для Python наведена нижче конструкція функції, яка

використовується для створення ядра Gabor [32].

```
cv2.getGaborKernel(ksize, sigma, theta, lambda, gamma, psi, ktype)
```

Параметри фільтра Габора:

- $ksize$ це розмір ядра Габора. Якщо $ksize = (a, b)$, то ми маємо ядро Габора розміру $a \times b$ пікселів. Як і в багатьох інших ядрах згортки, $ksize$ переважно непарне, а ядро квадратне;
- $sigma$ - стандартне відхилення функції Гауса, що використовується у фільтрі Габора;
- $theta$ - орієнтація нормалі до паралельних смуг функції Габора;
- $lambda$ - довжина хвилі синусоїдального фактора в наведеному вище рівнянні;
- $gamma$ – це просторове співвідношення сторін;
- psi - фазовий зсув;
- $ktype$ — вказує тип та діапазон значень, які може містити кожен піксель у ядрі Габора [32].

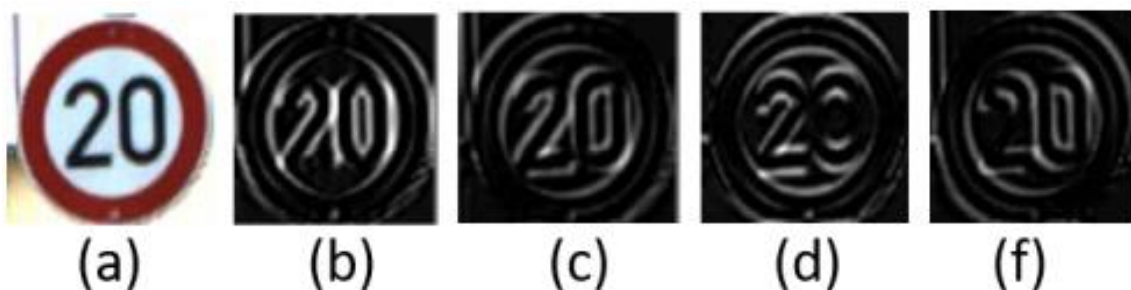


Рисунок 3.6 – Результат роботи фільтра Габора з різними напрямками:

а) вихідне зображення; зображення при б) $\Theta = 0$; с) $\Theta = \pi/8$;

д) $\Theta = \pi/2$; ф) $\Theta = \pi/4$

Як приклад роботи фільтра було взято знак «ОШ 20 км/год», у якому видно, що у різних напрямках знак відображається по-різному і якщо поєднати всі опрацьовані, то зображення стане краще виділеним.

Проте краї об'єктів на зображеннях, таких як ЗДР, мають різний напрямок орієнтацій ліній. Щоб отримати напрямок фільтра Габора близько до краю, йому потрібні фільтри різних орієнтацій. Чим більше фільтрів з різними орієнтаціями та масштабами, тим повніше буде висловлено інформацію [33].

Для кращої обробки зображення було вирішено зробити чотири різні напрямки орієнтація нормалі до паралельних смуг функції Габора. Приклад можна побачити на рис. 3.7.



Рисунок 3.7 – Чотири різні напрямки фільтра Г абора

На рис. 3.8 показаний приклад обробки зображення 4 різними напрямками орієнтація нормалі до паралельних смуг функції Габора.



Рисунок 3.8 - Об'єднані напрямки орієнтацій на фільтрі Габора

3.7 Реалізація згорткової нейронної мережі на Keras

Завдання класифікації є завдання віднесення образу одного із заданих множин. Кожна область зображення номерної пластини, отримана в результаті сегментації, є цифробуквеним образом з алфавіту допустимих символів.

Оголошення моделі йде функцією `model = Model(input_img, x)`. Перший йде шар згортки з розміром ядра "3" на "3" та кількістю карт ознак "64". Функція активації цього шару «relu». Перший шар набуває вхідної форми. Це форма будь-якого зображення на вході – 28,28,1. Число 1 позначає, що зображення чорно-білі.

Функцією `Flatten()` перетворимо отримані ознаки в одновимірний масив і створюємо повнозв'язний шар з 150 нейронів командою `Dense()` з функцією активації `relu`.

Створюємо ще один повнозв'язний шар, який відповідає за кількість класів на виході функцією `Dense ()`, тобто вказується кількість папок із класами, використаними для навчання нейромережі.

Зараз нейронна мережа буде навчена розпізнавання «43» видів ЗДР. Функція активації цього шару «sigmoid». Задавши архітектуру, отриману модель потрібно скомпілювати: `model.compile(loss='categorical_crossentropy', optimizer='adam', metrics=['accuracy'])`.

Параметр «loss='categorical_crossentropy'» відповідає за функцію втрат, тут використано функцію для класів, чия кількість перевищує «2», тому що видів ЗДР більше двох. Параметр "optimizer='adam'" оптимізує нейронну мережу, а "metrics = ['accuracy', 'mse', 'mae']" визначають розрахунок якості моделі, в даному випадку це, середньоквадратична помилка і акуратність, тобто частка вгаданих відповідей.

3.8 Результати проведеного дослідження

3.8.1 Детектування областей

Детектування областей відбувається за допомогою двох алгоритмів. Спочатку дорожня сцена подається на фільтри Габора, а потім алгоритм MSER.

Потрібно зауважити, що є видимим великий прогрес у знаходженні сфер інтересу. На рис. 3.9 в лівій частині представлений результат роботи алгоритму MSER без фільтрів Габора, а на правому з фільтрами. Можна помітити, на зображенні істотно скоротилася кількість областей, які не становлять інтерес.



Рисунок 3.9 - Приклад роботи двох алгоритмів разом

Після виділення даних областей, вони вирізаються та подаються на вихід ЗНМ.

