

Міністерство освіти і науки України
Харківський національний університет радіоелектроніки

Факультет Інформаційно-аналітичних технологій та менеджменту
(повна назва)

Кафедра Інформатики
(повна назва)

КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА
Пояснювальна записка

рівень вищої освіти другий (магістерський)

ДОСЛІДЖЕННЯ МЕТОДІВ РОЗПІЗНАВАННЯ АВТОМОБІЛЬНИХ
НОМЕРІВ ТА ПОДАЛЬШОЇ ЇХ ІДЕНТИФІКАЦІЇ В БАЗІ ДАНИХ
ДЕРЖАВНОЇ АВТОМОБІЛЬНОЇ ІНСПЕКЦІЇ

(тема)

Виконав:
студент 2 курсу, групи ІНФМ-22-2

Пронюк О.Д.
(прізвище, ініціали)

Спеціальності 122 Комп'ютерні науки
(код і повна назва спеціальності)

Тип програми освітньо-професійна

Освітня програма Інформатика
(повна назва освітньої програми)

Керівник доц. Творошенко І.С.
(посада, прізвище, ініціали)

Допускається до захисту

Зав. кафедри _____
(підпис)

Кобилін О.А.
(прізвище, ініціали)

2024 р.

Харківський національний університет радіоелектроніки

Факультет Інформаційно-аналітичних технологій та менеджменту
(повна назва)Кафедра Інформатики
(повна назва)Рівень вищої освіти другий (магістерський)Спеціальність 122 Комп'ютерні науки
(код і повна назва)Тип програми освітньо-професійнаОсвітня програма Інформатика
(повна назва освітньої програми)

ЗАТВЕРДЖУЮ:

Зав. кафедри _____
(підпис)

«_____» _____ 2024 р.

ЗАВДАННЯ
НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУстудентові Пронюк Олені Дмитрівні
(прізвище, ім'я, по батькові)1. Тема роботи Дослідження методів розпізнавання автомобільних номерів та подальшої їх ідентифікації в базі даних Державної автомобільної інспекції

затверджена наказом по університету від 3 листопада 2023 року № 1280Ст

2. Термін подання студентом роботи до екзаменаційної комісії 22 грудня 2023р.3. Вихідні дані до роботи математичні моделі детектування зображень, теоретичні відомості про методи розпізнавання зображень, тестовий набір зображень автомобілів, відкрита база даних Державної автомобільної інспекції України.

4. Перелік питань, що потрібно опрацювати в роботі

1. Огляд методів детектування зображень та їх елементів.2. Огляд методів розпізнавання та класифікації зображень.3. Вивчення особливостей автомобільних номерів України.4. Розробка програмного забезпечення для системи розпізнавання автомобільних номерів та подальшої їх ідентифікації в базі даних ДАІ.

5. Перелік графічного матеріалу із зазначенням креслеників, схем, плакатів, комп'ютерних ілюстрацій (п.5 включається до завдання за рішенням випускової кафедри) актуальність проблеми обраної теми, постановка задачі, обрані методи для детектування автомобілів та розпізнавання символів номерних знаків, тестові зображення.

6. Консультанти розділів роботи (п.6 включається до завдання за наявності консультантів згідно з наказом, зазначеним у п.1)

Найменування розділу	Консультант (посада, прізвище, ім'я, по батькові)	Позначка консультанта про виконання розділу	
		підпис	дата

КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

№ з/п	Назва етапів роботи	Терміни виконання етапів роботи	Примітка
1	Отримання завдання на кваліфікаційну роботу	03.11.2023	
2	Аналіз завдання, підбір літератури	4.11.23-8.11.23	
3	Аналіз літератури з досліджуваної проблеми	9.11.23-11.11.23	
4	Аналіз методів знаходження об'єктів зображення та розпізнавання його елементів	12.11.23-17.11.23	
5	Розробка системи розпізнавання автомобільних номерів	18.12.23-22.12.23	
6	Програмна реалізація	22.12.23-28.12.23	
7	Оформлення пояснювальної записки	29.12.23-3.12.23	
8	Перевірка на плагіат	06.12.2023	
9	Рецензування	10.12.2023	
10	Підготовка презентації та доповіді	25.12.2023	
11	Занесення роботи в електронний архів	01.01.2024	
12	Попередній захист кваліфікаційної роботи	02.01.2024	

Дата видачі завдання 3 листопада 2023 р.

Студент _____
(підпис)

Керівник роботи _____
(підпис)

_____ доц. Творошенко І.С.
(посада, прізвище, ініціали)

РЕФЕРАТ/ABSTRACT

Пояснювальна записка до кваліфікаційної роботи: 72 с., 1 табл., 33 рис., 1 дод., 42 джерела.

РОЗПІЗНАВАННЯ ОБРАЗІВ, АВТОМОБІЛЬНІ НОМЕРИ, КАСКАДНИЙ КЛАСИФІКАТОР ХААРА, ЗГОРТКОВА НЕЙРОНА МЕРЕЖА, ФІЛЬТР ГАУСА, НОРМАЛІЗАЦІЯ ЗОБРАЖЕННЯ.

Об'єктом дослідження є процес розпізнавання автомобільних номерів на зображеннях або відео, які отримані від системи відеоспостереження.

Метою даного дослідження є вивчення та вдосконалення методів розпізнавання автомобільних номерів для подальшої їх ідентифікації в базі даних ДАІ для підвищення ефективності контролю дорожнього руху та забезпечення безпеки на дорогах.

Проведено аналіз існуючих методів детектування об'єктів на зображенні, розпізнавання тексту. Досліджено використання каскадного класифікатора Хаара для знаходження транспортного засобу на зображенні або відео з подальшим детектуванням місця номерної пластини. Розроблена модель згорткової нейронної мережі для розпізнавання тексту номерного знаку.

У результаті дослідження здійснена програмна реалізація системи розпізнавання автомобільних номерів з пошуком відповідної інформації в базах даних ДАІ.

OBJECT RECOGNITION, CAR NUMBERS, HAAR CASCADE CLASSIFIER, CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK, GAUSSIAN FILTER, IMAGE NORMALIZATION.

The object of the research is the process of recognizing car numbers on images or videos obtained from the road video surveillance system.

The aim of the research is to study and improve the methods of recognizing car number and their subsequent identification in the database of the Traffic Safety Administration of Ukraine for improving the efficiency of traffic control and ensuring road safety.

An analysis of existing methods of object detection in the image, text recognition was carried out. The Haar cascade classifier for finding the vehicle in the image or video with the subsequent detection of the location of the license plate was researched. A convolutional neural network model for license plate text recognition was developed.

As a result of the research, a software implementation of the system for recognizing car numbers with the search for relevant information in traffic police databases was carried out.

ЗМІСТ

Перелік умовних позначень, символів, одиниць, скорочень і термінів	7
Вступ	8
1 Аналіз існуючих застосунків для розпізнавання автомобільних номерів ..	10
1.1 Аналіз сучасних застосунків для розпізнавання автомобільних номерів	10
1.2 Класифікація та аналіз існуючих методів для розпізнавання автомобільних номерів.....	15
1.3 Особливості автомобільних номерів	17
1.4 Особливості бази даних Державної автомобільної інспекції	23
1.5 Постановка задачі дослідження	25
2 Особливості методів розпізнавання автомобільних номерів та подальшої їх ідентифікації в базі даних Державної автомобільної інспекції	27
2.1 Загальна структура системи розпізнавання автомобільних номерів	27
2.2 Принципи розпізнавання складових автомобільних номерів	33
2.3 Методи й процедура розпізнавання автомобільних номерів	35
2.3.1 Виділення контурів на зображенні	35
2.3.2 Розпізнавання символів автомобільного номерного знаку ..	37
2.3.3 Пошук області номерного знаку методом Віюлі-Джонса	39
2.3.4 Розпізнавання символів з використанням нейромереж	41
2.4 Методика ідентифікації автомобільних номерів у базі даних Державної автомобільної інспекції	43
3 Реалізація системи розпізнавання автомобільних номерів та подальшої їх ідентифікації в базі даних державної автомобільної інспекції.....	44
3.1 Вибір математичних рішень для реалізації системи розпізнавання автомобільних номерів.....	44
3.1.1 Детектування транспортних засобів на зображенні і локалізація номерного знаку.....	44

3.1.2 Розпізнавання символів автомобільного номерного знаку ..	49
3.2 Програмна реалізація системи розпізнавання автомобільних номерів та їх ідентифікації у базі даних Державної автомобільної інспекції	53
Висновки.....	62
Перелік джерел посилання	64
Додаток А Лістинг програмних модулів системи	68

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ, СИМВОЛІВ, ОДИНИЦЬ, СКОРОЧЕНЬ І ТЕРМІНІВ

БД – база даних

ВВ МВС – Внутрішні війська Міністерства внутрішніх справ України

ВМС – Військово-морські сили

ДАІ – Державна автомобільна інспекція

ДПСУ – Державна прикордонна служба України

ДСНС – Державна служба України з надзвичайних ситуацій

ДССТ – Державна спеціальна служба транспорту

ЗСУ – Збройні сили України

МНС – Міністерство надзвичайних ситуацій

ТСОУ – Товариство сприяння обороні України

AWS – Amazon Web Services

CNN – Convolutional Neural Networks (згорткові нейроні мережі)

EMNIST – Extended MNIST – Modified National Institute of Standards and
Technology

LoG – Laplacian of Gaussian

OCR – Optical Character Recognition (оптичне розпізнавання символів)

RGB – Red, Green, Blue (червоний, зелений, синій)

YOLO – You Only Look Once (поглянути лише раз)

ВСТУП

Розпізнавання об'єктів на зображеннях або відеопотоці – один з напрямків в області комп'ютерного зору, який дуже інтенсивно розвивається. Прикладна сфера результатів розпізнавання або класифікації зображень величезна: від військової справи та систем безпеки до медичної діагностики, контролю доступу й контролю дорожнього руху.

Системи автоматичного розпізнавання автомобільних номерів представляють собою комплекс, що складається з апаратної частини (а саме, системи відеоспостереження) та програмної частини, яка й містить рішення для розпізнавання автомобільних номерів та їх фіксації. Вдосконалення таких систем розпізнавання номерних знаків має важливе значення для автоматизованого контролю автомобільного трафіку та в інших актуальних задачах автоматизації обслуговування транспортних засобів.

Актуальність задачі розпізнавання автомобільних номерних знаків пов'язана з все більш суттєвою потребою в автоматизації контролю дорожнього руху з метою визначення порушників, швидкості руху, контролю в'їзду на територію підприємств тощо.

Сьогодні існує досить велика кількість систем розпізнавання автомобільних номерів, але не всі з них є якісною й надійною продукцією. Системи, які швидко і з високою точністю розпізнають номерні знаки транспортних засобів, є достатньо дорогими, їх програмно-аналітичне рішення є комерційною таємницею. Все це не сприяє масовому впровадженню таких систем. Однак, в наш час автомобільний трафік стає досить інтенсивним й подібні системи автоматичного розпізнавання автомобільних номерів мають бути впроваджені не тільки в поліції, й в комерційних організаціях. Розробкою ефективного рішення даної проблеми займалися багато науковців, але досі не існує ідеального рішення, яке справлялося б з розпізнаванням номерних знаків з високою точністю та швидкістю у будь-яких умовах.

Актуальність дослідження полягає у відсутності достатньої для багатьох прикладних систем якості вирішення задачі автоматичного розпізнавання автомобільних номерів на цифрових зображеннях або відео. Автоматизація розпізнавання автомобільних номерів спрямовано на полегшення роботи правоохоронних органів під час контролю дорожнього руху, дотримання охоронного режиму на підприємствах, також дана система сприяє захисту мешканців багатоквартирних будинків, виявленню викрадених автомобілів, тощо.

1 АНАЛІЗ ІСНУЮЧИХ ЗАСТОСУНКІВ ДЛЯ РОЗПІЗНАВАННЯ АВТОМОБІЛЬНИХ НОМЕРІВ

1.1 Аналіз сучасних застосунків для розпізнавання автомобільних номерів

У сучасному суспільстві автотранспорт вже став невід'ємною частиною нашого повсякденного життя, і щоденно мільйони людей використовують автомобілі для постійних переміщень. Впровадження автоматизованих систем розпізнавання автомобільних номерів може значно спростити завдання правоохоронних органів і допомогти владі контролювати дорожній рух. Крім того, це ефективне рішення, спрямоване на підвищення зручності власників автомобілів, забезпечення безпеки мешканців багатоквартирних будинків, пошук викрадених автомобілів, впровадження охоронних заходів на підприємствах і так далі.

Система розпізнавання автомобільних номерів є комплексом обладнання та програмного забезпечення, який включає в себе відеокамери, центральний комп'ютер і спеціалізоване програмне забезпечення для обробки відеопотоку. Основною функцією цієї системи є автоматичне визначення номера автомобіля та порівняння його з базою даних Державної автомобільної інспекції для ідентифікації власника транспортного засобу.

Проаналізуємо основні завдання, які можна вирішувати за допомогою систем розпізнавання автомобільних номерів.

Дорожній контроль. Система розпізнавання автомобільних номерів використовується для виявлення порушень правил дорожнього руху, контролю за швидкістю, видачі штрафів. Також подібні системи призначені для відстеження автомобілів, які перебувають у розшуку, тобто викрадені або які були втягнуті в правопорушення.

Обмеження доступу є найбільш поширеною причиною впровадження систем розпізнавання автомобільних номерів.

Багато територій мають обмежений доступ, і системи розпізнавання автомобільних номерів стають одним з найзручніших та економічних методів управління доступом автотранспорту на ці території.

У той же час можна контролювати потік автомобілів через прохідні великих підприємств тощо.

Управління потоками автотранспорту. На багатьох об'єктах міської інфраструктури існує необхідність пропуску уповноважених транспортних засобів на ту чи іншу територію. Це можуть бути транспортні засоби спеціальних служб, таких як поліція, швидка допомога, МНС, або автопарки міських служб, які відповідають за обслуговування та управління міською інфраструктурою.

Системи розпізнавання автомобільних номерів надають можливість гнучкого налаштування рівнів доступу та створення територій, до яких дозволений в'їзд лише певним категоріям транспортних засобів.

