

Міністерство освіти і науки України  
Університет митної справи та фінансів

Факультет інноваційних технологій  
Кафедра комп'ютерних наук та інженерії програмного забезпечення

## Кваліфікаційна робота магістра

на тему: «Розробка ефективних методів розпізнавання автомобільних  
номерних знаків»

Виконав: студент групи К23-1м

Спеціальність 122 Комп'ютерні науки

Забава В.О.

(прізвище та ініціали)

Керівник к.т.н., доц. Чупілко Т.А.

(науковий ступінь, вчене звання, прізвище та ініціали)

Рецензент Дніпровський державний

технічний університет

(місце роботи)

в.о. завідувача кафедри програмного

забезпечення систем

(посада)

к.т.н., доц. Жульковський О.О.

(науковий ступінь, вчене звання, прізвище та ініціали)

Дніпро – 2025

## АНОТАЦІЯ

Забава В.О. Розробка ефективних методів розпізнавання автомобільних номерних знаків.

Дипломна робота на здобуття освітнього ступеня магістр за спеціальністю 122 «Комп'ютерні науки» – Університет митної справи та фінансів, Дніпро, 2025.

Магістерська робота присвячена розробленню автоматизованої системи розпізнавання автомобільних номерів. Актуальність дослідження обумовлена зростаючою потребою в автоматизації процесів контролю транспортних потоків, забезпечення безпеки дорожнього руху та управління доступом на об'єкти. Мета роботи – розробка автоматизованої системи для ефективного розпізнавання автомобільних номерів за допомогою сучасних методів комп'ютерного зору та машинного навчання.

У процесі дослідження проведено аналіз існуючих методів та алгоритмів розпізнавання номерних знаків, включаючи традиційні підходи та інноваційні рішення на основі глибоких нейронних мереж. Розроблено програмну систему, яка включає модулі для попередньої обробки зображень, детекції номерів, сегментації символів і розпізнавання тексту. Впроваджені алгоритми демонструють високу точність навіть у складних умовах, таких як погане освітлення, шум, деформації та часткові забруднення номерних знаків.

Наукова новизна роботи полягає у застосуванні глибоких нейронних мереж для підвищення точності розпізнавання символів номерних знаків за умов різноманітних зовнішніх факторів. Проведене тестування підтвердило ефективність запропонованого підходу.

Ключові слова: автоматизована система розпізнавання номерів, комп'ютерний зір, глибоке навчання, згорткові нейронні мережі, машинне навчання, попередня обробка зображень, сегментація символів, детекція.

## ABSTRACT

Zabava V.O. Development of effective methods for recognizing car license plates.

Diploma thesis for obtaining a master's degree in specialty 122 «Computer Science» – University of Customs and Finance, Dnipro, 2025.

The master's thesis is devoted to the development of an automated license plate recognition system (LPR). The relevance of the study is due to the growing need to automate the processes of traffic control, road safety and access control to facilities. The aim of the work is to create a software system capable of providing effective real-time license plate recognition using modern computer vision and machine learning methods.

In the course of the study, an analysis of existing methods and algorithms for license plate recognition was conducted, including traditional approaches and innovative solutions based on deep neural networks. A software system has been developed that includes modules for image preprocessing, license plate detection, character segmentation, and text recognition. The implemented algorithms demonstrate high accuracy even in difficult conditions, such as poor lighting, noise, deformation, and partial contamination of license plates.

The scientific novelty of the work is the use of deep neural networks to improve the accuracy of license plate character recognition under various external factors. The conducted testing has confirmed the effectiveness of the proposed approach.

Keywords: automated license plate recognition system, computer vision, deep learning, convolutional neural networks, machine learning, image preprocessing, character segmentation, detection.

## ЗМІСТ

ВСТУП .....	6
РОЗДІЛ 1. АНАЛІЗ ПРЕДМЕТНОЇ ОБЛАСТІ ТА ПОСТАНОВКА ЗАДАЧІ ДОСЛІДЖЕННЯ .....	9
1.1 Основні функціональні можливості ANPR-систем.....	9
1.2 Традиційні методи розпізнавання номерних знаків.....	13
1.3 Сучасні підходи до розпізнавання на основі комп'ютерного зору та глибокого навчання.....	17
1.4 Алгоритми попередньої обробки зображень для покращення якості розпізнавання.....	21
1.5 Аналіз літератури.....	24
1.6 Висновки до першого розділу .....	32
РОЗДІЛ 2. ДОСЛІДЖЕННЯ МЕТОДІВ автоматизації розпізнавання автомобільних номерів .....	35
2.1 Методи детекції номерних знаків на зображеннях .....	35
2.2 Алгоритми сегментації символів на номерних знаках.....	38
2.3 Підходи до класифікації символів номерних знаків .....	41
2.4 Підходи до обробки та фільтрації зображень в реальному часі .....	45
2.5 Інтеграція методів машинного навчання для адаптації до умов експлуатації .....	48
2.6 Алгоритми для підвищення стабільності розпізнавання при складних умовах.....	51
2.7 Висновки до другого розділу.....	54
РОЗДІЛ 3. ПРОГРАМНА РЕАЛІЗАЦІЯ.....	57
3.1 Постановка задачі .....	57
3.2 Архітектура програмного забезпечення .....	59
3.3 Використані технології та інструменти.....	64
3.4 Опис роботи.....	66