3.8.2 Розпізнавання одержаних областей

Детектовані області подаються на вхід ЗНМ для розпізнавання. Були проведені експериментальні запуски архітектури ЗНМ для пошуку кращої точності.

У таблиці 3.1 наведено результати експериментальних запусків для різних архітектур ЗНМ.

Таблиця 3.1 – Результати експериментів

	Архітектура	Категоріальна кросентропія (loss)	Середньоквадратична помилка (mse)	Відсоткова точність (%)
Навчальна	64-32-43	0,428	0,235	84,4
	150-100-43	0,209	0,172	92,8
	150-120-43	0,220	0,190	90,1
	150-150-43	0,290	0,221	88,6
Тестова	64-32-43	0,428	0,235	82,9
	150-100-43	0,209	0,172	90,6
	150-120-43	0,220	0,190	88,9
	200-150-43	0,290	0,221	87,2

З проведеної серії експериментів найкращий результат досягається з використанням архітектури, яка показала максимальну точність розпізнавання, наведена на рис. 3.10.

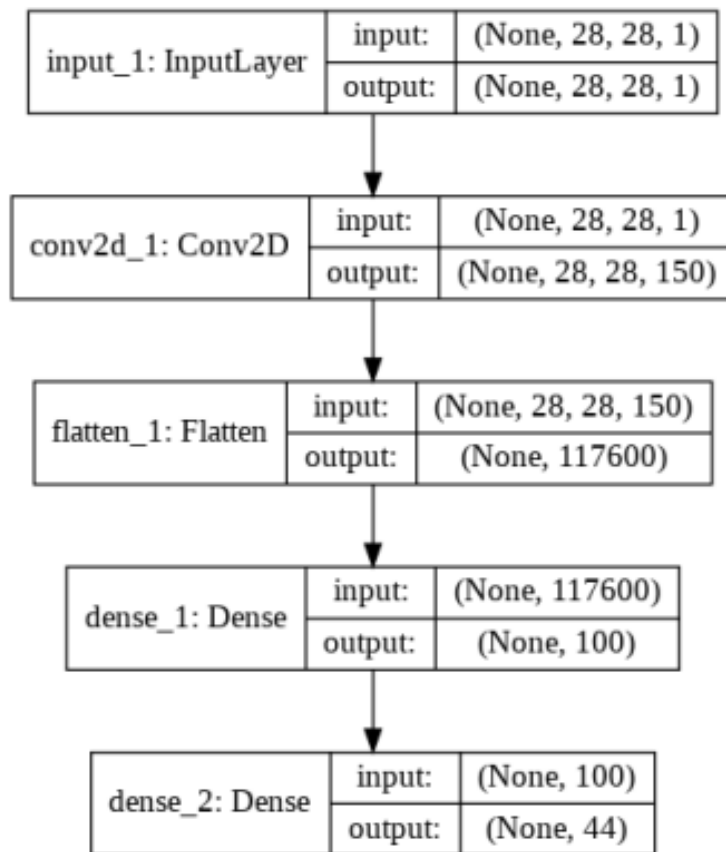


Рисунок 3.10 – Архітектура ЗНМ

Завдяки застосуванню загальних синаптичних вагових коефіцієнтів в площинах ЗНМ можна досягти зменшення кількості налаштовуваних параметрів.

На рисунку 3.11 представлена конфігурація ЗНМ.

При застосуванні класичних нейромереж кожен фрагмент зображення розраховується окремо від інших, що веде до значних об'ємів обчислень та, відповідно, зменшення швидкості роботи цілої системи. У ЗНМ ця проблема вирішується шляхом застосування загальних синаптичних коефіцієнтів і так званого методу загальних обчислень.


```

Model: "sequential"
-----
Layer (type)                Output Shape                Param #
-----
conv2d (Conv2D)             (None, 32, 32, 32)         896
max_pooling2d (MaxPooling2D) (None, 16, 16, 32)         0
conv2d_1 (Conv2D)           (None, 16, 16, 64)         18496
max_pooling2d_1 (MaxPooling2 (None, 8, 8, 64)          0
conv2d_2 (Conv2D)           (None, 8, 8, 128)          73856
max_pooling2d_2 (MaxPooling2 (None, 4, 4, 128)          0
flatten (Flatten)           (None, 2048)                0
dense (Dense)               (None, 128)                 262272
dense_1 (Dense)             (None, 43)                  5547
-----
Total params: 361,067
Trainable params: 361,067
Non-trainable params: 0

```

Рисунок 3.11 – Конфігурація ЗНМ

3.6 Висновки до третього розділу

В цьому розділі описано загальну схему вирішення задачі детектування та розпізнавання ЗДР. Наведено особливості використання навчальних вибірок GTSRB та GTSDb для розв’язання завдання .

Запропонована програмна реалізація з використанням бібліотек Keras і OpenCV, алгоритмів MSER та фільтрів Габора. ЗНМ реалізована на Keras. Відображено архітектуру нейромережі та результати здійснених числових експериментів.

4 ОХОРОНА ПРАЦІ ТА БЕЗПЕКА В НАДЗВИЧАЙНИХ СИТУАЦІЯХ

4.1 Відповідальність за порушення умов праці при виконанні електромонтажних робіт

Для ефективної і безпечної роботи працівників з розробки експертної системи для оптимізації споживання енергії в електричних мережах на основі методу диференціальної еволюції необхідно організувати безпечні умови праці. Суттєвим є забезпечення відповідних умов праці при проведенні електромонтажних робіт.

Як правило, відповідальність за електробезпеку на об'єкті лежить на відповідальній особі того чи іншого будинку чи споруди.