Управління часом знаходження автотранспортного засобу на території. Часто потрібно не лише обмежити в'їзд, а й визначити максимальний час перебування автотранспортного засобу на певній території. Цю систему можна використовувати в аеропортах, на вокзалах, транспортних вузлах, прибудинкових територіях тощо.

Організація платного доступу для автомобілів. Системи розпізнавання автомобільних номерів для впорядкування платних парковок можуть не тільки забезпечувати можливість ідентифікації транспортних засобів, що в'їжджають і виїжджають, а й автоматизувати процес оплати, визначати час перебування автомобіля на платному паркінгу. Цю систему можна використовувати на платних паркуваннях в торгових та бізнес-центрах, на паркуваннях призначених для зберігання автомобілів у темний час доби тощо. Також такі системи придатні для, наприклад, реєстрації автомобільного потоку на мийці, тим самим виключити платежі повз касу.

Реєстрація автотранспорту, логістика. Іноді необхідно просто реєструвати весь автотранспорт, що виїжджає і виїжджає.

Це може бути затребуваним при зборі статистики, яка дозволяє аналізувати транспортну завантаженість. Також допомагає відслідковувати рух автотранспорту в логістичних системах та в галузях доставки товарів.

Відстеження автотранспорту як елемент систем безпеки та спостереження. Система може відслідковувати появу автотранспортних засобів з спеціально створеного для цього списку і видавати тривожний сигнал при появі даного автомобіля.

Таким чином, розробка системи розпізнавання номерних знаків є важливим завданням для покращення безпеки на дорогах та оптимізації руху транспорту.

У теперішній час вже існують системи розпізнавання автомобільних номерів, однак жодна з них не є універсальною та має свої недоліки. Розглянемо деякі з них.

HikVision (Hikvision Digital Technology, Китай) – рішення від лідера ринку охоронного відеоспостереження, яке пропонує відеокамери та спеціальне інтелектуальне клієнт-серверне програмне забезпечення з функцією розпізнавання автомобільних номерів. У даній системі використовується відеокамери, за допомогою браузера йде підключення до камери і створюється база дозволених номерів. Під час проїзду автомобіля камера самостійно керує шлагбаумом, тобто відкриває його, якщо автомобіль у списку дозволених номерів, та залишає закритим, якщо такого автомобільного номера у списку немає. Розпізнавання номерів проводиться за швидкості руху до 120 км/год. Спільне рішення Hikvision та хмарного сервісу Ivideon впевнено розпізнає до 60 номерів за хвилину з визначенням напрямку руху транспортного засобу, а також виявляє мотоцикли та автомобілі без номерних знаків.

Одним з недоліків даної системи розпізнавання є потреба формувати «чорні» і «білі» списки номерів для кожної окремої камери. При наявності великої кількості камер цей процес може забрати значну кількість часу.

Також дані про проїзд автомобіля, наприклад, час або напрямок проїзду, не зберігаються, а значить немає можливості встановити хто і коли проїжджав через шлагбаум.

Axis (Швеція) – технологія автоматичного розпізнавання номерних знаків AXIS License Plate Verifier, що вбудована в спеціалізовані мережеві камери. Дана система може керувати роботою шлагбаумів через вбудований у камеру порт введення-виведення або керувати системами доступу. Це рішення ідеально підходить для малих та середніх об'єктів, де у пріоритеті – зручність та висока пропускна спроможність, а пропускні списки оновлюються порівняно рідко й не є великими. Відкрита платформа Axis Communications дозволяє встановлювати інші (сторонні) програми для розвитку функціоналу.

Застосунок безкоштовний, але входить до пакету з відеокамерою. На даний момент адаптовано для країн Євросоюзу, Ізраїлю та Туреччини та ефективна навіть при високих швидкостях руху транспортних засобів – до 130 км/год.

НомерОк (FINREST SPOL S.R.O., Slovakia) – програмний комплекс призначений для розпізнавання автомобільних номерів та управління виконавчими пристроями. Модуль дозволяє із ймовірністю до 97% розпізнавати автомобільні державні реєстраційні знаки України, Ізраїлю та більшості європейських країн та може інтегруватися із системами контролю доступу, ваговими та/або іншими застосунками.

Підсумовуючи викладені відомості, система розпізнавання номерних знаків автомобілів буде ефективною в залежності від ряду факторів, а саме її точність істотно залежить від якості зображень, що надходять до неї (рис. 1.1).

Як перша ланка в цьому ланцюжку, камера для зйомки номерних знаків повинна давати зображення номерних знаків практично з ідеальною різкістю та контрастністю, вдень та вночі, за різних погодних умов.

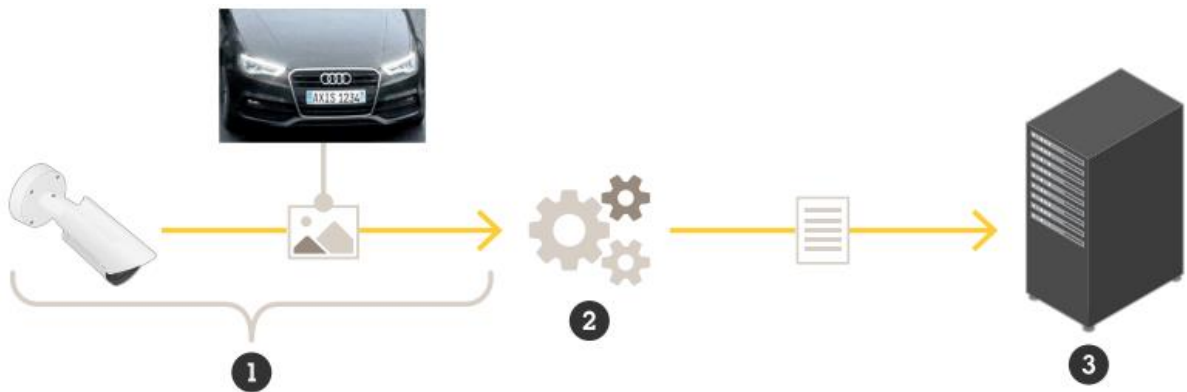


Рисунок 1.1 – Складові системи розпізнавання номерних знаків:
 1 – фіксація автомобілів та номерних знаків; 2 – програмна система розпізнавання; 3 – база даних

Система розпізнавання номерних знаків декілька камер, що знімають зображення транспортних засобів. Отримані зображення обробляються аналітичним програмним забезпеченням, що працює або безпосередньо на камері, або на віддаленому сервері. Програмне забезпечення автоматично знаходить та розпізнає номери в режимі реального часу. Виявлені номери можуть зберігатися у базі даних для майбутнього використання або служити тригером для виконання певних дій, наприклад, відкриття воріт.

В ідеальному випадку система розпізнавання номерних знаків має детектувати номерні знаки всіх автомобілів, що проїжджають, і правильно розпізнавати їх. Тобто мають забезпечувати високу ймовірність розпізнавання за короткий проміжок часу на зображеннях різної якості.

На ринку представлено багато систем з різним рівнем якості розпізнавання, швидкодії і переліком додаткових функцій. Однак, найефективніші системи мають досить високу ціну, що заважає їх широкому застосуванню.

Таким чином, системи розпізнавання автомобільних номерів є важливим інструментом для забезпечення безпеки на дорогах, контролю за дорожнім рухом та боротьби зі злочинами.

Сучасні методи та технології, такі як комп'ютерний зір, штучний інтелект та спеціалізоване обладнання, дозволяють покращити точність та ефективність систем розпізнавання автомобільних номерів.

Даний аналіз сучасних застосунків є важливим етапом у вивченні та вдосконаленні цих систем для подальшого використання їх у практичних цілях.

1.2 Класифікація та аналіз існуючих методів для розпізнавання автомобільних номерів

Система розпізнавання автомобільних номерів повинна бути здатна автоматично визначати символи номерного знаку автомобіля на зображеннях з камер відеоспостереження для подальшої обробки.

На сьогоднішній день існує багато методів, які можуть бути впроваджені в сучасних системах розпізнавання автомобільних номерів, що використовують різні підходи та технології.

Ці методи можна класифікувати на кілька основних груп:

– штучні нейронні мережі (Deep Learning) [1, 2]. Це й мережі квантування, мапи Кохонена, рекурентні мережі. Найбільш застосованими для детектування та розпізнавання номерних знаків на зображеннях транспортних засобів на сьогоднішній час моделі глибокого навчання, такі як згорткові нейронні мережі (Convolutional Neural Networks, CNN) [3]. Вони є дуже ефективними та досягають високої точності, можуть працювати в різних умовах освітлення та на різних типах номерних знаків. Також нейромережа може зробити висновок про об'єкт, який не був присутній в навчальній вибірці [2, 3]. Крім цього, проблема зашумленості також не є суттєвою. Бінаризація зображення допомагає сегментувати номер, але непередбачувано спотворює самі символи [4];

– методи класифікації та кластеризації. Вони використовують алгоритми для виділення номерних знаків на зображеннях, після чого застосовують фільтри, перетворення та аналіз зображень для виділення та розпізнавання символів на номерних знаках. Включають алгоритми бінаризації, фільтрації та зведення шуму [5-8]. До таких методів відносяться кореляційний метод, *k*-nearest та інші;

– методи детектування контурів. Такі методи використовують геометричні характеристики символів для їхнього розпізнавання – знаходять контур об'єкта й визначають його властивості, тобто зв'язність, наявність кутів і т.п. Це може бути оператор Собеля, оператор Лапласа, оператор Робертса, оператор Прюїтт і оператор Кенні. Даний підхід застосовується для достатньо складних зображень та коли необхідно відокремити певний контур зображення [9-11];

– методи розпізнавання номерних знаків за допомогою шаблонів. Такі методи використовують вже існуючу базу шаблонів для всіх можливих символів на зображеннях номерів. Потім приймається рішення про приналежність даного елемента номерного знаку до класу символів шляхом порівняння з шаблоном за критерієм мінімуму (максимуму) деякої метрики подібності. У шаблонному методі спочатку виконується перетворення зображення в растрове, потім відбувається його порівняння з усіма наявними в базі системи шаблонами. Поточне зображення символу номера відноситься до того класу символів, значення кореляції з шаблоном якого – максимально. Метрикою може бути, наприклад, коефіцієнт кореляції (точніше абсолютне значення коефіцієнта кореляції) [9, 10]:

$$K = \left| \frac{\sum (X[i] - \bar{X})(Y[i] - \bar{Y})}{\sqrt{\sum (X[i] - \bar{X})^2} \sqrt{\sum (Y[i] - \bar{Y})^2}} \right|, \quad (1.1)$$

де $X[i]$ і $Y[i]$ – поточні значення елементів пікселів зображення і елементів шаблону відповідно,

X і Y – середні значення елементів пікселів зображення і елементів шаблону відповідно.

Загалом, вибір методу для розпізнавання автомобільних номерів залежить від конкретних умов та завдань застосування, таких як освітлення, тип номерних знаків, рівень шуму та вимоги до точності розпізнавання. Кожен з цих методів має свої переваги та обмеження, і вибір підходу повинен бути обґрунтованим з урахуванням конкретних умов реалізації системи розпізнавання автомобільних номерів.

1.3 Особливості автомобільних номерів

Для успішного розпізнавання автомобільних номерів необхідно враховувати різні особливості, які відрізняють номери від інших об'єктів на зображенні. Крім того, у світі існує велика кількість видів номерних знаків, що розрізняються використовуваними шрифтами, наявністю або відсутністю коду позначення регіону або спеціальної позначки і т.п. У зв'язку з цим доцільно проаналізувати загальні особливості зображень автомобільних номерів [12].

Геометричні особливості. Автомобільні номери мають певний стандартний розмір та пропорції, які визначені законами та нормативами. Також номерні знаки можуть відрізнятися кількістю рядків у номері (однорядкові, дво- або трирядкові).

Графічні особливості. Номерні знаки можуть використовувати різні шрифти та стилі написання символів (знаки з символами різного розміру, шрифту). Деякі літери та цифри можуть бути схожими між собою, що ускладнює розпізнавання. Система повинна враховувати ці варіації та використовувати базу даних символів для розпізнавання.

Кольорова інформація. У багатьох країнах номерні знаки мають певний колір фону та символів (чорні символи на світлому фоні або навпаки). Враховуючи це, система може використовувати інформацію про кольори для розпізнавання.

Умови освітлення. Умови освітлення можуть різко змінюватися від дня до ночі. Це може впливати на якість та контрастність зображення номерних знаків. Системи розпізнавання повинні бути адаптивними до цих змін та мати засоби для роботи в різних умовах освітлення.

Затемнення, відблиски, перешкоди. На зображеннях можуть бути різні перешкоди, такі як інші автомобілі, дерева, будівлі, відблиски від сонця або від інших джерел світла. Системи розпізнавання повинні вміти впоратися з такими завадами та виділяти номери від інших об'єктів.

Міжнародні варіації. У багатьох випадках система розпізнавання повинна бути здатна розпізнавати номери з різних країн, де можуть бути різні стандарти та правила для номерних знаків. Це може вимагати розширення бази даних та додаткових налаштувань.

Дослідимо особливості автомобільних номерів України, які важливо враховувати при розробці систем розпізнавання номерів. Розглянемо структуру автомобільного номера, яка є офіційною в Україні.

Номерні знаки України зазвичай мають формат «AA 1234 BB», де AA – літерно-цифрова комбінація, що представляє регіон реєстрації транспортного засобу; 1234 – числова послідовність, яка саме є реєстраційним номером; BB – дві літери, які відповідають серії номера (рис. 1.2).



Рисунок 1.2 – Приклад автомобільного номеру України

Українські номери використовують 12 літер латинського алфавіту (А, В, С, Е, Н, І, К, М, О, Р, Т, Х) та 10 арабських цифр (0-9). Важливо враховувати різницю між верхніми та нижніми регістрами. Реєстраційний номер містить від 1 до 4 цифр, тобто може бути різної довжини в залежності від регіону та виду номерного знаку. Зовнішній вигляд номерів регулюється нормативами Державної автомобільної інспекції України.

Коди регіону реєстрації наведені у таблиці 1.1.