3.5 Інтеграція з іншими інструментами .....	68
3.6 Напрямки подальших досліджень .....	71
3.7 Демонстрація роботи розробленого програмного забезпечення .....	73
3.8 Висновки до третього розділу .....	78
ВИСНОВКИ.....	80
СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ.....	82
ДОДАТКИ.....	85

## ВСТУП

Сучасне суспільство переживає період інтенсивного розвитку інформаційних технологій, що обумовлює потребу в автоматизації численних процесів у різних галузях економіки та життєдіяльності. Одним із таких важливих напрямків є розробка систем для автоматичного розпізнавання об'єктів, зокрема, автомобільних номерів [1]. Автоматизовані системи розпізнавання номерних знаків (АНЗ) стали незамінними в багатьох сферах, таких як безпека дорожнього руху, контроль за паркуванням, охорона правопорядку, а також в інтеграції з іншими інформаційними та логістичними системами. З огляду на стрімке зростання кількості транспортних засобів та зростаючу потребу в ефективному моніторингу та управлінні дорожнім рухом, автоматизовані системи, здатні оперативно та точно ідентифікувати номерні знаки, набувають усе більшої популярності і значення [1].

Актуальність розробки автоматизованої системи розпізнавання автомобільних номерів обумовлена кількома факторами. По-перше, зростаючий рівень урбанізації і збільшення числа автомобілів на дорогах унеможливають ефективний контроль без застосування автоматизованих засобів. По-друге, з розвитком сучасних інформаційних технологій та алгоритмів машинного навчання з'явилась можливість створення більш точних та швидких систем розпізнавання, здатних працювати в реальному часі на великих обсягах даних. Системи, що базуються на автоматичному розпізнаванні номерних знаків, сприяють не тільки оптимізації робочих процесів, але й підвищують рівень безпеки на дорогах, а також забезпечують зручність для користувачів, особливо у випадку необхідності здійснення паркування або автоматичного збору даних для контролю правопорушень.

Завдання, які постають перед системами автоматичного розпізнавання автомобільних номерів, мають високі вимоги до точності, швидкості роботи та адаптивності до різноманітних умов, таких як різне освітлення, погода або

зміна якості зображення в залежності від швидкості руху автомобіля. Враховуючи ці фактори, важливою складовою цієї роботи є розробка алгоритмів, здатних мінімізувати помилки при розпізнаванні, а також оптимізувати процеси обробки даних в реальному часі. Одним із основних напрямків дослідження є застосування методів машинного навчання та комп'ютерного зору для досягнення максимальної точності в розпізнаванні номерних знаків, враховуючи всі можливі варіації в умовах роботи системи.

Метою кваліфікаційної роботи є розробка автоматизованої системи для ефективного розпізнавання автомобільних номерів за допомогою сучасних методів комп'ютерного зору та машинного навчання.

Для досягнення цієї мети необхідно вирішити кілька важливих завдань, серед яких:

- розробка алгоритму для виявлення автомобільних номерів на зображеннях, враховуючи різноманітні умови їх зйомки;
- вибір та оптимізація методів для розпізнавання символів номерних знаків з високою точністю;
- тестування і налаштування системи для досягнення максимальних показників ефективності та надійності.

Об'єктом дослідження є процес автоматизованого розпізнавання автомобільних номерів, а предметом дослідження – алгоритми та методи, що застосовуються для реалізації цього процесу. У рамках дослідження будуть вивчені сучасні підходи до комп'ютерного зору, а також методи машинного навчання, які використовуються для покращення точності та швидкості розпізнавання.

Методи дослідження включають в себе теоретичний аналіз існуючих підходів до автоматичного розпізнавання номерних знаків, розробку і впровадження алгоритмів для покращення точності та швидкості розпізнавання, а також практичне тестування розробленої системи на реальних зображеннях. Особлива увага буде приділена аналізу алгоритмів

машинного навчання, таких як нейронні мережі та глибоке навчання, які продемонстрували значні результати в галузі комп'ютерного зору, а також застосуванню методів попередньої обробки зображень для поліпшення якості вхідних даних.

Практична значимість роботи полягає в розробці програмного забезпечення, яке може бути використане для автоматичного контролю транспортних засобів на дорогах, а також для створення ефективних систем моніторингу паркування, безпеки дорожнього руху та правопорушень. Розроблена система може бути інтегрована з іншими інформаційними та охоронними системами, що сприятиме підвищенню рівня безпеки та зручності для користувачів. Впровадження таких систем дозволить автоматизувати контроль за паркуванням, зменшити витрати часу на виявлення порушень та підвищити ефективність роботи правоохоронних органів.