Електробезпека (в т.ч. електромонтажні роботи) на підприємстві забезпечується завдяки дотриманню вимог, викладених у таких законодавчих актах [39]:

- Правила безпечної експлуатації електроустановок споживачів (далі — ПБЕЕС), затверджені наказом Держнаглядохоронпраці від 09.01.1998 № 4, вимоги яких поширюються на працівників, що обслуговують діючі електроустановки споживачів напругою до 220 кВ включно і є обов'язковими для всіх споживачів та виробників електроенергії, незалежно від їх відомчої належності і форм власності на засоби виробництва;
- Правила безпечної експлуатації електроустановок, дія яких поширюються на працівників, що виконують роботи в електроустановках Міністерства енергетики України (наказ Держнаглядохоронпраці України від 06.10.1997 № 257);
- Правила технічної експлуатації електроустановок споживачів (далі — ПТЕЕС), затверджені наказом Мінпаливенерго України від 25.07.2006 № 258 (у редакції наказу від 13.02.2012 № 91), якими унормовано організаційні й

технічні вимоги щодо експлуатації електроустановок споживачів;

– Правила експлуатації електрозахисних засобів, затверджені наказом Міністерства праці та соціальної політики України від 05.06.2001 № 253, в яких наведено перелік засобів захисту, вимоги до них, обсяги і норми випробувань, порядок застосування, зберігання їх, а також норми комплектування засобами захисту електроустановок і виробничих бригад.;

– Правила улаштування електроустановок (далі — ПУЕ), які визначають будову, принципи улаштування, особливі вимоги до окремих систем, їх елементів, вузлів і комунікацій електроустановок (наказ Міністерства енергетики та вугільної промисловості України від 24.07.2017 № 476);

– ДСТУ 2843-94 «Електротехніка. Основні поняття. Терміни та визначення», який установлює терміни та визначення основних понять в галузі електротехніки;

– Правила пожежної безпеки в Україні, затверджені наказом МВС від 30.12.2014 № 1417.

Всі наведені вище нормативно-правові документи є чинними на 2022 рік.

Важливим моментом в організації електромонтажних робіт є підготовка і забезпечення безпечних умов праці. Всі підготовчі заходи в цьому плані мають бути закінчені до початку виконання робіт і прийняті по акту про виконання вимог з охорони праці.

Відповідальність за організацію безпечної експлуатації електроустановок ПБЕЕС покладають на роботодавця.

Відповідальність за правильну експлуатацію електрогосподарства виробничих підприємств, цехів та діляниць несуть поряд із особою, відповідальною за електрогосподарство, особи призначені з числа інженерно-технічних працівників (ІТП) електротехнічного персоналу. Відповідальність за виконання ПТЕЕС, ПБЕЕС електротехнічним персоналом на кожному

підприємстві визначається посадовими інструкціями та положеннями, що затверджуються керівниками підприємства чи вищестоящою організацією [40].

Ці документи регламентують також:

- взаємовідносини з енергетичною службою та цехами і відділами підприємства;
- розподіл обов'язків між електротехнічним та технологічним персоналом.

Відповідальність за експлуатацію електроустановок на підприємстві, переданому в оренду, зазначається у договорі сторін, якщо керівник вказаного підприємства не укладає договір на користування електроенергією безпосередньо із енергопостачальною організацією [40].

За порушення у роботі електроустановок несуть персональну відповідальність:

- робітники, що обслуговують електрообладнання і технологічні установки – за порушення з їх вини, а також неправильні дії з ліквідації порушень на обслуговуваній ними ділянці;
- робітники, що ремонтують обладнання – у разі порушень в роботі електроустановок, спричинених низькою якістю ремонту;
- ІТП енергослужби – за порушення у роботі електроустановок, що виникли внаслідок несвоєчасного ремонту та недбалого приймання обладнання в експлуатацію;
- оперативний та оперативно-ремонтний персонал – за порушення в роботі електроустановок, що виникли з їх вини, а також з вини підпорядкованого їм персоналу;
- ІТП енергослужби, головні інженери, головні енергетики підприємства, начальники цехів, майстри-електрики та інші ІТП – за порушення в роботі електроустановок, що сталися за їх вини, з вини підпорядкованого їм

персоналу, а також у результаті незадовільного і несвоєчасного проведення ремонту, невиконання протиаварійних заходів.

Посадові інструкції мають чітко визначати відповідальність робітників за порушення у роботі електроустановок [40].

Обов'язки по забезпеченню безпечних умов праці покладаються на підрядника, який розробляє організаційно-технологічну документацію по виконанню робіт (ПВЕР), яка вміщує конкретні проектні рішення, що визначають технічні засоби і методи робіт, які забезпечують виконання нормативних вимог охорони праці [39].

Допуск електромонтажників до робіт в діючих електроустановках повинен здійснюватися персоналом експлуатуючої організації і оформлюється в письмовому вигляді з вказуванням складу бригади і групи по електробезпеці кожного члена бригади. Наряд-допуск видається керівнику робіт (виконробу, майстру, менеджеру) на термін, необхідний для виконання заданого об'єму робіт. Персонал електромонтажних організацій перед допуском до роботи в діючих електроустановках повинен бути проінструктований з питань електробезпеки на робочому місці особою, яка допускає до роботи, яка зобов'язана здійснювати контроль за виконанням передбачених в наряді-допуску заходів по забезпеченню безпеки виконання робіт [42].

Експлуатаційний персонал несе відповідальність за збереження тимчасових огорожень робочих місць, попереджувальних плакатів і попередження подачі робочої напруги на відключені струмоведучі частини, дотримання членами бригади монтажників безпечних відстаней до струмоведучих частин, що залишилися під напругою.