Таблиця 1.1 – Коди регіону реєстрації транспортних засобів України

Регіон	Код з 2004 року	Код з 2013 року	Код з 2021 року
АР Крим	АК	КК	ТК, МК
місто Київ	АА	КА	ТТ, ТА
Вінницька область	АВ	КВ	ММ, ОК
Волинська область	АС	КС	СМ, ТС
Дніпропетровська область	АЕ	КЕ	РР, МІ
Донецька область	АН	КН	ТН, МН
Київська область	АІ	КІ	ТІ, МЕ
Житомирська область	АМ	КМ	ТМ, МВ
Закарпатська область	АО	КО	МТ, МО
Запорізька область	АР	КР	ТР, МР
Івано-Франківська область	АТ	КТ	ТО, ХС
Кіровоградська область	ВА	НА	ХА, ЕА
Луганська область	ВВ	НВ	ЕЕ, ЕВ
Львівська область	ВС	НС	СС, ЕС
Миколаївська область	ВЕ	НЕ	ХЕ, ХН
Одеська область	ВН	НН	ОО, ЕН
Полтавська область	ВІ	НІ	ХІ, ЕІ
Рівненська область	ВК	НК	ХК, ЕК
Сумська область	ВМ	НМ	ХМ, ЕМ
Тернопільська область	ВО	НО	ХО, ЕО
Харківська область	АХ	КХ	ХХ, ЕХ
Херсонська область	ВТ	НТ	ХТ, ЕТ
Хмельницька область	ВХ	НХ	ОХ, РХ
Черкаська область	СА	ІА	ОА, РА

Продовження таблиці 1.1

Чернігівська область	СВ	ІВ	ОВ, РВ
Чернівецька область	СЕ	ІЕ	ОЕ, РЕ
місто Севастополь	СН	ІН	ОН, РН
Загальнодержавна серія	ІІ		

Україна також використовує спеціальні номери для дипломатичних місій, тимчасових номерів для іноземців, а також спеціальні номери для транспортних засобів екстреної медичної допомоги, поліції та інших служб. Деякі номери можуть містити спеціальні символи або емблеми, які вказують на конкретну групу транспортного засобу або власника.

Зазвичай номерні знаки України мають білу або жовту основу з чорними літерами та цифрами. Проте існують спеціальні види номерів, такі як тимчасові та дипломатичні, які можуть мати інші кольори. Нижче приведемо класифікацію номерів за кольорами:

- *білий* – транспортні засоби, які належать звичайним громадянам;
- *синій* – силові відомства, до яких відноситься поліція;
- *чорний* – збройні сили, ДСНС;
- *жовтий* – громадський транспорт;
- *червоний* – транзитні номерні знаки;
- *зелений* – для електромобілів.

Всі види автомобільних номерів, що дозволені в Україні, представлені на рисунку 1.3.



Рисунок 1.3 – Існуючі види автомобільних номерів України

В Україні існує 12 видів реєстраційних знаків для транспортних засобів, де можуть бути використані українські літери, літери латиниці, цифри, а також малюнки [12].

Тип Іа. Номерні знаки призначені для легкових і вантажних автомобілів, а також для причепів, напівпричепів і причепів-розпусків, які не є маршрутними автобусами чи мікроавтобусами. Розмір таких знаків становить 520 мм × 112 мм, фон виготовлений у білому кольорі, а символи виконані чорним кольором.

Тип Іб. Номерні знаки використовуються для маршрутних автобусів, мікроавтобусів і таксі. Розмір такий же, як і у першому підтипі, а саме 520 мм × 112 мм. Фон виготовлений у жовтому кольорі, а літери нанесені чорним. Номерні знаки другого виду можна поділити на три підтипи.

Тип ІІ. Реєстраційні знаки транспортних засобів, що видані торгівельним підприємством для тимчасового використання (до 10 днів) на легкових і вантажних автомобілях, автобусах, мікроавтобусах, причепах, напівпричепах і причепах-розпусках, мають позначення, що свідчить про те, що знак виданий комерційними організаціями. Такі знаки мають серію в діапазоні від Т0 до Т9. Розмір становить 520 мм × 112 мм, фон виконаний у червоному кольорі, а символи нанесені білим кольором.

Тип ІІІ. Номерні знаки для транспортних засобів із об'ємом двигуна, який не перевищує 50 см³, мають розмір 140 мм × 114 мм та поділяються на три підтипи. Перший тип має біле тіло і чорні символи. Другий підтип включає номери для тимчасового використання. Третій підтип охоплює номерні знаки, видані торгівельним підприємством для тимчасового використання. Колір фона – червоний, а символи виконані білим кольором. Мають серію в діапазоні Т0 – Т9.

Тип ІV. Номерні знаки для автотранспорту дипломатичних представництв, консульств, представництв міжнародних організацій і членів родин їхнього персоналу.

Тип V. Номерні знаки для мотоциклів, мотоколясок і моторолерів. Розмір – 220 мм × 174 мм, тіло біле, символи – чорні.

Тип VI. Номерні знаки для тимчасового використання на мотоциклах, мотоколясках і моторолерах.

Тип VII. Номерні знаки, створені за особистим замовленням.

Тип VIII. Номерні знаки для тракторів (самохідних машин) та причепів, які використовуються в сільському господарстві, видані Держтехнаглядом Мінагрополітики.

Тип IX. Номерні знаки для автотранспорту, що належать ЗСУ, ДССТ, ДПСУ, ДСНС, ВВ МВС, ТСОУ, Національній Гвардії. Також існують номерні знаки особливого виду. Наприклад, номерні знаки посадових осіб МВС включають зображення прапорця, на якому кількість зірок дозволяє визначити ранг посадової особи. До цього типу також відносяться номерні знаки для добровольчих батальйонів та волонтерських організацій, які надають допомогу військовим.

Тип X. Номерні знаки для мотоциклів і причепів до тракторів (самохідних машин), що належать ЗСУ, ДССТ, ДПСУ, ДСНС, ВВ МВС, ТСОУ, Національній Гвардії.

Тип XI. Номерні знаки МВС України. Розмір – 520 мм × 112 мм, фон – блакитний, символи – білі. Вищі посадові особи МВС мають номерні знаки з певними особливостями. На них ліворуч розміщено прапор України, а праворуч – символ МВС. Розмір таких знаків становить 520 мм × 112 мм, фон – блакитний, символи – білі. Крім того, вищі посадові особи української влади також мають спеціальні номерні знаки, на яких ліворуч зображено герб України, а праворуч – прапор України. Розмір цих знаків складає 520 мм × 112 мм, фон – білий, символи – чорні. Інші посадові особи України також мають особливий формат номерних знаків. Ліворуч зображено прапор України, праворуч – серія, яка вказує на те, до якої установи належить посадова особа. Серії та діапазон номерів розподіляється наступним чином:

– 0-000BP (народні депутати України);

- 1-000АП (Адміністрація Президента);
- 2-000ВР (автобаза Верховної Ради України);
- 3-000КМ (Кабінет Міністрів);
- їх розмір складає – 520 мм × 112 мм, тіло – біле, символи – чорні.

Тип XII. Номерні реєстраційні знаки, що належать Держгірпромнагляду, поділяються на два підтипи. До першого підтипу відносяться номерні знаки для великотоннажного та технологічного транспорту. Розмір таких знаків становить 288 мм × 226 мм, фон – білий, символи – чорні. До другого підтипу входять номерні знаки для тимчасового використання на великотоннажному та технологічному транспорті. Розмір цих знаків – 140 мм × 114 мм, фон – червоний, символи – білі.

Правильно визначені особливості номерних знаків України мають велике значення при розробці систем розпізнавання номерів. Ці характеристики впливають на розробку алгоритмів та методів розпізнавання, а також визначають точність та надійність систем у реальних умовах експлуатації.

1.4 Особливості бази даних Державної автомобільної інспекції України

Державна автомобільна інспекція (ДАІ) України має велику базу даних, що містить інформацію про автотранспорт, водіїв та різноманітні правопорушення на дорогах. Особливості цієї бази даних важливі для розробки системи розпізнавання автомобільних номерів та подальшої ідентифікації в ній.

Наведемо деякі з основних особливостей бази даних ДАІ України:

- реєстрація автотранспорту. База даних містить інформацію про всі автомобілі, які зареєстровані на території України. Ця інформація включає в себе номерний знак, марку, модель, рік випуску та інші характеристики транспортних засобів;

– інформація про власників. База містить дані про власників автотранспорту, включаючи їхні імена, адреси та іншу ідентифікаційну інформацію. Ця інформація важлива для встановлення власності та відповідальності водіїв;

– історія правопорушень. База даних зберігає історію правопорушень, які вчинили водії. Це може включати в себе інформацію про порушення правил дорожнього руху, штрафи, а також інші дорожні інциденти;

– фотографії та відеозаписи. База може містити фотографії та відеозаписи з камер, розташованих на дорогах та від інших учасників дорожнього руху. Ці дані можуть бути важливими для встановлення фактів порушень і ідентифікації водіїв;

– інформація про страховку. База даних може містити інформацію про страхові поліси автотранспорту, включаючи дані про страхові компанії та страхові виплати;

– інформація про викрадені автомобілі. База може містити дані про автомобілі, які були викрадені або перебувають у розшуку, разом із зображеннями та іншою ідентифікаційною інформацією;

– спеціалізовані коди та інформація для правоохоронних органів. База даних може включати в себе спеціалізовані коди та іншу інформацію, яка дозволяє правоохоронним органам ефективно використовувати цю інформацію для контролю та розслідування правопорушень.

Зазначені особливості бази даних ДАІ України є важливими для створення системи розпізнавання автомобільних номерів та їхньої подальшої ідентифікації. Розробники повинні мати доступ до цієї бази даних та враховувати всі важливі деталі для ефективною та точної роботи системи.

1.5 Постановка задачі дослідження

Проблема автоматичного розпізнавання автомобільних номерів на цифрових зображеннях і відео частково вирішена багатьма дослідниками, але залишається актуальною через відсутність достатньо якісних програмно-апаратних систем для багатьох прикладних завдань у цьому напрямі.

Алгоритми розпізнавання номерних знаків у таких системах повинні бути стійкими до спотворень зображень номерних пластин, що можуть виникати через різні швидкості руху транспортних засобів, варіації в розташуванні камер відносно номерного знаку транспортного засобу, а також через дефекти на пластині автомобільного номера, такі як забруднення та деформація, а також враховуючи зміни в умовах зовнішнього освітлення.

Крім того, самі номерні знаки відрізняються в рамках різних класифікацій: номерні знаки державних служб, таксі, номерні знаки іноземних автомобілів, номерні знаки легкових, вантажних та інших транспортних засобів. Це також необхідно враховувати при побудові прикладної системи розпізнавання номерів.

Об'єктом дослідження є процес розпізнавання автомобільних номерів на зображеннях, які отримані від системи дорожнього відеоспостереження.

Метою даного дослідження є вивчення та вдосконалення методів розпізнавання автомобільних номерів та подальшої їх ідентифікації в базі даних ДАІ України з метою підвищення ефективності контролю дорожнього руху та забезпечення безпеки на дорогах.

Для досягнення мети необхідно вирішити такі завдання:

- аналіз сучасних методів розпізнавання автомобільних номерів;
- вивчити та описати особливості автомобільних номерів, такі як структура, шрифт, кольори тощо;
- детально розглянути структуру та зміст бази даних Державної автомобільної інспекції України, що містить інформацію про автотранспорт та водіїв;

- обрати найбільш ефективний підхід/метод для розпізнавання номерних знаків транспортних засобів України;
- провести тестування розробленої системи розпізнавання автомобільних номерів на реальних даних та оцінити її ефективність за допомогою відповідних метрик.

2 ОСОБЛИВОСТІ МЕТОДІВ РОЗПІЗНАВАННЯ АВТОМОБІЛЬНИХ НОМЕРІВ ТА ПОДАЛЬШОЇ ЇХ ІДЕНТИФІКАЦІЇ В БАЗІ ДАНИХ ДЕРЖАВНОЇ АВТОМОБІЛЬНОЇ ІНСПЕКЦІЇ

2.1 Загальна структура системи розпізнавання автомобільних номерів

Коли мова йде про систему автоматичного розпізнавання номерів, розглядається програмно-апаратний комплекс, що впроваджує алгоритми автоматичного розпізнавання номерних знаків транспортних засобів для фіксації подій, пов'язаних із переміщенням автомобілів. Іншими словами, це спрямовано на автоматизацію введення даних та їх подальшу обробку.

Таким чином, розроблювана в рамках даної роботи система представляє собою програмний комплекс, який, аналізуючи зображення засобів реєстрації проїзду транспортного засобу, здатний визначити його реєстраційний номер та передавати його до системи обробки даних для подальшої ідентифікації в базі даних ДАІ.

У загальному виді система розпізнавання номерних знаків автомобілів складається з елементів, що представлені на рисунку 2.1.

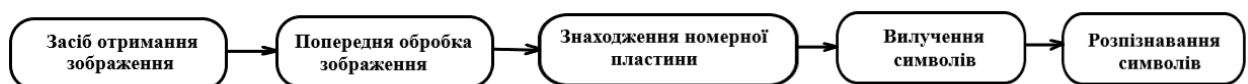


Рисунок 2.1 – Загальна структура типової системи розпізнавання автомобільних номерів

Засіб отримання зображення – це відеокамера. На встановлення відеокамери накладається низка обмежень. Оптична роздільна здатність камери вибирається таким чином, щоб номерна пластина займала в кадрі по горизонталі від 25% до 33%. Максимально допустима швидкість автомобіля, за якої можливе розпізнавання, залежить від кута нахилу камери до полотна дороги.

Оптимальною вважається горизонтальне встановлення відеокамери, тобто на тому рівні, де знаходиться номерна пластина. Така установка використовується у системах автоматичного пропуску на закриту територію, паркування тощо.

Іншим важливим параметром є мінімально припустима контрастність номерної пластини зображення. У деяких системах відеореєстрації встановлюється додатковий модуль, що складається з інфрачервоного підсвічування та відповідного фільтра. Такий підхід дозволяє підвищити контрастність номерної пластини по відношенню до інших частин зображення.

Спосіб отримання зображення визначає якість зображення, його чіткість, наявність спотворень. Саме від цього залежить вибір методів розпізнавання автомобільних номерів. Очевидно, що при високої чіткості зображення або відео створюються кращі умови для роботи методів розпізнавання тексту, і тим більша точність може бути досягнута системою розпізнавання номерів.