Наукова новизна роботи полягає в розробці нових підходів до обробки зображень та розпізнавання номерних знаків, включаючи застосування сучасних методів машинного навчання для досягнення високої точності та ефективності системи. Використання новітніх технологій, таких як глибоке навчання, дозволить значно покращити результати порівняно з традиційними методами. Крім того, запропоновані рішення можуть бути застосовані в широкому спектрі реальних умов, таких як високошвидкісні дороги, складні погодні умови та різні типи номерних знаків.

Кваліфікаційна робота має важливе теоретичне та практичне значення для розвитку технологій автоматизованого розпізнавання номерних знаків, що дозволить зробити процеси контролю за автомобілями більш ефективними та надійними.

Структура кваліфікаційної роботи. Робота складається з трьох розділів, об'єм роботи – 94 сторінки, робота містить 17 рисунків, список використаних джерел має 15 посилань.



## РОЗДІЛ 1. АНАЛІЗ ПРЕДМЕТНОЇ ОБЛАСТІ ТА ПОСТАНОВКА ЗАДАЧІ ДОСЛІДЖЕННЯ

### 1.1 Основні функціональні можливості ANPR-систем

Автоматичне розпізнавання номерних знаків (Automatic Number Plate Recognition, ANPR) є однією з ключових технологій у сучасних системах безпеки, контролю за транспортними потоками, а також у сфері інтелектуальних транспортних систем. Основні функціональні можливості ANPR-систем охоплюють широкий спектр завдань, що включають як технічні аспекти обробки зображень, так і застосування таких систем у різних сферах, від управління дорожнім рухом до забезпечення безпеки та криміналістичних розслідувань [3, 4]. Оскільки технології ANPR постійно розвиваються, розширюються й удосконалюються, вони включають в себе не тільки традиційні функції, але й новітні можливості, що дозволяють ефективно реагувати на вимоги сучасних умов.

На рисунку 1.1 представлено основні функціональні можливості ANPR-систем.

Однією з основних функцій ANPR-систем є безперервне і автоматичне зчитування номерних знаків автомобілів, що рухаються через визначену точку, наприклад, через камери спостереження, розташовані на дорогах або паркувальних майданчиках. Це забезпечує швидку та точну ідентифікацію транспортних засобів, що є необхідним елементом для застосування таких систем у численних галузях, включаючи інфраструктуру транспорту, митний контроль, охорону правопорядку, платіжні системи та багато інших. Система ANPR може працювати в різних умовах освітлення та погоди, а також може бути адаптована до конкретних типів номерних знаків, зокрема тих, що використовуються в різних країнах, оскільки формат номерних знаків може значно відрізнятися залежно від регіону.

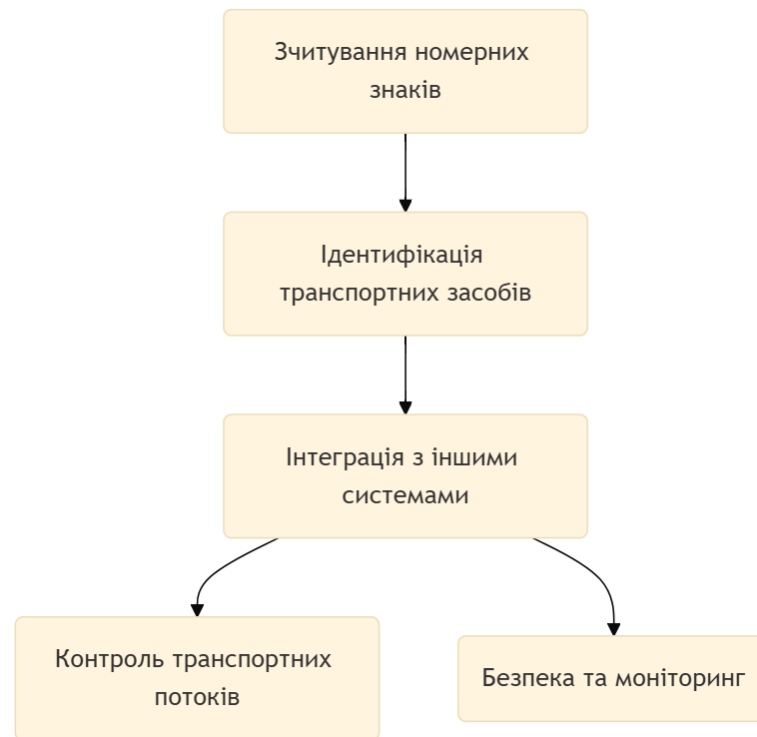


Рисунок 1.1 – Основні функціональні можливості ANPR-систем

Для виконання основного завдання, а саме зчитування номерних знаків, ANPR-системи використовують складні алгоритми обробки зображень, які дозволяють виділяти потрібні елементи на фотографії або відеозапису, такі як номерні знаки, а також розпізнавати на них літери та цифри. Це забезпечує основну функцію – перетворення візуальної інформації у цифрову форму, яка потім може бути використана для інших завдань [2]. У цьому процесі особливу роль відіграють технології комп’ютерного зору та машинного навчання, які дозволяють підвищити точність розпізнавання, а також автоматично адаптувати систему до різних варіацій номерних знаків, від деформацій через погодні умови до забруднень або пошкоджень.