Роботою електромонтажної бригади повинен керувати грамотний і досвідчений інженерно-технічний працівник підрядної організації, який повинен правильно розставити людей і механізми, забезпечити виконання вимог експлуатаційного персоналу. Важливими елементами високої якості і

безпеки робіт являються відповідна кваліфікація і висока дисциплінованість електромонтажного і експлуатаційного персоналу. При відсутності цих властивостей навіть самим ретельним чином розроблені ПВЕР не гарантують від виробничого травматизму, браку при монтажі дорогого обладнання, подачі напруги в зону виконання робіт [41].

Для безпосереднього виконання функцій щодо організації експлуатації електроустановок призначається особа, відповідальна за електрогосподарство. Персонал, що здійснює експлуатацію електроустановок, поділяють на: електротехнічний; електротехнологічний; неелектротехнічний. Перелік посад і професій працівників електротехнічного і електротехнологічного персоналу, яким необхідно мати відповідну групу з електробезпеки, затверджує керівник підприємства [39].

Залежно від ступеню та характеру порушень особи, що порушили ПТЕЕС, несуть дисциплінарну, адміністративну та кримінальну відповідальність.

Дисциплінарна відповідальність регулюється Кодексом законів про працю і передбачає такі види покарання, як догана, звільнення, а також дисциплінарні стягнення. За кожне порушення трудових обов'язків може бути застосоване лише одне притягнення до дисциплінарної відповідальності.

Адміністративна відповідальність — це відповідальність посадових осіб і працівників перед органами державного нагляду, що полягає у застосуванні до них штрафних санкцій. Умови притягнення до адміністративної відповідальності передбачені Кодексом України про адміністративні правопорушення.

Кримінальна відповідальність за порушення правил охорони праці покладається на працівників і посадових осіб підприємств, а також на роботодавців. Ступінь покарання залежить від конкретних обставин і встановлюється Кримінальним кодексом України.

Матеріальна відповідальність у вигляді грошової компенсації

накладається на працівників і посадових осіб за шкоду, заподіяну підприємству, а також на роботодавців за порушення вимог щодо охорони праці. Розрізняють обмежену матеріальну відповідальність, повну матеріальну відповідальність, колективну матеріальну відповідальність та матеріальну відповідальність за порушення вимог охорони праці.

4.2 Ергономічні вимоги до робочого місця користувача ПК

Робоче місце — це зона простору, що оснащена необхідним устаткуванням, де відбувається трудова діяльність одного працівника чи групи працівників [42].

Рациональне планування робочого місця має забезпечувати: найкраще розміщення знарядь і предметів праці, не допускати загального дискомфорту, зменшувати втомлюваність працівника, підвищувати його продуктивність праці. Площа робочого місця має бути такою, щоб працівник не робив зайвих рухів і не відчував незручності під час виконання роботи. Важливо мати також можливість змінити робочу позу, тобто положення корпусу, рук, ніг. Проте доцільно виключати або мінімізувати всі фізіологічно неприродні і незручні положення тіла. Проведені дослідження показують, що при раціональній організації робочих місць продуктивність праці зростає на 15–25% [50].

Організація робочого місця користувача ПК має відповідати ергономічним вимогам ДСТУ 8604:2015 «Дизайн і ергономіка. Робоче місце для виконання робіт у положенні сидячи. Загальні ергономічні вимоги», ДСан Пін 3.3.2.007-98, характеру та особливостям трудової діяльності.

Площа одного робочого місця користувача ПК повинна складати не менше 6 м², а об'єм – не менше 20 м³. Конструкція робочого місця користувача ПК повинна відповідати сучасним вимогам ергономіки, характеру виконуваної роботи і забезпечити оптимальне розміщення на робочій поверхні документів та

обладнання ПК (монітора, системного блоку, клавіатури, мишки та інших периферійних пристроїв. Монітор на робочому місці встановлюється так, щоб верхній край екрана знаходився на рівні очей.

Розташування монітора ПК має забезпечувати:

- безпечність роботи в цілому;
- зручність та ефективність зорової роботи з екраном в вертикальній площині під кутом 30° від лінії зору, площина екрана при цьому має бути перпендикулярною нормальній лінії зору користувача.

Клавіатура розміщується на поверхні столу або висувній полиці на відстані 100-300мм від краю, ближчого до користувача. Кут нахилу клавіатури має бути в межах 5-15°. Поверхня клавіатури повинна бути матовою з коефіцієнтом відбиття 0,4. Клавіші клавіатури мають бути зручними в роботі і м'якими при натисканні (хід всіх клавіш має бути однаковим з мінімальним опором натискання 0,25Н та максимальним – не більше 1,5Н) [42].

При розміщенні робочих місць з ПК слід дотримуватися вимог, зазначених в ДНАОП 0.00-1.31-99:

- робочі місця розміщуються на відстані не менше 1м від стін з світловими прорізами;
 - відстань між бічними поверхнями моніторів ПК має бути не менше 1,2м;
 - відстань між тильною поверхнею монітора одного ПК та екраном монітора іншого ПК має бути не меншою 2,5м.
- Вимоги двох останніх пунктів враховуються також при розміщенні робочих місць з ПК в суміжних приміщеннях з урахуванням конструктивних особливостей стін та перегородок.

Загальні принципи організації робочого місця:

- на робочому місці не повинно бути нічого зайвого. Усі необхідні для роботи предмети мають бути поряд із працівником, але не заважати йому;
- ті предмети, якими користуються частіше, розташовуються ближче, ніж ті предмети, якими користуються рідше;

- предмети, які беруть лівою рукою, повинні бути зліва, а ті предмети, які беруть правою рукою – справа;
- якщо використовують обидві руки, то місце розташування пристосувань вибирається з урахуванням зручності захоплення його двома руками;
- робоче місце не повинно бути зашарашене;
- організація робочого місця повинна забезпечувати необхідну оглядовість.