Попередня обробка отриманого зображення включає наступні етапи:

Етап 1. Корекція зображення – еквілізація, обмеження екстремальних значень яскравості, модифікація гістограми розподілу яскравостей.

Етап 2. Усунення ефекту розмиття зображення, що виникає у зв'язку з тим, що швидкість автомобіля більша, ніж швидкість реєстрації (компенсація зсуву).

Етап 3. Усунення надлишкової інформації – використання інфрачервоного підсвічування, бінаризація, розбиття зображення на окремі регіони кольорів.

Етап 4. Використання програмного детектора руху для локалізації автомобіля на зображенні.

Механізм оброблення зображення автомобільних номерів може бути реалізований за допомогою комп'ютерного зору та обробки зображень.

Знаходження номерної пластини на зображенні автомобіля – це наступне, важливе для ефективного розпізнавання, завдання. Тобто система має однозначно детектувати транспортний засіб, а потім визначити місцезнаходження області номерного знака. Наступним кроком буде виділення номерного знака, сегментація символів та підготовка даних для їх розпізнавання.

Для виділення номерного знака з загального зображення можна використовувати різні методи обробки зображень, такі як фільтри, сегментація та розпізнавання контурів [9, 13, 14]. Мета полягає в тому, щоб виділити номерний знак на зображенні і відокремити його від інших об'єктів.

Одним з застосовуваних підходів для локалізації номерної пластини є метод розпізнавання контурів зображення з використанням таких підходів як алгоритм Собеля, Кенні, Робінсона та інші [9, 10, 15]. Алгоритм визначення контурів має виявляти як горизонтальні, так і вертикальні боки. Результуюче зображення після виділення границь має містити велику кількість ліній області пластини номерного знака, так як вона містить символи. Це основна властивість, що використовується для детектування області пластини номерного знака на зображенні.

При визначенні номерного знака автомобіля вирішується складне завдання. Сформулювати його можна таким чином: необхідно підкреслити область номерної пластини так, щоб при подальшій обробці її можна було б однозначно знайти на зображенні та вирізати. Вирішити поставлене завдання дозволяє двомірне хвильове перетворення Хаара [16].

Під час перетворення вихідне зображення розбивається на чарунки 2×2 , для яких виконується:

$$\begin{bmatrix} a_0 & a_1 \\ a_2 & a_3 \end{bmatrix} \rightarrow \begin{bmatrix} \frac{a_0+a_1+a_2+a_3}{2} & \frac{a_0+a_1-a_2-a_3}{2} \\ \frac{a_0-a_1+a_2-a_3}{2} & \frac{a_0-a_1-a_2+a_3}{2} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} b_0 & b_1 \\ b_2 & b_3 \end{bmatrix}. \quad (2.1)$$

Елементи b_0 , b_1 , b_2 і b_3 формують чотири матриці, кожна з яких має свій фізичний зміст: b_0 є середнім арифметичним у вікні 2×2 , у b_1 підкреслюються горизонтальні контурні перепади яскравості; у b_2 – вертикальні, а в b_3 – діагональні. Розмір кожної матриці вдвічі менший за розмір вихідного зображення. З погляду вирішення поставленої задачі найбільший інтерес представляє матриця b_2 (рис. 2.2).

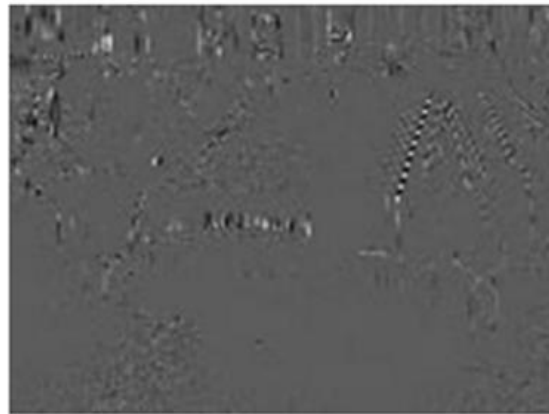


Рисунок 2.2 – Хвильове перетворення Хаара

Після виділення номерного знака потрібно підготувати зображення для подальшого аналізу. Це може включати в себе зменшення шуму, нормалізацію освітлення, а також можливу корекцію кута огляду [17, 18].

Після того, як номерна пластина локалізована, виконується операція *вилучення (знаходження) символів*. Для усунення надлишкової інформації використовується, наприклад, алгоритм бінаризації, який представляє наступний алгоритм дій. Після хвильового перетворення виходить зображення з підкресленими контурними перепадами, що вертикально орієнтовані. У номерних знаках кількість таких перепадів велика в порівнянні з рештою зображення, що призводить до появи області прямокутної форми, для якої спостерігаються різкі флюктуації інтенсивності пікселів. В даному випадку можна сформулювати постановку задачі наступним чином: необхідно виділити області, в яких сигнал, що зазвичай не сильно відрізняється від загального фону, починає різко коливатися.

Для вирішення поставленої задачі можна оцінювати дисперсію $D(x,y)$ сигналу в деякій ділянці відносно поточного пікселя зображення $I(x,y)$ [16, 18]. Оцінка дисперсії $D(x,y)$ порівнюється із деяким порогом $P_{кр}$. Бінаризація (рис. 2.3) здійснюється відповідно до виразу:

$$I_{\text{бін}}(x, y) = \begin{cases} 1, D(x, y) \geq P_{\text{кр}} \\ 0, D(x, y) < P_{\text{кр}} \end{cases}, \quad (2.2)$$

де $I_{\text{бін}}(x,y)$ – інтенсивність пікселя у бінаризованому зображенні.



Рисунок 2.3 – Бінаризоване зображення перетворення Хаара

Також до отриманого зображення доцільно застосовувати фільтрацію. У даному випадку завданням фільтрації є видалення якомога більшої кількості об'єктів на бінаризованому зображенні, що не є областю номерного знака.

Після виділення необхідної нам області номерного знака на зображенні, можна приступати власне до розпізнавання символів, що міститься в ній (рис. 2.4). Це може бути здійснене за допомогою навчених моделей машинного навчання, які визначають символи та перетворюють їх в текстовий формат [19-21].

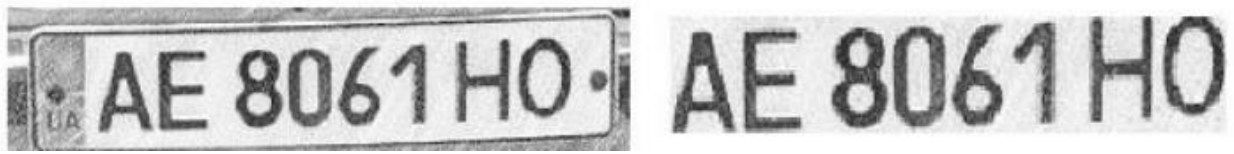


Рисунок 2.4 – Розпізнавання тексту

Розпізнавання символів є останнім елементом системи у загальному випадку. Виділимо найбільш важливі кроки у процедурі розпізнавання:

- сприйняття образу, на цьому етапі проводиться отримання параметрів характеристичних властивостей об'єкта, що включає в себе вимірювання лінійних розмірів, шрифтів та кольору;

- попередня обробка, тобто нормалізація зображення, видалення шумів, конвертація зображення у чорно-білий формат, вирізання непотрібних частин та іншого;

- виділення характеристик символів, тобто вимірювання характеристичних властивостей об'єкта;

- виділення окремих символів тексту;

- класифікація символів;

- перевірка результатів та збереження результату.

Безумовно, швидкодія та точність розпізнавання будь-якої системи розпізнавання номерних знаків автомобілів залежить від підбраної методики та алгоритмів розпізнавання [22, 23]. Однак, у будь-якому разі проєктована система, в незалежності від застосованих підходів до розпізнавання, має володіти такими характеристиками:

- точність розпізнавання;

- швидкість розпізнавання;

- здатність до розпізнавання всіх існуючих типів номерних знаків;

- здатність працювати з зображеннями різної якості.

2.2 Принципи розпізнавання складових автомобільних номерів

Розпізнавання складових автомобільних номерів може бути найважливішим етапом в обробці зображень номерів. Автомобільні номери можуть містити різні елементи, такі як букви, цифри, спеціальні символи та інші елементи, залежно від країни та регіону.

З наведеної послідовності кроків видно, що дані, які використовуються для розпізнавання номера, не обмежуються лише візуальним зображенням. У світі існує різноманіття видів номерних знаків, які розрізняються:

- типами шрифтів (символи різного розміру, різної абетки тощо);
- кольором фону і символів (чорні символи на світлому фоні або навпаки);
- кількістю рядків на номерній пластині (однорядкові, дво- або трирядкові);
- наявністю коду регіону або його відсутністю, а також наявністю спеціальної позначки.

Розпізнавання складових автомобільних номерів є складним процесом, який може вимагати використання досить розгалуженої технології обробки зображень і засобів машинного навчання для досягнення високої точності розпізнавання.

Проаналізуємо основні кроки розпізнавання цих складових [21, 22]:

Крок 1. Приведення вихідного зображення до виду, який не залежить від умов реєстрації зображення (ступінь освітленості, нерівномірність розподілу яскравості від джерел світла, розмитість, зашумленість). Приведення до стандартного розміру графічного зображення номерної пластини з корекцією якості зображення.

Крок 2. Сегментація символів. Перше завдання – це виділення окремих символів на номерному знаку. Це може бути виконано за допомогою методів сегментації зображень, таких як розділення на окремі області або виявлення контурів символів.

Важливо правильно виділити кожен символ, інакше це може призвести до неправильного розпізнавання.

Крок 3. Фільтрація за типом символів: Різні країни та регіони можуть мати різні стандарти для номерних знаків, включаючи типи символів (букви, цифри, спеціальні символи). Тому важливо включити фільтрацію за типом символів для ідентифікації, які символи можуть бути на номерному знаку.

Крок 4. Розпізнавання символів. Ця задача включає в себе аналіз символів на основі ключових характеристик, що залишаються незмінними незалежно від масштабу, шрифту, геометричних спотворень та розривів. Ефективним методом перекладу зображень в текстові дані є оптичне розпізнавання символів (OCR). Для кожного виділеного символу застосовується технологія, яка визначає символ на зображенні і повертає його текстовий варіант. Найчастіше це передбачає використання навчених моделей машинного навчання для розпізнавання символів.

Крок 5. Перевірка правильності символів, тобто уточнення результатів розпізнавання на основі інформації про тип номера і за результатами з попередніх кадрів. Це може включати в себе порівняння зі списком дійсних символів для даного регіону або іншими методами перевірки контрольної суми для номерів.

Крок 6. Збір результатів. Необхідно зафіксувати розпізнані символи разом, щоб створити текстовий варіант номера. Цей текстовий номер може бути використаний для подальшої обробки, збереження або аналізу, наприклад, отримання інформації про транспортний засіб та його власника у базі ДАІ.

Важливо враховувати, що точність процесу розпізнавання може залежати від якості зображення, умов освітлення, типу номерного знака і якості використаних алгоритмів та моделей. Також можуть бути введені додаткові етапи, які враховують специфічні вимоги конкретної системи.

2.3 Методи й процедура розпізнавання автомобільних номерів

Існують різні підходи до знаходження автомобіля на зображенні та області номерного знака.

2.3.1 Виділення контурів на зображенні

Одним із застосовуваних підходів для локалізації об'єкта на зображенні, як згадувалося вище, є метод виявлення контурів зображення з використанням таких алгоритмів, як алгоритм Собеля, Кенні, Робінсона та ін. Всі зображення автомобілів, що оброблюються алгоритмом, найчастіше отримані під певним кутом, часто зашумлені, іноді розмиті. Тому багато з розглянутих методів вимагають додаткових перетворень вхідної картинки.

Методи виявлення контурів працюють з чорно-білими зображеннями. Тобто спочатку вхідне зображення з RGB переводиться в відтінки сірого, як це показано на рисунку 2.5.



Рисунок 2.5 – Зображення транспортного засобу у відтінках сірого

Алгоритм виявлення границь має розпізнати як горизонтальні, так і вертикальні межі. Розглянемо засоби виділення контурів за допомогою оператора Собеля [9].

Це дискретний диференціальний оператор, який обчислює наближене значення градієнта яскравості зображення.

Застосування оператора Собеля до кожної точки зображення призводить до отримання вектору градієнта яскравості в цій точці або його норми. У випадку точок з постійною яскравістю результатом роботи цього оператора є нульовий вектор. У випадку, коли точка розташована на межі областей із різною яскравістю, вектор, який перетинає межу, спрямований в напрямку збільшення яскравості [10]. Роботу цього диференціального оператора можна описати наступними формулами:

$$G_x = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix} * A, \quad G_y = \begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & -2 & -1 \end{bmatrix} * A, \quad (2.3)$$

$$G = \sqrt{G_x^2 + G_y^2},$$

де A – вхідне зображення;

G_x і G_y – два зображення, на яких кожна точка містить приближенні похідні по x та по y , операція означає двовимірну операцію згортки.

На рисунку 2.6 показано результат виконання оператора.



Рисунок 2.6 – Результат детектування контурів оператором Собеля

Як видно з рисунку 2.6, оператор виділив границі. Легко побачити, що на зображенні місце знаходження номерної пластини та навіть символи можна чітко побачити.

Результуюче зображення після виділення границь містить велику кількість ліній в області пластини номерного знака, тому що вона містить символи.

Таким чином, для локалізації області номерного знаку створюється вікно, яке приблизно дорівнює розміру пластини номерного знаку на зображенні. Це вікно використовується, щоб оцінити кількість контурів у всіх зонах зображення, що мають найбільший контраст. Вікно накладається на результуюче зображення в найбільш контрастних зонах. Якщо кількість контурів знаходиться в заданому діапазоні, то ця область відзначається як область, яка, можливо, містить номерний знак. Необхідна кількість границь визначається експериментально. Результат роботи цього вікна – список можливих областей-кандидатів, в яких може бути пластина номерного знаку.

Основним недоліком цього підходу є те, що процес вибору кандидата є повільним, оскільки значення всіх пікселів у виділеному вікні повинні бути неодноразово підсумовуванні. Іншим недоліком є набір великої кількості кандидатів у номерні знаки.