Крім базової функції розпізнавання номерних знаків, сучасні ANPR-системи часто включають в себе функціональність, яка дозволяє інтегрувати отриману інформацію з іншими даними для більш комплексного моніторингу та аналізу транспортних потоків. Це може включати в себе фіксацію часу

проходу транспортного засобу через контрольну точку, його швидкості, а також навіть визначення маршруту або аналіз руху транспортних засобів на основі історичних даних. Подібні функціональні можливості значно підвищують ефективність систем у сфері управління дорожнім рухом, що дозволяє здійснювати моніторинг транспорту в реальному часі, а також виявляти порушення правил дорожнього руху, наприклад, перевищення швидкості, порушення правил паркування або руху в заборонених зонах. Іншою важливою функцією ANPR-систем є можливість інтеграції з іншими системами безпеки та управління. Наприклад, системи розпізнавання номерних знаків можуть бути використані для автоматичної ідентифікації транспортних засобів у зонах, що підлягають контролю, таких як паркінги, митниці, контрольні-пропускні пункти, або території, що знаходяться під охороною. Це дозволяє значно знизити потребу в людському факторі, а також підвищити рівень безпеки, оскільки інформація про транспортні засоби може бути оброблена і проаналізована в реальному часі [2, 4]. Наприклад, при проході через спеціальні контрольні-пропускні пункти, система може автоматично перевірити номерний знак автомобіля з базою даних, що містить інформацію про вкрадені автомобілі або транспортні засоби, що перебувають у розшуку, що дозволяє негайно вжити заходів.

Використовуючи технології ANPR, можна автоматично фіксувати момент входу та виходу транспортного засобу з парковки або іншої платної зони, а також визначати час його перебування. Це дозволяє автоматично здійснювати нарахування плати, що значно спрощує процес для водіїв і зменшує ймовірність помилок або маніпуляцій з оплатою. Такі системи можуть також забезпечувати оперативну інформацію про заповненість парковок або вільні місця, що підвищує ефективність управління парковочними ресурсами [4].

Системи ANPR також є важливими інструментами для поліпшення якості надання послуг в міських і транспортних інфраструктурах, наприклад,

у сфері нагляду за автомобільними потоками, регулювання трафіку, забезпечення інтелектуальних транспортних систем. Вони можуть бути використані для моніторингу швидкості руху транспорту, виявлення заторів, а також для організації контролю за дотриманням правил руху, зокрема виявлення порушень, таких як проїзд на червоний сигнал світлофора або перехід на заборонену смугу. Завдяки здатності до інтеграції з іншими інфраструктурними системами, ANPR-системи можуть бути важливими елементами в комплексних рішеннях для управління міським транспортом та безпекою на дорогах.

З новітніх можливостей, які забезпечують ANPR-системи, слід відзначити здатність до розпізнавання номерних знаків навіть за складних умов освітлення або поганої видимості. Різноманітні алгоритми, що базуються на глибоких нейронних мережах та інших методах штучного інтелекту, дозволяють системам ANPR адаптуватися до умов поганої видимості, сильного затемнення або за умов різкої зміни освітлення, що є важливою умовою для їх використання в реальних ситуаціях на дорогах [1-3, 5]. Окрім цього, можливість аналізу відеозаписів і фотозображень дозволяє здійснювати ефективний моніторинг територій, що використовуються для збору доказів у разі правопорушень. Технології ANPR можуть працювати у тандемі з камерами відеоспостереження, що дозволяє створювати ефективні системи для автоматичного виявлення порушень, що робить ці технології важливими інструментами у правоохоронній діяльності. Такі системи здатні зберігати та архівувати записи про рух транспортних засобів для подальшого використання в кримінальних розслідуваннях або судових процесах.

Таким чином, ANPR-системи представляють собою багатофункціональні інструменти, що поєднують в собі можливості зчитування номерних знаків, автоматизованого контролю за транспортними потоками, інтеграції з іншими інфраструктурними та безпековими системами, а також полегшення виконання завдань у галузі митного контролю, управління

паркуванням та інших аспектів інтелектуальних транспортних систем. Постійний розвиток і вдосконалення технологій розпізнавання номерних знаків дозволяють розширювати спектр функціональних можливостей таких систем, що сприяє ефективному використанню їх у сучасних умовах.

## 1.2 Традиційні методи розпізнавання номерних знаків

Традиційні методи розпізнавання номерних знаків автомобілів, що використовуються в автоматизованих системах контролю за транспортними потоками, є основою багатьох технічних рішень, що забезпечують автоматизацію ідентифікації транспортних засобів [3]. Вони з'явилися ще до розвитку сучасних технологій комп'ютерного зору, штучного інтелекту та машинного навчання, і їх застосування дозволяло здійснювати досить просте, але ефективне розпізнавання номерних знаків. Хоча сьогодні традиційні методи розпізнавання були значною мірою замінені більш сучасними і складними алгоритмами, вони все ще залишаються важливою частиною деяких систем, де витрати на обробку та ресурси є обмеженими, або де не вимагається високий рівень точності [5, 6]. Історія розвитку та принципи роботи традиційних методів розпізнавання номерних знаків тісно пов'язані з етапами розвитку техніки та інженерії, що мали місце до виникнення технологій штучного інтелекту. Одним із перших етапів застосування традиційних методів для розпізнавання номерних знаків було використання простих оптичних систем, які забезпечували детекцію і зчитування номерних знаків за допомогою механічних або електронних пристроїв. Системи такого типу почали з'являтися в середині ХХ століття, коли з'явилася необхідність у автоматичному контролі за рухом транспорту на в'їздах та виїздах з певних об'єктів. Однією з перших технологій, яка використовувалась для цього, були механічні пристрої для аналізу візуальної інформації, які забезпечували зчитування номерних знаків за допомогою простих оптичних елементів, таких