Статичні напруження працівника в процесі праці пов'язані з підтриманням у нерухомому стані предметів і знарядь праці, а також підтриманням робочої пози.

Робоча поза – це основне положення працівника у просторі: зручна робоча поза має забезпечувати стійкість положення корпусу, ніг, рук, голови працівника під час роботи, мінімальні затрати енергії та максимальну результативність праці. Неправильна сидяча поза може викликати застій крові в ногах, а якщо виконується великий обсяг роботи для пальців рук – запалення суглобів.

Організація робочого місця користувача комп'ютера повинна забезпечувати відповідність усіх елементів робочого місця та їх взаємного розташування ергономічним вимогам (рисунок 4.1).

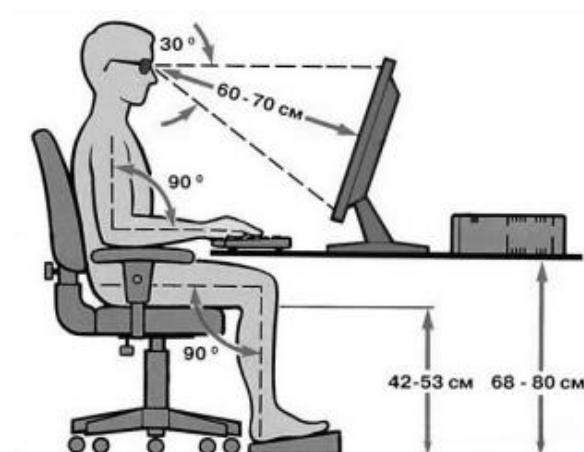


Рисунок 4.1 - Робоче місце і робоча поза користувача ПК

Найпоширенішими у процесі праці є пози сидячи і стоячи. Проектуючи робоче місце, потрібно враховувати, що при виконанні роботи з фізичним навантаженням бажана поза стоячи, а при малих зусиллях – сидячи.

Робоча поза стоячи втомлює людину більше, ніж сидяча. Вона вимагає на 10% більше енергії, спричиняє підвищення артеріального і венозного тиску крові, розширення вен на ногах, пошкодження ступень, викривлення хребта [42].

4.3 Висновки до четвертого розділу

В цьому розділі розглянуто важливі питання охорони праці та безпеки в надзвичайних ситуаціях, зокрема описана відповідальність за порушення умов праці при виконанні електромонтажних робіт та ергономічні вимоги до робочого місця користувача ПК

ВИСНОВКИ

Основною метою роботи було реалізувати детектування та розпізнавання ЗДР. Для досягнення цієї мети було поставлено низку завдань, що стосуються вивчення існуючих методів виділення об'єктів на зображенні, пошуку області знака на зображеннях та розпізнавання ЗДР.

Основні результати, отримані в роботі:

- досліджено існуючі методи пошуку об'єктів на зображення;
- реалізовано відповідний алгоритм, що дозволяє вирішити це завдання;
- вивчено методи розпізнавання дорожніх знаків;
- виконана програмна реалізація за допомогою бібліотеки OpenCV та Keras. Програмна система здатна розпізнавати основні з видів дорожніх знаків, що найчастіше зустрічаються;
- у програмі реалізовані всі кроки, необхідні для коректної роботи за різних умов: можливість налаштувати фільтри, автоматичне форматування різних видів вхідних та вихідних даних відповідно до вимог програми.

Звичайно, в реалізації залишаються місця, які можна оптимізувати для кращої роботи, а також можна реалізувати розпізнавання нетривіальних (комбінованих) знаків, вид яких не дозволяє розпізнавати їх на даному етапі.

ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ

1. Марчук О.В. Метод ідентифікації дорожніх знаків на основі згорткової нейромережі // Інформаційні моделі, системи та технології: Праці X наук.-техн. конф. - Тернопіль, 2022. – С. 58.
2. Opel Eye [Електронний ресурс] – Режим доступу: <https://www.opel.com/> (дата звертання 18.11.22).
3. Speed Limit Assist (Mercedes) [Електронний ресурс] – Режим доступу: <https://www.mercedes-benz.co.uk/> (дата звертання 18.11.22).
4. Road Sign Information (Volvo) [Електронний ресурс] – Режим доступу: <https://www.volvocars.com/> (дата звертання 19.11.22)
5. Roadly [Електронний ресурс] – Режим доступу: <https://www.roadarlabs.com/> (дата звертання 19.11.22)
6. Computer Vision. L. Shapiro and G. Stockman, Prentice-Hall, Upper Saddle River, N.J., 2000
7. Кобилін О.А., Творошенко І.С. Методи цифрової обробки зображень: навч. посібник. Харків: ХНУРЕ, 2021. 124 с.
8. D. A. Forsyth ., J. Ponce. Computer vision a modern approach. Prentice Hall, Upper Saddle River, N.J., 2002
9. X. Gao, L. Podladchikova, D. Shaposhnikov, K. Hong, and N. Shevtsova, “Recognition of traffic signs based on their colour and shape features extracted using human vision models,” Journal of Visual Communication and Image Representation, vol. 17, no. 4, pp. 675–685, 2006.
10. Lopez, L. Color-based road sign detection and tracking. Image Analysis and Recognition / L. Lopez, O. Fuentes // Lecture Notes in Computer Science. – Springer. – 2007. – P. 1138-1147.
11. Xiaoju Ma, Bo Li, Ying Zhang, Ming Yan. «The Canny Edge Detection and Its Improvement» Kunming University of Science and Technology Kunming

China 2012:

12. Khaled Hammouda, "Texture Segmentation using Gabor Filters", Course Project of SD775 at the University of Waterloo, Ontario, Canada, May 2003.