2.3.2 Перетворення Хафа

Альтернативним підходом для виявлення номерної пластини є перетворення Хафа, яке використовується для виявлення ділянок різних форм у зображенні, таких як коло, еліпс, пряма тощо [24]. Тобто це обчислювальний алгоритм, який застосовується для параметричної ідентифікації геометричних елементів растрового зображення. Він призначений для пошуку об'єктів, що належать певному класу фігур, для чого використовується процедура голосування. Вона застосовується до простору параметрів певного класу фігур, розраховується локальний максимум в фазовому просторі, який й будується при знаходженні трансформації Хафа.

На вхід перетворення Хафа подається бінарне зображення з вертикальними та горизонтальними виділеними контурами. Однак, або через зашумленість зображення, або через недосконалість алгоритму виявлення кордонів, можуть з'явитися точки на контурі, які втрачені, а також інші маленькі відхилення від геометричної форми прямої, кола або еліпса [25]. Звідки і виходить принцип перетворення Хафа, а саме метод розв'язує задачу угруповання граничних точок застосуванням визначеної процедури голосування до отриманого набору об'єктів зображення (рис. 2.7).

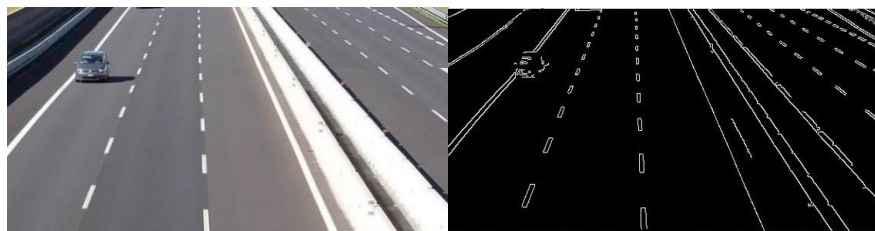


Рисунок 2.7 – Результат перетворення Хафа

Перетворення Хафа ґрунтується на представленні об'єкта у вигляді параметричного рівняння. Параметри цього рівняння є фазовим простором (аккумуляторний масив). Алгоритм перетворення Хафа використовує масив-аккумулятор, чий розмір відповідає кількості невідомих параметрів. Наприклад, необхідно визначити присутність прямої на зображенні об'єкту. Відомо, що рівняння прямої $y = mx + b$, тоді для лінійної трансформації Хафа маємо працювати з двомірним фазовим простором, так як присутні два невідомі параметри m і b . Потім для кожної точки перетворення Хафа визначає, чи достатня вага контуру для цієї точці. У випадку позитивного рішення алгоритм обчислює параметри прямої і збільшує значення в комірці аккумулятора, що відповідає цим параметрам.

На виході перетворення отримуємо набір прямих ліній, що обмежують передбачуваний номерний знак, тобто список можливих кандидатів на місцезнаходження пластини номерного знака. Горизонтальні та вертикальні пари ліній зіставляються.

Горизонтальні та вертикальні пари ліній, що становлять прямокутник із відношенням сторін приблизно рівний відношенню сторін номерної пластини, відзначаються як область, що може містити номер. Одним із недоліків застосування перетворення Хафа до вирішення поставленої задачі є той факт, що вертикальні лінії на номерному знаку значно коротші за горизонтальні і, отже, можуть бути більш зашумленими [26, 27]. Більше того, з-за помилок на етапі визначення контурів фігур, у просторі акумулятора також можливі помилки.

Даний метод можна використовувати для локалізації номерної пластини, однак для детектування самого транспортного засобу на зображенні він не рекомендується до застосування з-за недостатньої якості розпізнавання та високої асимптотичної складності.

2.3.3 Пошук області номерного знаку методом Віоли-Джонса

Попередні методи не працюють, якщо номерні знаки забруднені, що часто зустрічається в умовах реальних доріг: бруд, сніг, пил часто потрапляють на номери автомобілів.

На рисунку 2.8 представлені найбільш типові проблеми зображень, що може погіршувати та викривляти результати розпізнавання через високу чутливість розглянутого методу до дефектів.

У 2001 році Паул Віола і Майкл Джонс запропонували алгоритм для знаходження облич з використанням примітивів Хаара [28]. Суть методу полягає в знаходженні ознак на зображенні, характерних для обличчя людини – очі, ніс, рот.

Примітиви Хаара на рисунку 2.9 якраз і відображають в собі дані ознаки. Суть даного алгоритму в тому, що по зображенню рухається вікно, до якого додаються дані примітиви по черзі. У разі знаходження ознак, що підходять під умову задачі, дане вікно фіксується.

Низька роздільна здатність	
Змазане зображення	
Забруднене зображення	
Перетримка	
Нерівномірне освітлення	
Сильне викривлення	

Рисунок 2.8 – Типові проблемні зображення

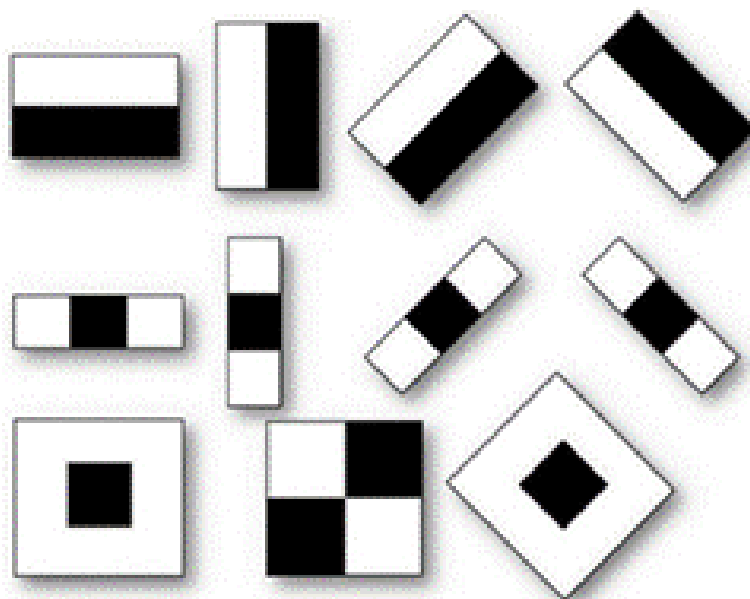


Рисунок 2.9 – Примітиви Хаара

Представимо зображення $I(x, y)$ фіксованої розмірності. Алгоритм має вирішити, чи це зображення стандартного автомобіля, тобто фронтального, ярко освітленого, чи ні.

Таким чином, метод Віола-Джонса є алгоритмом навчання ознак з підсилюванням, який навчається на класифікаторах за допомогою примітивів Хаара для пошуку послідовності класифікаторів f_1, f_2, \dots, f_n . Отримані класифікатори будуть певною мірою грубі, але обчислюються дуже швидко.

Під час роботи алгоритма вхідне зображення I послідовно перевіряють на класифікатори $f_1(I), f_2(I), \dots, f_n(I)$. Як тільки отримаємо відповідь $f_i(I)$, алгоритм повертає «автомобіль не виявлено». У випадку, коли кожний з класифікаторів повертає 1, тоді алгоритм повертає «автомобіль виявлено». Саме тому алгоритм Віоли-Джонса часто називають «каскадним класифікатором Хаара».

Як зазначено у роботах [28, 29] якість розпізнавання об'єктів на зображенні алгоритмом приблизно дорівнює 90%. Тобто каскадний класифікатор Хаара має невисоку точність у порівнянні з більш сучасними методами класифікації зображень, наприклад, з згортковими нейронними мережами. Проте його ефективність для різного типу зображень, навіть спотворених, компактний розмір (лише близько 50 тисяч параметрів у порівнянні з мільйонами параметрів для типових CNN) та швидкодія робить даний метод привабливим для використання у випадках з обмеженими обчислювальними ресурсами.

2.3.4 Розпізнавання символів з використанням нейромереж

Результатом минулого етапу є певна кількість зображень цифр і букв. Дані зображення необхідно розпізнати. На номерних знаках використовуються стандартні друковані символи, тому очевидно, що

застосування методів розпізнавання тексту буде більш простим та точним у порівнянні з розпізнаванням рукописних шрифтів.

Однак, цифри і літери номерного знаку автомобіля можуть бути частково зашумлені брудом, пилом, снігом чи просто витертими. Для розпізнавання символів у цьому випадку якнайкраще підходить нейронна мережа. Штучна нейронна мережа – це математична модель, а також її програмна реалізація, яка будується за принципом функціонування нервових систем живих об'єктів.

З точки зору машинного навчання, нейромережа являє собою найпоширеніший метод розпізнавання образів або класифікації [29, 30].

Основною перевагою застосування нейромереж полягає в тому, що штучні нейронні мережі здатні навчатися, що відрізняє їх від більшості інших алгоритмів. Нейронна мережа здатна розпізнати об'єкт, який не належав навчальній виборці [4, 31]. У зв'язку з такою здатністю нейронних мереж, зашумленість зображення не заважає коректному розпізнаванню символів. Саме це робить нейронні мережі ідеальним підходом до розпізнавання автомобільних номерів.

Бінаризація зображення допомагає сегментувати номер, але непередбачувано спотворює самі символи.

Можна зробити висновок, що апарат нейронних мереж повністю підходить для вирішення завдання розпізнавання символів номерного знаку автомобілів. Окремою перевагою є той факт, що для навчання мережі потрібна невеликий набір даних у порівнянні з попереднім класифікатором. До недоліку наданого методу можна віднести неможливість відстежити аномальну поведінку в роботі мережі.

Найпоширенішими для обробки зображень, визначення об'єктів на фото та відео є нейронні мережі глибокого навчання. Це може бути Deep Convolutional Neural Network, Region-CNN, Fully Convolutional Neural Networks, Mask R-CNN та інші. Хороші результати з детермінування об'єктів на зображенні показала мережа YOLO [32].

2.4 Методика ідентифікації автомобільних номерів у базі даних Державної автомобільної інспекції

Ідентифікація автомобільних номерів у базі даних Державної автомобільної інспекції України (ДАІ) може бути важливою для здійснення різних службових функцій, таких як перевірка реєстрації автомобіля, пошук та відстеження транспортних засобів тощо. Ця методика ідентифікації номерів в базі даних Державної автомобільної інспекції України передбачає використання технологій обробки зображень та оптичного розпізнавання символів, а також доступ до бази даних, що містить інформацію про зареєстровані автомобілі та їх власників. Для системи розпізнавання номерних знаків у даній роботі буде використовуватися база даних ДАІ, яка є вільному доступі (посилання <https://baza-gai.com.ua/>).

Розпізнаний номерний знак у вигляді текстової інформації поступить у якості запиту до даної бази даних. БД ДАІ надасть розробленій системі інформацію про дату останньої реєстрації автомобіля, його параметри (модель, колір тощо), адресу реєстрації, чи числиться вона в угоні.

Також застосунок зможе автоматично розпізнавати номери машин, пов'язані із скоєнням порушень дорожнього руху, і надавати можливість ефективного застосування відповідних штрафів та санкцій. Ще однією перевагою системи є те, що вона зможе надавати інформацію щодо фінансових зобов'язань власників авто, що дозволить вживання заходів для стягнення боргів. Її також можна використовувати для екстреного реагування та координації служб безпеки в ситуаціях аварій, природних катастроф чи інших надзвичайних подіях.

Отже, ця методика ідентифікації автомобільних номерів у базі даних Державної автомобільної інспекції є ключовим елементом сучасної системи для боротьби з криміналом і правопорушеннями, контролю за реєстрацією та податковими обов'язками власників авто, забезпечення безпеки та ефективного управління дорожнім рухом.

3 РЕАЛІЗАЦІЯ СИСТЕМИ РОЗПІЗНАВАННЯ АВТОМОБІЛЬНИХ НОМЕРІВ ТА ПОДАЛЬШОЇ ЇХ ІДЕНТИФІКАЦІЇ В БАЗІ ДАНИХ ДЕРЖАВНОЇ АВТОМОБІЛЬНОЇ ІНСПЕКЦІЇ

3.1 Вибір математичних рішень для реалізації системи розпізнавання автомобільних номерів

Проектування системи автоматичного розпізнавання реєстраційних знаків автомобілів є нетривіальною задачею в області комп'ютерного зору. Наявні комерційні системи розпізнавання не відкривають свої методи детектування транспортних засобів або знаходження номерної пластини на зображенні. Тому кожен дослідник має обрати свою послідовність дій та застосовані підходи до вирішення поставленого завдання.

3.1.1 Детектування транспортних засобів на зображенні і локалізація номерного знаку

Як було вже зазначено, на перших етапах побудови системи розпізнавання номерних знаків автомобілів необхідно детектувати транспортний засіб на зображенні, що поступило з камери відеоспостереження, а потім локалізувати місце номерного знаку на ньому. Для реалізації цього завдання було обрано каскадний метод Хаара [5, 33].

Метод каскаду Хаара (Haar Cascade Classifier) є ефективним алгоритмом для виявлення об'єктів на зображеннях, він широко використовується в областях комп'ютерного зору та розпізнавання образів, зокрема для розпізнавання облич і об'єктів, таких як автомобілі та їх номерні знаки.

Це підхід, заснований на машинному навчанні, де каскадна функція тренується на великій кількості зображень.

Класифікатор Хаара має декілька ознак для знаходження об'єкта: Haar-like feature, integral image, AdaBoost навчання та каскадний класифікатор [9, 16].

Розглянемо основний принцип роботи цього методу для детектування автомобіля на зображенні. Для навчання класифікатора Хаара потрібно надати базу зображень з машинами і без машин. Для того, щоб визначити характеристичні ознаки об'єкта, використовують ознаки Хаара, приклади яких показано на рисунку 3.1.

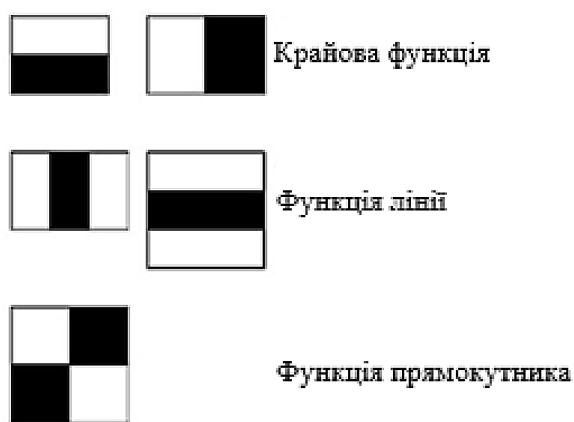


Рисунок 3.1 – Зразки ознак Хаара

Такий набір ознак подібний до згорткового ядра [16]. Кожна ознака є окремим значенням, отриманим шляхом віднімання суми пікселів під білим прямокутником із суми пікселів під чорним прямокутником (рис. 3.2).