як лінзи та дзеркала. Однак ці пристрої мали низьку точність і могли працювати лише за певних умов, таких як чітка видимість номерних знаків та стабільне освітлення [7]. Перші системи не були здатні адаптуватися до змінних умов, таких як погіршена видимість через погодні умови чи забрудненість номерних знаків.

На наступному етапі розробки традиційних методів з'явилися оптичні системи, які використовували механізми для автоматичного фокусування на номерному знаку. Вони базувались на використанні камер, здатних фіксувати зображення номерних знаків, а також спеціальних алгоритмів, які намагалися вирізнити сам номерний знак на фоні іншої інформації, що була на зображенні. Це дозволяло автоматизувати процес ідентифікації транспортних засобів, але навіть на цьому етапі система була досить чутливою до змінних умов, таких як перекриття номерного знаку іншим об'єктом або зміна освітлення. Для таких традиційних методів було характерно використання простих алгоритмів для виділення номерного знаку з загальної картини (рис. 1.2). Після виявлення номерного знаку система використовувала алгоритми для його сегментації, тобто розділення на окремі символи.

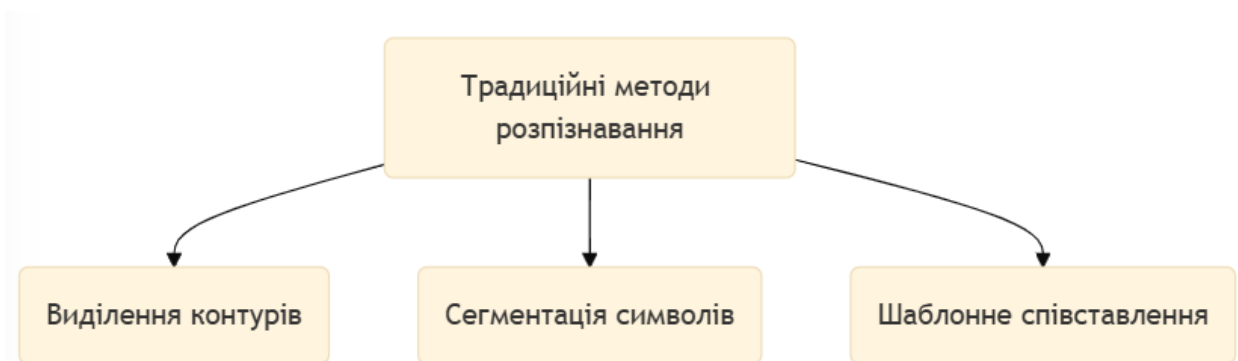


Рисунок 1.2 – Традиційні методи розпізнавання

Традиційні системи розпізнавання номерних знаків застосовували різні методи для сегментації символів, один з яких базувався на контрастності між буквами і фоном. Існували також методи, засновані на пошуку контурів

номерного знаку за допомогою простих геометричних форм, таких як прямокутники або інші фігури, що могли б окреслити номерний знак на зображенні [6, 7]. Такі підходи часто включали етапи передобробки зображення, що полягали в покращенні контрастності, застосуванні фільтрів для зменшення шуму та інших перетвореннях, які дозволяли покращити якість зображення і спростити подальшу обробку. Хоча ці методи були відносно простими і потребували менших обчислювальних ресурсів порівняно з сучасними підходами, їх точність та надійність були обмеженими.

Після сегментації номери знаків, традиційні системи використовували шаблонне порівняння для розпізнавання символів. Цей метод був один із найбільш поширених на етапі розвитку ранніх технологій розпізнавання. Він полягав у порівнянні кожного символу на зображенні з наборами заздалегідь визначених шаблонів, що відображали можливі варіанти символів номерних знаків [7, 8]. Цей підхід був досить обмежений, оскільки він вимагав створення великої кількості шаблонів для кожної можливої варіації символів, а також був чутливий до спотворень і деформацій номерних знаків, що ускладнювало точність розпізнавання. Порівняння за шаблонами добре працювало в умовах, коли номери були чіткими і добре освітленими, але не давало позитивних результатів, коли номерні знаки були брудними, зношеними або пошкодженими.