13. Petra Bosilj, Ewa Kijak та Sébastien Lefèvre. Beyond MSER: Maximally Stable Regions using Tree of Shapes. // Proceedings of the British Machine Vision Conference (BMVC), pages 169.1-169.13. BMVA Press, September 2015.

14. P.E. Forssén. Maximally stable colour regions for recognition and matching. // In Computer Vision and Pattern Recognition, 2007. CVPR'07. IEEE Conference on, pages 1–8. IEEE, 2007.

15. Donoser, M. and Bischof, H. Efficient Maximally Stable Extremal Region (MSER) Tracking. // Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2006 IEEE Computer Society Conference on, volume 1, pages 553 - 560. IEEE, 2006

16. S. Obdrzalek та J. Matas. Object recognition using local affine frames on maximally stable extremal regions. // In Toward Category-Level Object Recognition, pages 83-104. Springer, 2006.

17. Mikolajczyk, K., Tuytelaars, T., Schmid, C., Zisserman, A., Matas, J., Schaffalitzky, F., Kadir, T., Gool, L.V.: A comparison of affine region detectors. // International Journal of Computer Vision 65 (2005) pages 43–72.

18. P. Viola and M. Jones, "Robust real-time object detection," in International Journal of Computer Vision, 2001.

19. Субботін С.О. Нейронні мережі : теорія та практика: навч. посіб. Житомир : Вид. О. О. Євенок, 2020. – 184 с.

20. М.А. Новотарський, Б.Б. Нестеренко. Штучні нейронні мережі: обчислення // Праці Інституту математики НАН України. – Т50. – Київ: Ін-т математики НАН України, 2004. – 408 с/

21. Руденко О. Г., Бодянський Є.В. Штучні нейронні мережі. – Харків : Компанія СМІТ, 2006. – 404 с

22. Zhang, Z.; Li, Y.; He, X.; Yuan, W. CNN Optimization and its application

in traffic signs recognition based on GRA. J. Residuals Sci. Technol. 2016, 13, 6

23. Дорожні знаки ПДР [Електронний ресурс] – Режим доступу: <https://roadrules.com.ua/pdr-ukraini/pdr-znaki-rozmitka/zmist/zmist.html> (дата звертання 24.11.22).

23. Навчальна вибірка німецьких дорожніх знаків GTSRB [Електронний ресурс] – Режим доступу: <http://benchmark.ini.rub.de/> (дата звертання 24.11.22).

24. Houben S. Detection of Traffic Signs in Real-World Images: The German Traffic Sign Detection Benchmark. International Joint Conference on Neural Networks. 2013. С. 58–60.

25. Васильєв О. Програмування мовою Python – К. : Навчальна книга Богдан, 2019. – 418 с.

26. Keras: The Python Deep Learning library [Електронний ресурс] – Режим доступу: <https://keras.io/> (дата звертання 24.11.22).

27. OpenCv [Електронний ресурс] – Режим доступу: <https://opencv.org/about/> (дата звертання 24.11.22).

28. Open CV Library [Електронний ресурс] – Режим доступу: <http://opencv.org/downloads.html> (дата звертання: 31.11.2022).

29. NumPy [Електронний ресурс] - Режим доступу: <http://www.numpy.org/> (дата звертання 24.11.22).

30. MSER [Електронний ресурс] – Режим доступу: https://docs.opencv.org/3.4/d3/d28/classcv_11MSER.html#a49d72a1346413106516a7fc6d95c09bb (дата звертання 28.11.22).

31. Gabor filters [Електронний ресурс] – Режим доступу: https://docs.opencv.org/3.4/d4/d86/group_imgproc_filter.html#gae84c92d248183bd92fa713ce51cc3599 (дата звертання 28.11.22).

32. Method and apparatus for identifying scale invariant features in an image and use of same for locating an object in an image: patent No. US6711293B1 Appl. No. 09/519,893; Filed 06.03.2000; publ. 23.03.2004, 20 p.

33. Dalal N., Triggs B., Histograms of oriented gradients for human detection. IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Montbonnot, France 2005. P. 886-893
34. Bay H., Ess A., Tuytelaars T., Luc Van Gool, Speeded Up Robust Features, Computer Vision and Image Understanding, 2008, doi: 10.1016/J.CVIU.2007.09.014
35. Schapire R. E., Singer Y., Improved Boosting Algorithms Using Confidence-rated Predictions. Machine Learning. Netherlands: Kluwer Academic Publishers, 1999, P. 297–33
36. Jongmin Y., Bongnam K., Kim D., Car License Plate Detection under Large Variations Using Covariance and HOG Descriptors. 8th International Symposium on Visual Computing (ISVC). 2012. P. 636–647.
37. Ciresan U. Meier, J. Masci, L. M. Gambardella, J. Schmidhuber Flexible, High Performance Convolutional Neural Networks for Image Classification. Proceedings of the Twenty-Second international joint conference on Artificial Intelligence. 2011. P. 1237–1242.
38. A Comprehensive Guide to Convolutional Neural Networks [Електронний ресурс] - Режим доступу: <https://towardsdatascience.com/a-comprehensive-guide-to-convolutionalneural-networks-the-eli5-way-3bd2b1164a53> (дата звертання: 06.12.2022).
39. Електробезпека [Електронний ресурс] – Режим доступу: <https://www.sop.com.ua/article/745-elektrobezpeka> (дата звертання 08.12.2022).
40. Лекція 4. Організація обслуговування електротехнічного обладнання у сільському господарстві. [Електронний ресурс] – Режим доступу: <https://elearn.nubip.edu.ua/mod/book/tool/print/index.php?id=275105> (дата звертання 11.12.2022).
41. Жидецький В. Ц. Основи охорони праці. Львів : Укр. акад. друкарства, 2006. — 336 с.