Рисунок 3.2 – Схема розпізнавання контурів зображення за примітивами Хаара

Haar-like feature представляє собою прямокутну функцію, що надає певні ознаки зображення. Рисунок 3.2 є прикладами загальних ознак Haar-like feature. Функції Haar-like feature пропонують високу швидкість обчислень залежно від кількості пікселів усередині прямокутника, а не залежно від значення кожного пікселя зображення [28].

Для отримання характеристичної ознаки об'єкта значення Haar-like feature розраховується за допомогою результуючого зображення. Результуюче зображення може обчислювати значення з високою точністю та відносно швидко, створюючи нове представлення зображення за допомогою значення області, що були вже відскановані ознаками Хаара, як показано на рисунку 3.2.

Значення результуючого зображення було отримано як суму всіх попередніх значень, починаючи з лівого верхнього кута й до правого нижнього кута зображення. Крім того, інтегральне зображення можна розрахувати:

$$s(x, y) = i(x, y) + s(x, y - 1) + s(x - 1, y) + s(x - 1, y - 1). \quad (3.1)$$

Наприклад, вхідні дані зображення та нове представлення об'єкта зображено на рисунку 3.3.

	1	2	3	4
1	3	7	7	3
2	1	3	3	1
3	5	9	9	5
4	3	6	6	3

а)

	1	2	3	4
1	3	10	17	20
2	4	14	24	28
3	9	28	47	56
4	12	37	62	74

б)

Рисунок 3.3 – Значення зображення: а) вхідного; б) результуючого

Значення, яке було обчислено за допомогою інтегрального зображення, потім необхідно порівняти з пороговими значеннями характеристичних функцій, наданих AdaBoost. Це потрібно виконати, щоб знайти потенційні функції, оскільки не всі функції були релевантними для детектування конкретного об'єкта. AdaBoost поєднує потенційні функції, які називаються слабким класифікатором, щоб стати сильним класифікатором. Слабкий класифікатор означає менш точне або також нерелевантне передбачення [34]. Релевантні та нерелевантні функції представлені на рисунку 3.4.



Рисунок 3.4 – Приклади релевантних і нерелевантних ознак Хаара

Таким чином, для розпізнавання автомобілів на зображенні, а потім локалізації номерного знаку, було застосовано каскадний класифікатор Хаара, який потребує виконання наступних кроків [9, 16, 28].

Крок 1. Створення зразків. Було використано набір даних з 200 зображеннями автомобілів (рис. 3.5) та 100 зразків без об'єктів.

Крок 2. Навчання класифікатора: Метод каскаду Хаара використовує класифікатори на основі ансамблю, які навчаються розпізнавати зразки. Відомі як «адаптивні каскади», ці класифікатори включають в себе послідовність каскадів, кожен з яких є навченим класифікатором, і на кожному каскаді відфільтровуються об'єкти, які не відповідають заданим критеріям.



Рисунок 3.5 – Приклади позитивних зразків

Крок 3. Використання Хаарових ознак: Головною особливістю цього методу є використання Хаарових ознак, які є прямокутними фільтрами різних розмірів і форм. Ці ознаки використовуються для оцінки зображень на основі значень пікселів у відповідних областях. Хаарові ознаки дозволяють швидко оцінювати області зображення та визначати, чи містять вони певні об'єкти.

Крок 4. Каскадний процес виявлення: Після навчання класифікатора, він використовується для аналізу зображень в режимі реального часу. Процес виявлення передбачає послідовний аналіз каскадів, де на кожному каскаді відфільтровуються області зображення, що не містять об'єктів, які виявляються класифікатором. Це дозволяє швидко відхиляти області, які не є об'єктами інтересу.

Крок 5. Поріг виявлення та обробка результатів: На основі рішень класифікатора і порога виявлення визначається, чи було виявлено об'єкт. Якщо об'єкт виявлено, то робота алгоритму продовжується, і результати обробляються подальше (наприклад, відмічаються на зображенні або використовуються для інших завдань).

Метод каскаду Хаара широко використовується в системах відеоспостереження, розпізнаванні облич, відслідковуванні руху та багатьох інших сферах застосування. Недоліками цього методу є довгий час навчання, а також необхідність використання великої кількості даних для навчання класифікатора.

Підсумовуючи, каскадний класифікатор Хаара було обрано для використання в системі розпізнавання автомобільних номерів завдяки ряду переваг:

- виявлення більш як одного об'єкта на зображенні;
- використання простих класифікаторів;
- висока швидкість пошуку;
- можливість використання у відеопотоці.

3.1.2 Розпізнавання символів автомобільного номерного знаку

На попередньому етапі було визначено автомобіль на зображенні або відео й локалізовано номерну пластину автомобіля. Потім знайдену область номерного знаку треба вирізати та розглядати окремо як зображення символів, які треба розпізнати. На цьому кроці необхідно провести нормалізацію зображення, тобто мається на увазі приведення розмірів отриманого номерного знаку до необхідного для подальшої роботи [33]. Крім того враховується стандартизований кут і нахил тексту номерного знаку.

Для нормалізації зображення звичайно застосовуються геометричні перетворення, зміна яскравості та контрасту зображення, шумозаглушення [35, 36]. Після детектування області номерного знаку, у якості вихідного зображення маємо рамку зображення автомобільного номера, наприклад, як на рисунку 3.6. Однак, номерна пластина може бути нахилена, або розмитою, або забрудненою. Все це спотворює зображення, зашумляє його та створює певні проблеми, які має вирішити система.



Рисунок 3.6 – Локалізація номерної пластини автомобіля класифікатором Хаара

Еталонним зображенням номерного знаку, згідно ДСТУ 4278:2019 «Дорожній транспорт. Знаки номерні транспортних засобів. Загальні вимоги. Правила застосування», будемо вважати номерну пластину розміром 520×112 мм, білий фон, чорні символи (рис. 3.7).

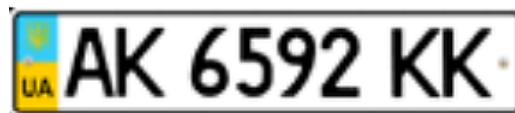


Рисунок 3.7 – Зразок номерного знаку для легкових автомобілів, мікроавтобусів, причепів

Далі можна виконати поворот зображення номерного знаку (рис. 3.6) на знайдений при роботі класифікатора кут. Результат представлений на рисунку 3.8.



Рисунок 3.8 – Поворот зображення номерного знаку

Зауважимо що, якщо кут нахилу більше 30 градусів точність розпізнавання класифікатором Хаара сильно падає. Окрім цього, через занадто сильне освітлення або затемнення алгоритм може не дати правильного результату.

Після локалізації номера автомобіля, іноді необхідно попередньо обробити зображення. Наприклад, збільшення контрастності зображення, лінійно розтягуючи гістограму зображення. Тепер є правильно орієнтований чорно-білий номер. Наступним етапом буде фільтрація зображення для зниження рівня шуму та зниження деталізації. Можна застосовувати фільтр Гауса [18, 29] як етап попередньої обробки в алгоритмах комп'ютерного зору для поліпшення структури зображення в різних масштабах. Функція Гауса задається наступним виразом (в одному вимірі):

$$G(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}}, \quad (3.2)$$

де x, y – координати точки;

σ – середньоквадратичне відхилення нормального розподілення.

Також доречним буде накладення фільтра LoG (Laplacian of Gaussian), який задається наступною формулою [10]:

$$LoG(x, y) = -\frac{1}{\pi\sigma^4} \left(1 - \frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}\right) e^{-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}}. \quad (3.3)$$

Результат виконання оператора LoG показано на рисунку 3.9.



Рисунок 3.9 – Зміна контрастності зображення за допомогою оператора LoG

Після цього етапу контури букв чітко видно і читаються на зображенні.

Тепер можна підходити саме до розпізнавання тексту номерної пластини. Для вирішення цього завдання використовуємо штучні нейронні мережі.

Широко застосовуються згорткові нейронні мережі [3, 37] (Convolutional Neural Network, CNN) – найпопулярніші штучні нейронні мережі глибокого навчання у, які успішно застосовуються до класифікації зображень.

Згорткова нейронна мережа завдяки застосування операції згортки може зменшувати кількість інформації на будь-якому зображенні, тому краще працює з зображеннями високої роздільної здатності і легко виділяє характерні ознаки зображення, наприклад, ребра, контури, грані тощо [38].

Будь-яка CNN має вхідний та вихідний шари та декілька прихованих шарів (рис. 3.10). Приховані шари CNN зазвичай складаються зі згорткових шарів, агрегувальних шарів, повноз'єднаних шарів та шарів нормалізації.

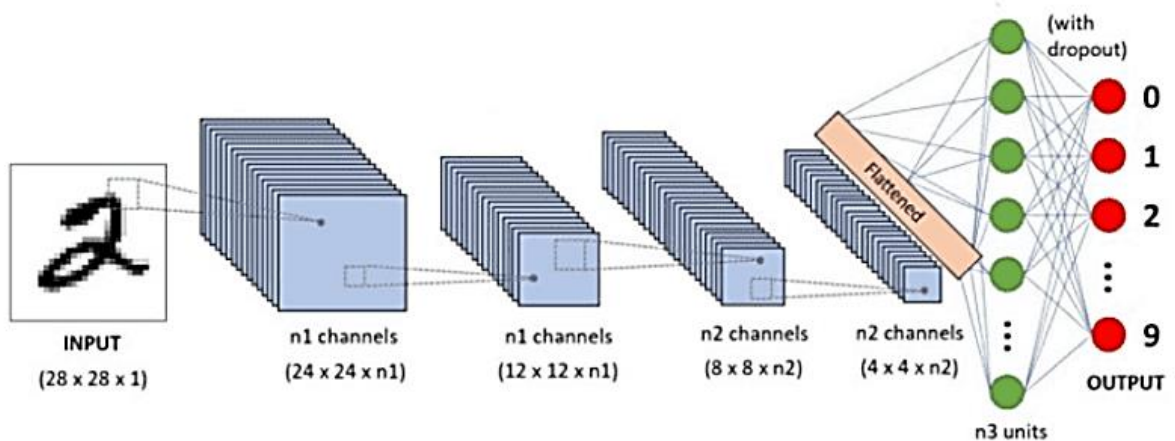


Рисунок 3.10 – Згорткова нейронна мережа

Особа архітектура CNN, спільні ваги нейронів, інваріантність відносно паралельного перенесення приводять до того, що такі мережі не потребують суттєвої попередньої обробки зображень, як це необхідно для коректної роботи інших методів розпізнавання образів. Тобто згорткова нейронна мережа навчається за допомогою фільтрів.

3.2 Програмна реалізація системи розпізнавання автомобільних номерів та їх ідентифікації у базі даних Державної автомобільної інспекції

Для реалізації програмного застосунку обрано мову програмування Python. Це пов'язано з тим, що Python є високорівневою мовою програмування, яка підтримує структурне, об'єктно-орієнтоване, функціональне, імперативне та аспектно-орієнтоване програмування [39].

У якості середовища розробки використовується Jupyter Notebook – застосунок з відкритим вихідним кодом, в якому можна відразу побачити результат виконання коду. Головна відмінність даного середовища від традиційних інструментів розробки – це можливість розбити код на частини та виконувати їх окремо, що значно полегшує тестування програми та знаходження помилок. Існує декілька способів запустити Jupyter Notebook. Найпростіший з них – це використання онлайн-сервісів, наприклад хмарного середовища Google Colaboratory (Colab). Це безкоштовний сервіс, для роботи з яким потрібний лише обліковий запис Google. Крім даного сервісу, є інші варіанти, наприклад, AWS від Amazon чи Kaggle, однак вони більш складні в застосуванні.

Отже, після встановлення Python через командну строку активується Jupyter Notebook, запускається браузер, а всередині нього вже є середовище для роботи з кодом. З погляду на те, що реалізована система розпізнавання автомобільних номерних знаків не вимагає використання великого обсягу пам'яті, для запуску сервісу замість хмарних середовищ використовували ресурси комп'ютера. Для цього Jupyter Notebook було встановлено локально через pip. Для глибокого навчання використовують спеціальні фреймворки: Keras, Detectron, TensorFlow, PyTorch і інші [1, 29, 40].

Був сформований набір даних з 200 відео з регістраторів та відео, що були записані на власну камеру телефону, за допомогою якого був навчений каскадний класифікатор Хаара та нейрона мережа. Приклад зображень транспортних засобів представлений на рисунку 3.11.



Рисунок 3. 11 – Приклад зображень автомобілів з тестового набору

Також з локалізованих номерних пластин автомобілів, які були на даних відео, створили власний набір даних, який був використаний для розпізнавання символів номерних знаків автомобілів за допомогою нейронної мережі.

Система розпізнавання автомобільних номерів транспортних засобів та знаходженні їх у базі ДАІ, як було зазначено вище, складається з 4 модулів:

Модуль 1. Розпізнавання автомобіля на відео/зображенні.

Модуль 2. Пошук номерної платини на автомобілі.

Модуль 3. Розпізнавання тексту на автомобільному номері.

Модуль 4. З'єднання з базою даних ДАІ та ідентифікація реєстраційного номеру автомобіля.

Реалізація першого модулю детектування транспортного засобу на зображенні, яке було реалізовано за допомогою каскадного методу Хаара, зображено на рисунку 3.12.