Іншим важливим підходом у традиційних методах був аналіз структури зображення за допомогою статистичних методів. Такі підходи застосовували математичні методи для оцінки розподілу пікселів на зображенні, що дозволяло виділяти певні характеристики номерних знаків, такі як розмір символів або їхнє розташування. Це дозволяло більш точно ідентифікувати номерні знаки, однак ці методи також мали свої обмеження. Статистичні методи вимагали великої кількості обчислень, і не завжди могли забезпечити необхідну точність у складних умовах, коли зображення було забруднене або погано освітлене.

З розвитком технологій розпізнавання зображень традиційні методи почали використовувати більш складні техніки для покращення результатів. Одним із таких підходів був аналіз фігур за допомогою методів геометричної трансформації, таких як методи найменших квадратів для оцінки розташування символів номерного знаку [8, 9]. Це дозволяло зменшити вплив спотворень на точність розпізнавання, оскільки система могла враховувати можливі зміщення або нахили символів на номерному знаку. Однак навіть у цьому випадку точність систем залишалася обмеженою через складність алгоритмів та необхідність ручного налаштування параметрів для кожної конкретної ситуації.

Важливим етапом у розвитку традиційних методів було застосування штучних нейронних мереж для розпізнавання символів номерних знаків. Цей підхід дозволяв значно поліпшити результати, оскільки нейронні мережі здатні навчатися на великій кількості прикладів і адаптуватися до різних умов освітлення, забруднення та деформацій. Однак навіть з використанням нейронних мереж традиційні методи залишалися більш обмеженими, ніж сучасні підходи на основі глибоких нейронних мереж, які здатні до автоматичного навчання та оптимізації без необхідності попереднього налаштування великої кількості параметрів.

Підсумовуючи, традиційні методи розпізнавання номерних знаків мають свою історію і місце в еволюції технологій комп'ютерного зору, і хоча їх точність і ефективність поступово знижувались на фоні розвитку більш складних і сучасних методів, вони залишаються важливими в умовах, де ресурси для обробки є обмеженими або де висока точність не є першочерговим вимогою. Вони стали основою для подальших досліджень і розробок у сфері розпізнавання зображень та створення інтелектуальних систем, що поєднують різноманітні методи та технології для досягнення високої точності в умовах реального світу.



### 1.3 Сучасні підходи до розпізнавання на основі комп'ютерного зору та глибокого навчання

Сучасні підходи до розпізнавання номерних знаків, що базуються на комп'ютерному зорі та глибокому навчанні, стали основою розвитку інтелектуальних систем і здобули популярність завдяки своїй здатності ефективно працювати з великою кількістю даних, обробляти складні зображення та адаптуватися до змінних умов навколишнього середовища. З моменту свого появи, технології глибокого навчання, зокрема глибокі нейронні мережі, революціонізували підходи до розпізнавання образів, зокрема номерних знаків [9, 10]. Системи на основі цих технологій (рис. 1.3) забезпечують значно вищу точність розпізнавання, порівняно з традиційними методами, здатні працювати в умовах низької якості зображень, різних погодних умов, забруднення та навіть у випадках, коли номерні знаки частково приховані чи зношені. Завдяки можливості глибоких нейронних мереж навчатися на великих обсягах даних, ці системи здатні враховувати складні закономірності та властивості зображень, що традиційно було важко здійснити за допомогою класичних методів обробки зображень.

Комп'ютерний зір, як основа цих сучасних підходів, базується на принципах обробки візуальної інформації, що дозволяють комп'ютерам і системам автоматично витягувати корисні дані з зображень чи відео. Системи комп'ютерного зору здатні виконувати цілий спектр завдань, від простих операцій, таких як детекція контурів чи фільтрація шумів, до складних завдань, пов'язаних із класифікацією об'єктів, сегментацією зображень, розпізнаванням текстів або, в контексті цього дослідження, номерних знаків. Одним із основних підходів до обробки зображень є використання нейронних мереж, які здатні до самоорганізації, тобто самостійно виявляти закономірності в даних без необхідності явного програмування кожної окремої умови чи алгоритму [10]. Зокрема, у випадку розпізнавання номерних

знаків, сучасні системи використовують нейронні мережі для виконання таких завдань, як виявлення номерних знаків на зображенні, їх сегментація, а також для класифікації окремих символів, що складають номер.