42. . Зеркалов Д.В. Безпека життєдіяльності та основи охорони праці.
Навч. посібник. К.: «Основа». 2016. – 267 с.

ДОДАТКИ

ДОДАТОК А

Фрагмент программного коду

```
package com.my.myapplication;

import org.opencv.core.Mat;
import org.opencv.core.MatOfRect;
import org.opencv.core.Rect; import org.opencv.core.Scalar;
import org.opencv.imgcodecs.Imgcodecs;
import org.opencv.imgproc.Imgproc;
import org.opencv.objdetect.CascadeClassifier;

import java.io.File; import java.io.FileOutputStream;
import java.io.IOException;
import java.io.InputStream;
import java.util.ArrayList;

//import org.opencv.highgui.Highgui;
public class PhotoActivity extends Activity implements
OnClickListener {
    private static final Scalar FACE_RECT_COLOR = new Scalar(0, 255,
0, 255);
    public static int pickCode = 1;
    public static int captureCode = 2;
    private Button btPick;
    private Button btCapture;
    private ImageView ivDisplay;
    private LinearLayout layoutResult;
    private Button btDetect; private Uri mUri;
    private Mat photoMat;
    private CascadeClassifier cascadeClassifier;
    private Detector detector;
    private ArrayList listSign;
    private BaseLoaderCallback mLoaderCallback = new
BaseLoaderCallback(this)
{
    @Override
    public void onManagerConnected(int status) {
        switch (status) {
            case LoaderCallbackInterface.SUCCESS:
                photoMat = new Mat();
                detector = new Detector(PhotoActivity.this);
                break;
            default:
                super.onManagerConnected(status);
                break;
        }
    }
};
```

```

@Override
protected void onCreate(Bundle savedInstanceState) {
    // TODO Auto-generated method stub
    super.onCreate(savedInstanceState);
    setContentView(R.layout.photo_layout);
    Initialize();
}
@Override protected void onResume() {
    // TODO Auto-generated method stub
    super.onResume();
    OpenCVLoader.initAsync(OpenCVLoader.OPENCV_VERSION_3_1_0, this,
        mLoaderCallback);
}

public void Initialize(){
    btPick = (Button)findViewById(R.id.btPick);
    tCapture = (Button)findViewById(R.id.btCapture);
    btDetect = (Button)findViewById(R.id.btDetect);
    ivDisplay = (ImageView)findViewById(R.id.ivDisplay);
    layoutResult = (LinearLayout)findViewById(R.id.layoutResult);
    //layoutResult.setVisibility(View.GONE);
    btDetect.setVisibility(View.GONE);
    btPick.setOnClickListener(this);
    btCapture.setOnClickListener(this);
    btDetect.setOnClickListener(this);
}
public void loadCascadeFile(int detectTypeId){
    try {
        InputStream is = null;
        File cascadeDir = getDir("cascade", Context.MODE_PRIVATE);
        File cascadeFile = null;

        switch (detectTypeId) {
            case 1:
                is =
getResources().openRawResource(R.raw.lbpcascade_frontalface);
                cascadeFile = new File(cascadeDir,
"lbpcascade_frontalface.xml");
                break;
            case 2:
                is = getResources().openRawResource(R.raw.circle);
                cascadeFile = new File(cascadeDir, "traffic_signs.xml");
                break;
            case 3:
                is = getResources().openRawResource(R.raw.haarcascade_eye);
                cascadeFile = new File(cascadeDir, "haarcascade_eye.xml");
                break;
            default:
                break;
        }
    }
}

```

```
FileOutputStream os = new FileOutputStream(cascadeFile);
byte[] buffer = new byte[4096];
int bytesRead;
while ((bytesRead = is.read(buffer)) != -1) {
    os.write(buffer, 0, bytesRead);
}
is.close();
os.close();

    // Load the cascade classifier
    cascadeClassifier = new
    CascadeClassifier(cascadeFile.getAbsolutePath());
} catch (IOException e) {
    // TODO Auto-generated catch block
    e.printStackTrace();
}
}
```

.....

ДОДАТОК Б
Тези конференції

МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ
ТЕРНОПІЛЬСЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ ТЕХНІЧНИЙ УНІВЕРСИТЕТ
ІМЕНІ ІВАНА ПУЛЮЯ