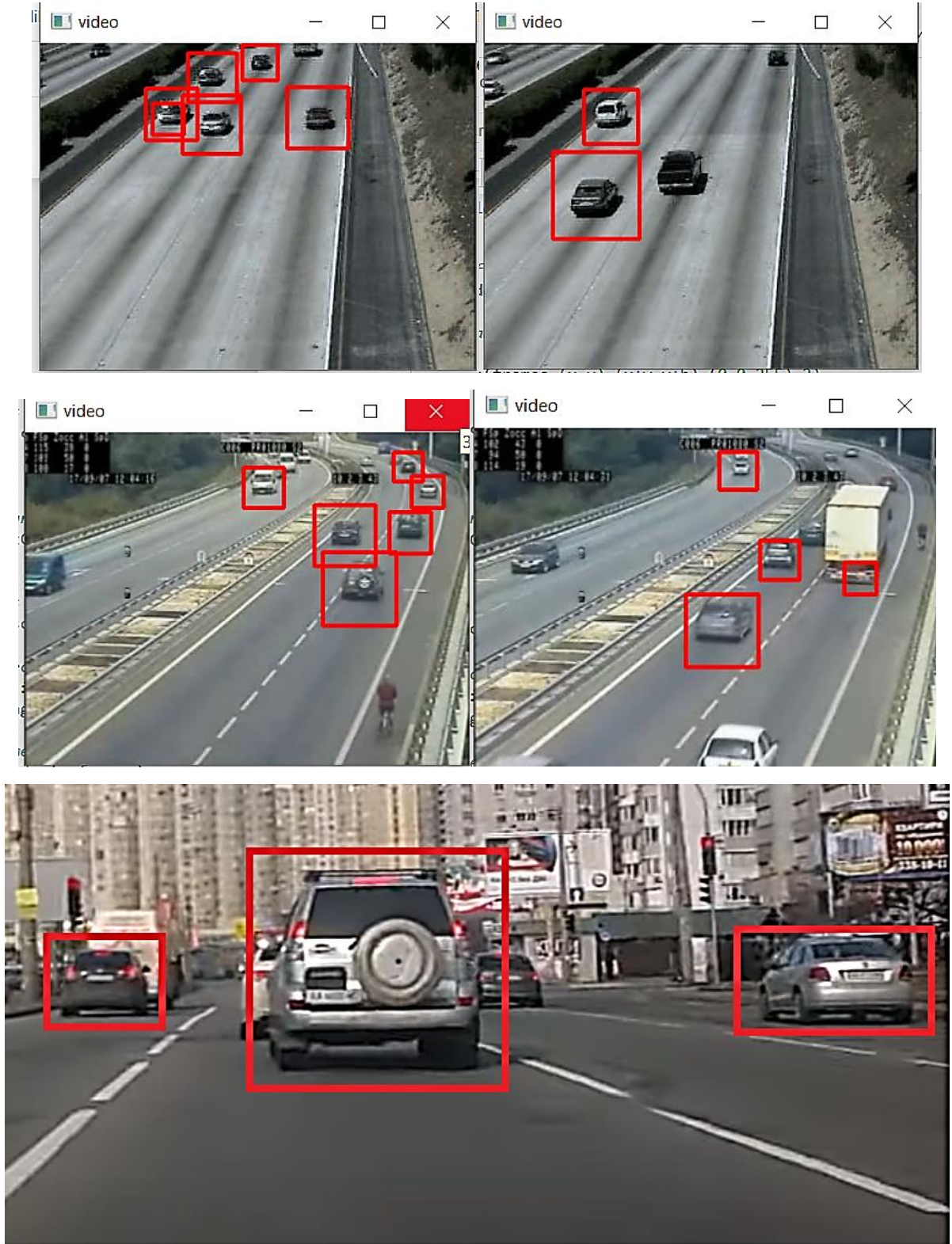


Рисунок 3.12 – Знаходження автомобілів на відео

Далі програмний застосунок знаходить номерну пластину на автомобілі (рис. 3.13) та переводить зображення з RGB у відтінки сірого та виконує інші операції з нормалізації зображення, його фільтрації.



Рисунок 3.13 – Знаходження номерної пластини автомобіля на зображенні

Останнім програмним модулем системи розпізнавання автомобільних номерів є розпізнавання номеру автомобіля та виведення всієї належної інформації про транспортний засіб з бази даних ДАІ. Контекстна діаграма даного модулю системи представлена рисунку 3.14.

Отже, ми маємо чорно-біле зображення тексту. Для виділення областей зображення, що містять літери або цифри, застосовується функція `findContours` бібліотеки `OpenCV`.

Потім змінюється розмір кожної букви до 28×28 (саме у такому форматі сформована база EMNIST) та дані зберігаються.

Для виконання вказаних операцій використовується інструментарій `OpenCV` для роботи з масивами для кропу та масштабування [41].

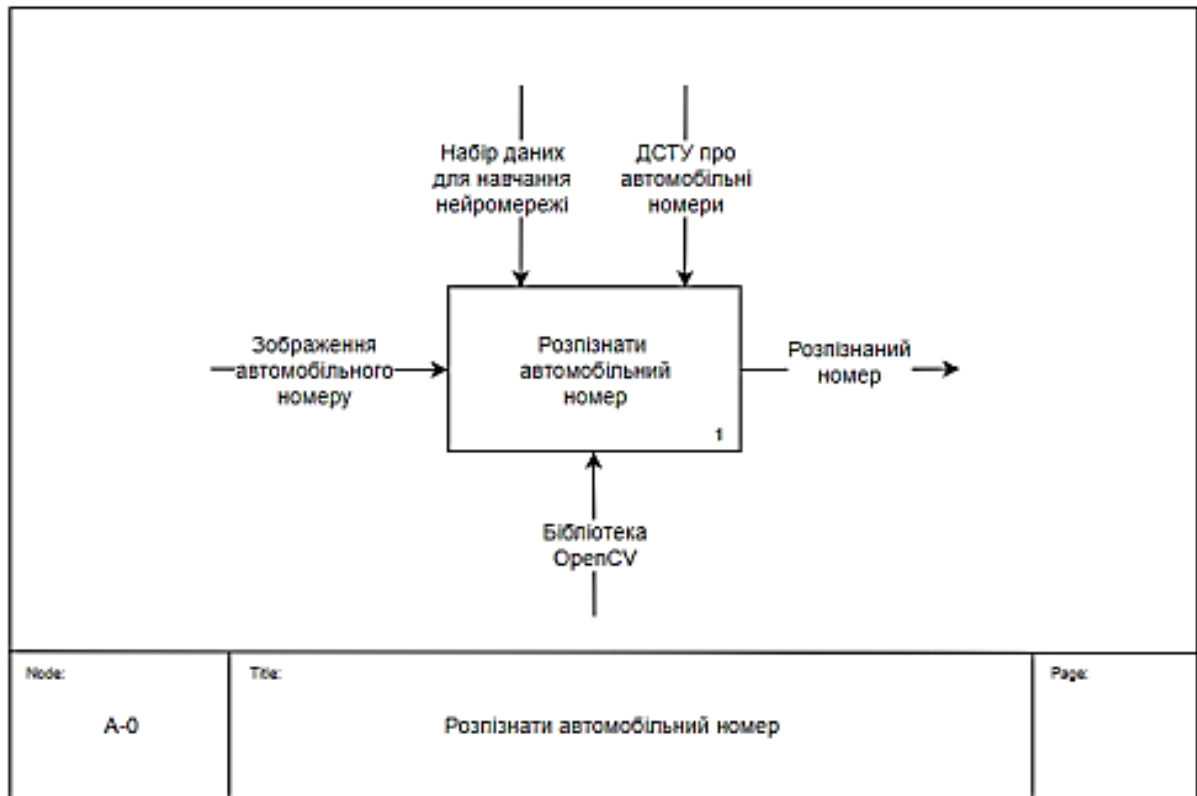


Рисунок 3.14 – Контекстна діаграма програмного модулю розпізнавання номерного знаку автомобіля

Як було зазначено вище, для розпізнавання символів номерного знаку використовувалася згортова нейронна мережа. Для навчання та тестування нейронної мережі було обрано набір даних EMNIST, який містить змішані малі та великі літери, а також цифри (36 класів і всього 145600 зразків) розміром 28×28 пікселів [42].

Приклад набору даних EMNIST представлений на рисунку 3.15.

Потім імпортували необхідні бібліотеки, завантажили вказаний набір даних з Keras. Розділили набір даних на тренувальну та тестову вибірки, де x_train і x_test – тренувальний і тестовий набір зображень; y_train и y_test – відповідні мітки класів.

Далі була побудована модель CNN з двох згорткових шарів і прошарків субдискретизації. Для її ініціалізації в TensorFlow використовується шар Conv2D, а для зменшення розмірності – MaxPooling2D.

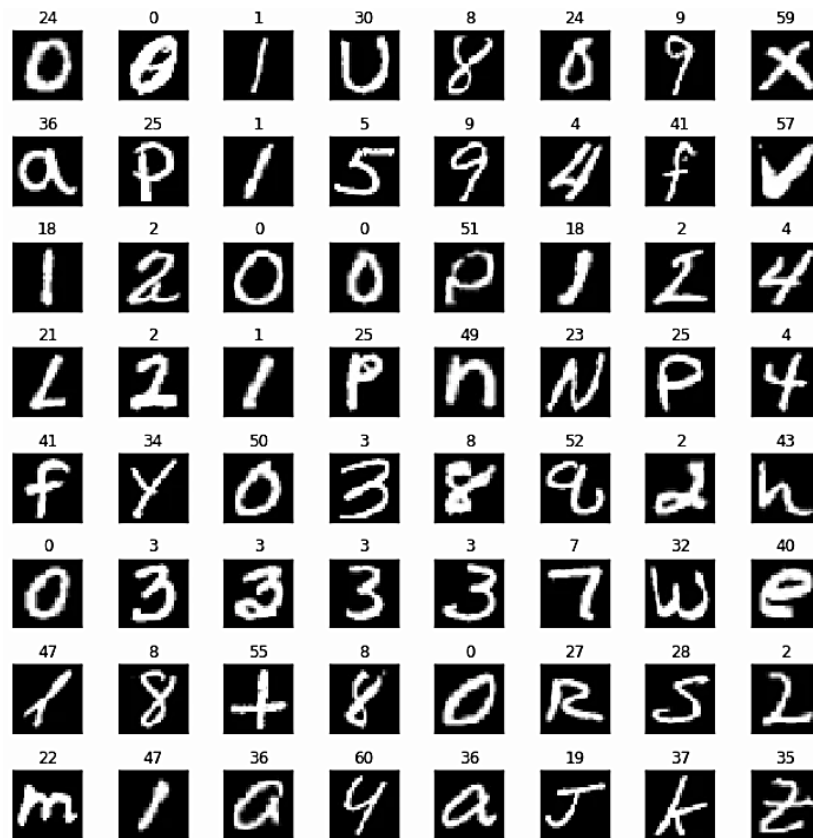


Рисунок 3.15 – Приклад набору даних MNIST

Зменшення розмірності допоможе мережі заглибитися в деталі локальних представлень, а також зменшити кількість коефіцієнтів, що навчаються. Всі необхідні шари знаходяться в модулі Keras [40].

Після вихідне зображення шару підвибірki трансформується в одновимірний вектор (шаром Flatten) і проходить два повнозв'язних шари. На всіх шарах, крім вихідного повнозв'язаного шару, використовується функція активації ReLU (простий випрямляч), архітектура закінчується повнозв'язаним шаром з 10-ю нейронами і функцією активації softmax, яка застосовується для багатокласової класифікації.

Softmax використовується для того, щоб перетворити вектор з другого повнозв'язну шару в масив з 10 чисел (= кількості класів) з ймовірними значеннями приналежності до класу, які в сумі дали б 1 [1].

Оскільки вирішується завдання класифікації, в кінці архітектури додамо повнозв'язані (Dense) шари, які отримують інформацію від всіх вузлів з попереднього шару (рис. 3.16).

```
In [2]:
def create_model():
    model = models.Sequential()
    model.add(layers.Conv2D(64, (5, 5), activation='relu', input_shape=(28, 28, 1)))
    model.add(layers.MaxPooling2D((2, 2)))
    model.add(layers.Conv2D(64, (5, 5), activation='relu'))
    model.add(layers.MaxPooling2D((2, 2)))
    model.add(layers.Flatten())
    model.add(layers.Dense(256, activation='relu'))
    model.add(layers.Dense(128, activation='relu'))
    model.add(layers.Dense(10, activation='softmax'))
    return model

def load_model(name):
    return models.load_model(name)
```

Рисунок 3.16 – Побудова CNN

Потім необхідно навчити побудовану CNN задачі класифікації на тренувальній виборці даних (рис. 3.17).

```
In [3]:
def train_model(model):
    model.compile(optimizer='adam',
                  loss=losses.SparseCategoricalCrossentropy(),
                  metrics=['accuracy'])
    history = model.fit(x_train, y_train, epochs=10,
                       validation_data=(x_test, y_test))
    return history
```

Рисунок 3.17 – Завдання параметрів навчання мережі

Було обрано один з популярних оптимізаторів глибокого навчання нейронних мереж Adam (адаптивна оцінка моменту), який визначає оптимальний набір параметрів моделі, таких як вага та зсув, щоб модель видавала найкращі результати.

В якості опції втрат використовується Categorical Crossentropy та розраховується точність моделі Accuracy. Результати навчання нейронної мережі представлені на рисунку 3.18. Навчання пройшло 10 епох.

З рисунку 3.18 видно, що з епохами точність (accuracy) результатів збільшувалась, а значення функції втрат (loss) зменшувалось, тобто навчання мережі є успішним.

```
In [5]: |
model = create_model()
history = train_model(model)
model.save('lab1.keras')
show_result(model, history=history)

# Завантаження моделі
# model = load_model('lab1.keras')
# show_result(model)

Epoch 1/10
1875/1875 [=====] - 68s 36ms/step - loss: 0.4494 - accuracy: 0.8339 - val_loss: 0.3661 - val_accuracy:
0.8691
Epoch 2/10
1875/1875 [=====] - 62s 33ms/step - loss: 0.2923 - accuracy: 0.8924 - val_loss: 0.2836 - val_accuracy:
0.8961
Epoch 3/10
1875/1875 [=====] - 68s 36ms/step - loss: 0.2476 - accuracy: 0.9081 - val_loss: 0.2783 - val_accuracy:
0.9013
Epoch 4/10
1875/1875 [=====] - 69s 37ms/step - loss: 0.2178 - accuracy: 0.9191 - val_loss: 0.2914 - val_accuracy:
0.8990
Epoch 5/10
1875/1875 [=====] - 71s 38ms/step - loss: 0.1954 - accuracy: 0.9268 - val_loss: 0.2687 - val_accuracy:
0.9064
Epoch 6/10
1875/1875 [=====] - 62s 33ms/step - loss: 0.1718 - accuracy: 0.9356 - val_loss: 0.2537 - val_accuracy:
0.9159
Epoch 7/10
1875/1875 [=====] - 65s 35ms/step - loss: 0.1546 - accuracy: 0.9424 - val_loss: 0.2666 - val_accuracy:
0.9127
Epoch 8/10
1875/1875 [=====] - 59s 32ms/step - loss: 0.1408 - accuracy: 0.9460 - val_loss: 0.2707 - val_accuracy:
0.9126
Epoch 9/10
1875/1875 [=====] - 64s 34ms/step - loss: 0.1235 - accuracy: 0.9529 - val_loss: 0.2807 - val_accuracy:
0.9150
Epoch 10/10
1875/1875 [=====] - 58s 31ms/step - loss: 0.1108 - accuracy: 0.9586 - val_loss: 0.3220 - val_accuracy:
0.9044
313/313 - 2s - loss: 0.3220 - accuracy: 0.9044 - 2s/epoch - 6ms/step
```

Рисунок 3.18 – Програмні результати навчання мережі

За 10 епох мережа навчилася класифікувати зображення з високою точністю 0,90 і невеликою функцією втрат 0,32. Графік навчання моделі на кожній з епох представлений на рисунку 3.19.