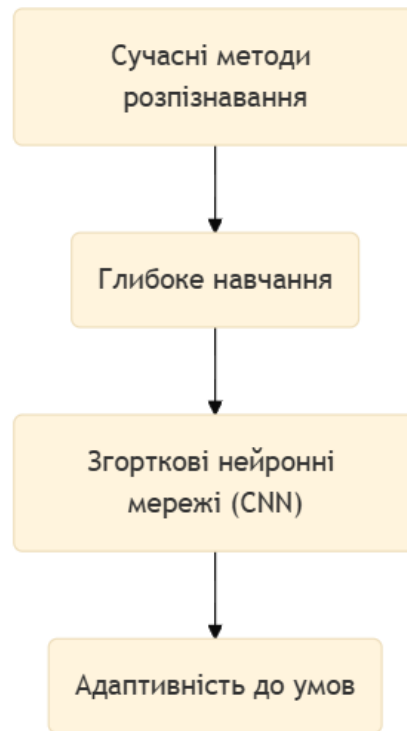


Рисунок 1.3 – Сучасні методи розпізнавання

Процес розпізнавання номерних знаків за допомогою глибоких нейронних мереж зазвичай складається з кількох етапів, включаючи передобробку зображення, детекцію об'єкта, сегментацію зображення, розпізнавання символів і, зрештою, інтерпретацію результатів. Передобробка зображення, яка є важливим етапом в системах комп'ютерного зору, включає зменшення шуму, покращення контрасту, вирівнювання освітлення та інші операції, що дозволяють отримати більш чітке зображення для подальшої обробки. Оскільки умови навколишнього середовища можуть значно варіюватися – від нічного часу до погано освітлених або забруднених номерних знаків – завдання передобробки полягає в тому, щоб зберегти ключову інформацію при зменшенні шумів та спотворень [11].

Далі слідує етап детекції номерного знаку, що полягає в локалізації та виділенні зображення номерного знаку серед інших елементів, таких як фонові об'єкти чи інші деталі. Важливість цього етапу полягає в тому, що правильно виявлений номерний знак є основою для подальших етапів розпізнавання. Для досягнення високої точності детекції використовуються методи, засновані на глибоких нейронних мережах, зокрема на згорткових нейронних мережах (CNN), які є найбільш популярними для задач комп'ютерного зору. CNN здатні виявляти характерні ознаки на різних рівнях абстракції, зокрема контури, текстури, кольори, форми, що дозволяє мережі ефективно знаходити номерні знаки в умовах різних перекручувань або змін у навколишньому середовищі.

Сегментація номерного знаку – це наступний етап, який передбачає розбиття зображення на окремі елементи. У випадку розпізнавання номерних знаків, сегментація включає виділення окремих символів номерного знаку для подальшого аналізу. На цьому етапі нейронні мережі здатні відокремлювати цифри та літери від фону та інших елементів зображення. Для цього використовуються методи, які дозволяють точно ідентифікувати контури кожного символу, навіть якщо номерний знак частково покритий брудом або є деформованим.

Після того, як номерний знак і його символи були відокремлені, настає етап розпізнавання символів, що полягає в ідентифікації цифр і літер, які складають номер [10-12]. Цей етап є одним з найважливіших і відповідальних, оскільки точність розпізнавання безпосередньо залежить від ефективності використаних алгоритмів. У сучасних системах глибокого навчання для цієї мети використовуються вже навчені на великих базах даних нейронні мережі, зокрема згорткові мережі, які демонструють надзвичайну точність у розпізнаванні навіть у складних умовах. Завдяки великим наборам тренувальних даних нейронні мережі можуть вивчати різні варіації символів,

їх деформації, зміни в розмірі, нахилі та інших характеристиках, що значно підвищує точність і надійність розпізнавання.

Останнім етапом є інтерпретація результатів, тобто перевірка та оцінка зчитаних номерів, а також інтеграція отриманих даних у відповідні інформаційні системи, наприклад, для контролю за рухом транспорту або для реєстрації транспортних засобів. На цьому етапі також можуть використовуватися додаткові алгоритми для верифікації номерів через зовнішні бази даних або для порівняння отриманих результатів з попередніми запитами. Ключовою особливістю сучасних підходів до розпізнавання номерних знаків є використання трансферного навчання, коли модель, навчену на одному наборі даних, застосовують для вирішення схожих завдань, зокрема для розпізнавання номерних знаків в інших країнах чи регіонах, де можуть використовуватись інші шрифти або формати номерів [11, 12]. Це дозволяє значно скоротити час, необхідний для навчання моделі, та підвищити ефективність її застосування в різних умовах.

Важливою складовою цих сучасних систем є здатність адаптуватися до нових умов і змінюватися в процесі експлуатації. Завдяки можливості постійного навчання та оновлення моделей, ці системи можуть підвищувати свою точність з часом, враховуючи нові варіації номерних знаків, зміни в умовах освітлення чи навіть в умовах пошкоджень номерних знаків.

Завдяки використанню таких передових технологій, як глибоке навчання та комп'ютерний зір, сучасні системи розпізнавання номерних знаків значно випереджають традиційні методи як за швидкістю, так і за точністю, дозволяючи розв'язувати складні завдання автоматизації, контролю та безпеки на значно більш високому рівні. Їхня здатність працювати в реальному часі, інтегруватися з іншими технологіями та пристроями, а також адаптуватися до змінних умов забезпечує широке застосування таких систем у різних сферах, включаючи дорожній рух, безпеку, митний контроль, комерційні рішення та багато інших.

## 1.4 Алгоритми попередньої обробки зображень для покращення якості розпізнавання

Алгоритми попередньої обробки зображень є важливою складовою частиною систем розпізнавання номерних знаків, оскільки вони значно підвищують якість і точність результатів, зменшуючи вплив шуму, спотворень, змін освітлення та інших факторів, які можуть впливати на ефективність роботи системи. Попередня обробка зображень передуює основним етапам розпізнавання, таким як детекція номерних знаків, сегментація символів та безпосереднє розпізнавання самих символів. Без належної попередньої обробки навіть найсучасніші алгоритми не зможуть забезпечити високий рівень точності, оскільки неповні або спотворені дані часто ускладнюють процес розпізнавання [13]. У результаті завдання, що здаються простими при ідеальних умовах, можуть стати надзвичайно складними. Саме тому роль алгоритмів попередньої обробки зображень є не лише технічно важливою, а й критичною для забезпечення надійності та ефективності всієї системи розпізнавання.