МАТЕРІАЛИ

X НАУКОВО-ТЕХНІЧНОЇ КОНФЕРЕНЦІЇ

**«ІНФОРМАЦІЙНІ МОДЕЛІ,
СИСТЕМИ ТА ТЕХНОЛОГІЇ»**



7–8 грудня 2022 року

ТЕРНОПІЛЬ
2022

В. Ліщина, Р. Жаровський МЕТОДИ ПІДВИЩЕННЯ ПРОПУСКНОЇ ЗДАТНОСТІ В МЕРЕЖАХ LTE V. Lishchyna, R. Zharovskyi METHODS OF INCREASE BANDWIDTH IN LTE NETWORKS	86
О. Марчук МЕТОД ІДЕНТИФІКАЦІЇ ДОРОЖНІХ ЗНАКІВ НА ОСНОВІ ЗГОРТКОВОЇ НЕЙРОМЕРЕЖІ O. Marchuk ROAD SIGN IDENTIFICATION METHOD BASED ON A CONVULSIONAL NEURAL NETWORK	87
І. Мудрий ЛОКАЛІЗАЦІЯ ТА КЛАСИФІКАЦІЯ ОБ'ЄКТІВ НА ЗОБРАЖЕННІ I. Mudryi LOCATION AND CLASSIFICATION OF IMAGE OBJECTS	88
Т. Патральський ЗБЕРІГАННЯ ТА ТРАНСФОРМАЦІЯ ДАНИХ У ХМАРНОМУ СЕРЕДОВИЩІ GOOGLE CLOUD BIGQUERY T. Patralskyi DATA STORAGE AND TRANSFORMATION IN THE CLOUD ENVIRONMENT GOOGLE CLOUD BIGQUERY	89
В. Савчук, Н. Луцьк АНАЛІЗ ІСНУЮЧИХ СИСТЕМ КЛІМАТ-КОНТРОЛЮ V. Savchuk, N. Lutsyk ANALYSIS OF EXISTING CLIMATE CONTROL SYSTEMS	90
В. Савчук, Н. Луцьк РОЗРОБКА СИСТЕМИ КЛІМАТ-КОНТРОЛЮ НА БАЗІ МІКРОКОНТРОЛЕРА ТА СЕНСОРІВ V. Savchuk, N. Lutsyk DEVELOPMENT OF THE CLIMATE CONTROL SYSTEM BASED ON THE MICROCONTROLLER AND SENSORS	91
С. Свергун, Р. Жаровський ТЕСТУВАННЯ ПРОГРАМНОГО ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ ПОБУДОВАНОГО НА МІКРОСЕРВІСНІЙ АРХІТЕКТУРІ S. Svergun, R. Zharovskyi TESTING OF SOFTWARE BUILT ON MICROSERVICE ARCHITECTURE	92
С. Свергун, Р. Жаровський ТЕСТУВАННЯ ПРОГРАМНОГО ПРОДУКТУ, ПОБУДОВАНОГО НА МІКРОСЕРВІСНІЙ АРХІТЕКТУРІ НА ОСНОВІ BDD S. Svergun, R. Zharovskyi TESTING OF SOFTWARE PRODUCT BUILT ON MICROSERVICE ARCHITECTURE BASED ON BDD	93
І. Слюз, Р. Жаровський ПРИНЦИПИ ТА ОСНОВНІ ЕТАПИ КОМПЛЕКСНОГО ТЕСТУВАННЯ КОМП'ЮТЕРНОЇ ІНФОРМАЦІЙНОЇ СИСТЕМИ I. Slyuz, R. Zharovskyi PRINCIPLES AND MAIN STAGES OF COMPLEX TESTING OF A COMPUTER INFORMATION SYSTEM	94

УДК 004.93

О. Марчук

(Тернопільський національний технічний університет імені Івана Пулюя, Україна)

МЕТОД ІДЕНТИФІКАЦІЇ ДОРОЖНІХ ЗНАКІВ НА ОСНОВІ ЗГОРТКОВОЇ НЕЙПРОМЕРЕЖІ

UDC 004.93

O. Marchuk

ROAD SIGN IDENTIFICATION METHOD BASED ON A CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK

Головним завданням спеціалізованих систем автоматичного повідомлення водія про дорожню ситуацію є виявлення та розпізнавання дорожніх знаків (ДЗ). Алгоритмів, котрі лежать в основі такої системи, розроблено багато, проте рівень їх точності та швидкості детектування не завжди дає змогу якісно виявляти та ідентифікувати об'єкти із заданою точністю. Отже, проблема створення такого методу, який швидко та якісно розпізнаватиме ДЗ залишається актуальною.

При використанні автоматичної системи розпізнавання надзвичайно важливим є правильна і своєчасна ідентифікація ДЗ у автомобілі під час його руху. Сьогодні для виконання завдання детектування та розпізнавання застосовуються різні комерційні системи, які встановлюються «у комплекті» з автомобілем. Вони є закритими, наприклад, компанія Opel із системою «Opel Eye», Mercedes – «Speed limit assist», Volvo – «Road sign information». Такі засоби є вбудованими в автомобільну систему як опція та не підлягають модифікації чи покращенню. Окрім того результативність таких систем різко падає за наявності різного рівня розмитості, шуму, поганого освітлення та за різних спотворень ДЗ.

Для вирішення задачі ідентифікації ДЗ пропонується використовувати разом два алгоритми: пошуку за формою із використанням фільтра Габора та метод максимальної стабільних екстремальних областей (MSER). Схема роботи алгоритмів є такою: зображення із початкової вибірки подаються на згорткову нейронну мережу (ЗНМ) для навчання та тестування; інша вибірка подається послідовно на два алгоритми і після їх роботи детектовані області подаються на навчену ЗНМ для розпізнавання.

Були проведені експериментальні запуски архітектури ЗНМ для пошуку кращої точності. Визначена архітектура ЗНМ, яка дає найкращі результати ідентифікації.

Побудований на основі запропонованого алгоритму програмний засіб, здатен ідентифікувати основні з видів ДЗ. У програмі реалізовані всі складові, потрібні для коректної роботи за різних умов, зокрема налаштування фільтрів, автоматичне форматування різних видів вхідних та вихідних даних.

Для вирішення завдань та реалізації алгоритмів обрано мову Python; для реалізації програмного продукту – інтерпретатор Anaconda Python версії 3.6 та середовище розробки Spyder; також середовищем для розробки визначено Google Colaboratory – хмарний сервіс, спрямований на спрощення досліджень у галузі машинного та глибокого навчання; для реалізації розпізнавання обрано відкриту нейронмереву бібліотеку Keras, написану мовою Python; використано OpenCV – бібліотеку функцій та алгоритмів комп'ютерного зору і обробки зображень; застосовано NumPy – розширення мови Python, що має підтримку великих багатовимірних масивів і матриць.

Звичайно, в реалізації залишаються місця, які можна оптимізувати для кращої роботи, а також можна реалізувати розпізнавання комбінованих (які складаються з різних геометричних форм) ДЗ, вигляд яких не дозволяє розпізнавати їх на даному етапі.