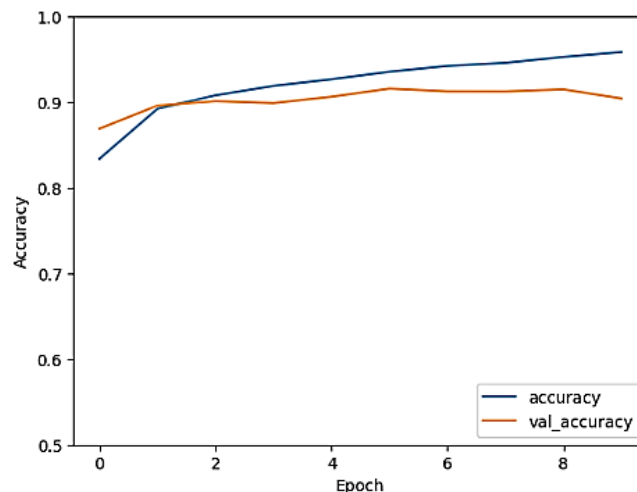


Рисунок 3.19 – Точність навчання CNN по епохам

Для тестування роботи побудованої CNN подали на вхід тестову вибірку, результати представлені на рисунку 3.20.

```

In [5]: #model = create_model()
        #history = train_model(model)
        #model.save('lab1.keras')
        #show_result(model, history=history)

        model = load_model('lab1.keras')
        show_result(model)

313/313 - 3s - loss: 0.3220 - accuracy: 0.9044 - 3s/epoch - 11ms/step

```

Рисунок 3.20 – Програмні результати тестування мережі

Можна побачити, що побудована згортова нейронна мережа видала коректний результат з високою точністю та невеликою функцією втрат.

Після розпізнавання тексту номерного знаку, програмний застосунок звертається до бази даних ДАІ для того, щоб отримати всю наявну інформацію про даний транспортний засіб. Існує декілька способів створення бази даних у Python з використанням різних модулів.

Автоматично інтегрований модуль SQLite, тобто немає встановлення окремого сервера. Після створення бази даних або підключення до вже існуючої можна адаптувати код для роботи з іншими базами даних, такими як MySQL, PostgreSQL, MongoDB та іншими.

Результат роботи програмного застосунку з отримання інформації про реєстраційний знак автомобіля з показаний на рисунку 3.21.

```

Дані за номером: AA4050HO
Реєстрація: 30.01.2020 (остання)
Ознаки: Білий, Паливо чи газ, Універсал, 4.0L
Операція: Інше (Опер. 410, ТСЦ 8044)
Адреса: 30.01.2020 (остання)
Викрадено: НІ

```

Рисунок 3.21 – Виведення інформації про автомобіль з бази даних ДАІ

Таким чином, була побудована система розпізнавання автомобільних номерів та їх ідентифікація у базі даних Державної автомобільної інспекції України.

ВИСНОВКИ

У рамках кваліфікаційної роботи була здійснена програмна реалізація системи розпізнавання автомобільних номерів та подальшої їх ідентифікації в базі даних ДАІ.

У першому розділі роботи було розглянуто існуючі підходи до побудови таких систем, проаналізовано особливості номерних знаків транспортних засобів, згідно законодавства України.

Запропонований підхід до розпізнавання складається з декількох етапів. На першому етапі відбувається детектування транспортного засобу на зображенні або відео, яке надійшло з камер відеоспостереження. Було проаналізовано існуючі методи вирішення цього завдання та був застосований каскадний класифікатор Хаара. Його ефективність і компактний розмір роблять даний метод привабливим для використання у випадках з обмеженою обчислювальною потужністю.

На другому етапі необхідно визначити місце номерної пластини автомобіля. Для локалізації номеру також був задіяний каскадний класифікатор Хаара. Після визначення номерного знаку необхідно нормалізувати зображення, застосувати фільтрацію для зменшення шуму на зображенні, що підвищує якість і швидкість подальшого розпізнавання тексту номерного знаку.

Третім етапом системи було реалізовано розпізнавання символів номерного знаку транспортного засобу. Для цього було створено згорткову нейронну мережу в TensorFlow з двох згортальних шарів та вихідного повнозв'язаного шару. У якості вхідних даних для навчання та тестування було обрано набір даних EMNIST.

Проведено навчання моделі за 10 епох, при цьому нейронна мережа навчилася швидко та показала високу точність розпізнавання: точність 0,90 і функція втрат 0,32.

Відповідно до розпізнаного номеру автомобіля була отримана інформація про дату останньої реєстрації автомобіля, його параметри (модель, колір тощо), адресу реєстрації, чи числиться вона в угоні та інше з бази даних ДАІ, яка знаходиться у вільному доступі.

Деякі результати дослідження апробовано у вигляді тез доповідей під час Міжнародного молодіжного форуму «РАДІОЕЛЕКТРОНІКА І МОЛОДЬ У ХХІ СТОЛІТТІ» [32].

ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАННЯ

1. Rosebrock A. (2017). *Deep Learning for Computer Vision with Python*.
2. Elgendy M. (2020). *Deep Learning for Vision Systems*. *Manning*.
3. Aggarwal Charu C. (2018). *Neural Networks and Deep Learning: A Textbook*. *New York: Springer*.
4. Charu C. Aggarwal (2018). *Neural Networks and Deep Learning: A Textbook*, Springer.
5. Гороховатський, В. О., & Творошенко, І. С. (2021). *Методи інтелектуального аналізу та оброблення даних: навч. посібник*.
6. Kobylin O., Gorokhovatskyi V., Tvoroshenko I., and Peredrii O. (2020) The application of non-parametric statistics methods in image classifiers based on structural description components, *Telecommunications and Radio Engineering*, 79(10), pp. 855-863.
7. Гороховатський В., Творошенко І., Сидоренко Д. (2021) Класифікація зображень із використанням кластерного подання, *Міжн. наук. симпозиум Інтелектуальні рішення-С. Обчислювальний інтелект. Теорія прийняття рішень: праці міжн. наук. симп. (Вересень 29, 2021)*. Київ – Ужгород, С. 44-45.
8. Гороховатський В.О., Творошенко І.С., Чмутов Ю.В. (2022) Застосування систем ортогональних функцій для формування простору ознак у методах класифікації зображень, *Сучасні інформаційні системи*, 6(3), С. 5-12.
9. Путятін, Є. П., Гороховатський, В. О., & Матат, О. О. (2006). *Методи та алгоритми комп'ютерного зору: навч. посібник*.
10. Кобилін, О. А., & Творошенко, І. С. (2021). *Методи цифрової обробки зображень: навч. посібник*. *Харків: ХНУРЕ*.
11. Daradkeh Y.I., Gorokhovatskyi V., Tvoroshenko I., and Al-Dhaifallah M. (2022) Classification of Images Based on a System of Hierarchical Features, *Computers, Materials & Continua*, 72(1), pp. 1785–1797.
12. ДСТУ 4278:2019 «Дорожній транспорт. Знаки номерні транспортних засобів. Загальні вимоги. Правила застосування».

13. Daradkeh, Y.I., Tvoroshenko, I., Gorokhovatskyi, V., Latiff, L.A., and Ahmad, N. (2021) Development of Effective Methods for Structural Image Recognition Using the Principles of Data Granulation and Apparatus of Fuzzy Logic, *IEEE Access*, 9, pp. 13417-13428.
14. Daradkeh Y.I., Gorokhovatskyi V., Tvoroshenko I., and Zeghid M. (2022) Tools for fast metric data search in structural methods for image classification, *IEEE Access*, 10, pp. 124738-124746.
15. Tvoroshenko I., and Zarivchatskyi R. (2020) Analysis of existing methods for searching object in the video stream, Abstracts of VI International Scientific and Practical Conference «About the problems of science and practice, tasks and ways to solve them» (October 26-30, 2020). Milan, Italy, pp. 500-505.
16. Szeliski R. (2022). Computer Vision: Algorithms and Applications. *New York: Springer*.
17. Tvoroshenko I., Gorokhovatskyi V., Kobylin O., and Tvoroshenko A. (2023) Application of deep learning methods for recognizing and classifying culinary dishes in images, *International Journal of Academic and Applied Research*, 7(9), pp. 57-70.
18. Nixon M., Aguado A. (2019). Feature Extraction and Image Processing for Computer Vision. *Academic Press*.
19. Bhardwaj, A. & Singh, R. (2020) Handwritten devanagari character recognition using deep learning – Convolutional Neural Network (CNN) model, *PalArch's Journal of Archaeology of Egypt/Egyptology*, 17(6), pp. 7965–7984.
20. Gorokhovatskyi V., Tvoroshenko I., Kobylin O., and Vlasenko N. (2023) Search for visual objects by request in the form of a cluster representation for the structural image description, *Advances in Electrical and Electronic Engineering*, 21(1), pp. 19-27.
21. Daradkeh, Y.I., Gorokhovatskyi, V., Tvoroshenko, I., Gadetska, S., and Al-Dhaifallah, M. (2021) Methods of Classification of Images on the Basis of the Values of Statistical Distributions for the Composition of Structural Description Components, *IEEE Access*, 9, pp. 92964-92973.

22. Творошенко, І. С. (2021). Технології прийняття рішень в інформаційних системах: навч. посібник. Харків: ХНУРЕ.
23. Gorokhovatskyi V., Tvoroshenko I. (2023) Identification of visual objects by the search request. *International scientific symposium «INTELLIGENT SOLUTIONS-S». Computational intelligence (results, problems and perspectives). Decision making theory: proceedings of the international symposium*, September 28, 2023, Kyiv-Uzhorod, Ukraine, pp. 25-27.
24. Daradkeh Y.I., Gorokhovatskyi V., Tvoroshenko I., Gadetska S., and Al-Dhaifallah M. (2023) Statistical data analysis models for determining the relevance of structural image descriptions, *IEEE Access*, 11, pp. 126938-126949.
25. Tvoroshenko I., and Dziubenko M. (2020) Modern methods of analysis of the movement scheme using video detection of vehicles, *Abstracts of V International Scientific and Practical Conference «Study of modern problems of civilization» (October 19-23, 2020). Oslo, Norway*, pp. 422-428.
26. Tvoroshenko I., Pomazan V., Gorokhovatskyi V., and Kobylin O. (2023) Application of video data classification models using convolutional neural networks, *International Journal of Academic and Applied Research*, 7(11), pp. 134-145.
27. Ethem Alpaydin (2019). Introduction To Machine Learning.
28. P. Viola and M. M. J. Jones (2004) Robust Real-time Face Detection, *Int. J. Comput. Vis.*, Vol. 57, No. 2, pp. 137–154.
29. Lakshmanan V., Görner M., Gillard R. (2021). Practical Machine Learning for Computer Vision: End-to-End Machine Learning for Images. *O'Reilly Media*.
30. Pomazan V., Tvoroshenko I., and Gorokhovatskyi V. (2023) Development of an application for recognizing emotions using convolutional neural networks, *International Journal of Academic Information Systems Research*, 7(7), pp. 25-36.
31. Tvoroshenko, I., & Babochkin, O. (2021). Object identification method based on image keypoint descriptors.

32. Пронюк О. Д. (2023). Лічильник машин в системі розпізнавання автомобільних номерів за допомогою Yolo, 27 Міжнарод. молодіж. форум «Радіоелектроніка та молодь у XXI столітті», С. 26-27.

33. Казимир В., Р. Заровський, А. Радченко (2016) Метод нормалізації зображення автомобільного номера при його розпізнаванні засобами відеоспостереження, *Технічні науки та технології*, № 4, С. 120-130.

34. Howse J. (2013). OpenCV Computer Vision with Python.

35. Гороховатський В., Передрій О., Творошенко І., Марков Т. (2023) Матриця відстаней для множини компонентів структурного опису як інструмент для створення класифікатора зображень, *Сучасні інформаційні системи*, 7(1), С. 5-13.

36. Aicha, K., Slatnia, S., Tagougui, N., Zouari, R. & Aiadi, O. (2022) Recognizing Arabichandwritten literal amount using Convolutional Neural Networks, *Artificial Intelligence andIts Applications*, pp. 153-165.

37. Cuantum Technologies (2023). Generative Deep Learning with Python: Unleashing the Creative Power of AI (Mastering AI and Python).

38. Pomazan V., Tvoroshenko I., and Gorokhovatskyi V. (2023) Handwritten character recognition models based on convolutional neural networks, *International Journal of Academic Engineering Research*, 7(9), pp. 64-72.

39. Molak A. (2023). Causal Inference and Discovery in Python: Unlock the secrets of modern causal machine learning with DoWhy, EconML, PyTorch and more. *Packt Publishing*.

40. Wang X.Y. (2023). TensorFlow: 100 Interview Questions (Advanced Topics in Machine Learning Book 3).

41. Howse J., Minichino J. (2020). Learning OpenCV 4 Computer Vision with Python 3: Get to grips with tools, techniques, and algorithms for computer vision and machine learning. *Packt Publishing*.

42. Cohen, G., Afshar, S., Tapson, J. & Van Schaik, A. (2017). EMNIST: Extending MNIST to handwritten letters, 2017 International Joint Conference on Neural Networks, pp. 2921-2926.