Перш за все, попередня обробка зображень включає низку операцій, спрямованих на покращення якості зображень, таких як зменшення шуму, покращення контрасту, вирівнювання освітлення, підвищення чіткості, а також нормалізацію розмірів зображень для подальшої обробки в системах машинного навчання. Всі ці операції допомагають зберегти корисну інформацію і підготувати зображення до подальшої обробки, що в результаті сприяє точнішому й ефективнішому розпізнаванню.

Однією з основних проблем, з якими стикаються системи автоматичного розпізнавання номерних знаків, є шум на зображенні. Шум може виникати через різні фактори: неідеальні умови освітлення, погодні умови, такі як дощ або туман, забруднення об'єктиву камери, а також через обмеження технічних характеристик самих камер [12, 13]. Шум на зображеннях може проявлятися у

вигляді випадкових пікселів або непотрібних деталей, що спотворюють загальну картину. Тому одним із завдань попередньої обробки є використання алгоритмів фільтрації, спрямованих на усунення цього шуму. Для цього застосовуються різноманітні методи, серед яких найбільш поширеними є середні фільтри, медіанний фільтр та фільтри Гауса. Середні фільтри працюють за принципом заміни кожного пікселя в зображенні на середнє значення пікселів у його околиці, що дозволяє усунути випадкові варіації та зменшити рівень шуму. Медіанний фільтр є ще одним ефективним методом, який замінює піксель на медіану сусідніх пікселів, що дозволяє ефективно усувати імпульсні шуми, не розмиваючи зображення занадто сильно. Фільтри Гауса, з іншого боку, використовуються для розмивання зображення, що дозволяє згладити дрібні деталі, зменшити високочастотний шум і підготувати зображення до подальших етапів обробки.

Окрім шуму, на точність розпізнавання може впливати і освітлення. Існує безліч варіантів, коли зображення можуть бути занадто темними чи світлими, через що контраст між символами номерного знаку і фоном зменшується, що ускладнює виділення корисної інформації. Для вирішення цієї проблеми в алгоритмах попередньої обробки зазвичай застосовуються методи вирівнювання освітлення та контрасту [13, 14]. Одна з таких методик – це гистограмне вирівнювання, яке дозволяє розподілити пікселі зображення таким чином, щоб їх інтенсивність була рівномірно розподілена по всьому зображенню, що підвищує контраст. Іншим підходом є адаптивне вирівнювання, яке враховує локальні характеристики зображення та дозволяє покращити його контраст без значних змін у яскравості на великій площі зображення. Це особливо корисно, коли певні ділянки зображення мають низьку контрастність через різні умови освітлення.

Враховуючи різноманітність шрифтів, що використовуються для номерних знаків у різних країнах, та варіативність їх розмірів і деформацій, важливим етапом попередньої обробки є нормалізація зображення, тобто

приведення його до єдиного розміру та формату, що полегшує подальшу обробку та аналіз. Нормалізація дозволяє забезпечити однакову орієнтацію номерного знаку на зображенні, що, в свою чергу, дозволяє покращити точність розпізнавання. Для цього можуть використовуватися методи геометричної трансформації, зокрема масштабування, обертання та вирівнювання зображень, що дозволяють отримати зображення номерного знаку в стандартному розмірі з чіткими пропорціями [13, 14].

Також важливим етапом є сегментація зображення, що полягає в ізоляції номерного знаку від фону. Для цього застосовуються алгоритми, які дозволяють виявити прямокутні або інші геометричні форми, що відповідають розмірам і формі номерних знаків, після чого система може виділити тільки ту частину зображення, де розташований номерний знак, і видалити інші незначущі частини зображення. Сегментація допомагає значно зменшити обсяг оброблюваних даних і забезпечує кращу фокусованість на важливій частині зображення.

Після цих етапів зображення може бути підготовлене до розпізнавання символів, однак, навіть після базової обробки, можуть залишатися деякі виклики, які потребують додаткових коригувань. Наприклад, якщо номерний знак містить деформації, забруднення або інші недоліки, то система повинна мати змогу адаптуватися до таких змін. Для цього застосовуються методи, які можуть допомогти виявити коректні символи навіть в умовах деформацій. Одним з таких підходів є використання технології штучних нейронних мереж, зокрема згорткових нейронних мереж (CNN), що дозволяють нейронним мережам вчитися на різноманітних варіантах номерних знаків і виявляти закономірності, які допомагають точно ідентифікувати символи в умовах складних зображень.

Додатково до цього важливу роль у покращенні якості розпізнавання відіграє інтеграція алгоритмів попередньої обробки з іншими сучасними методами, такими як глибоке навчання і трансферне навчання. Це дозволяє

системам адаптуватися до нових умов і постійно вдосконалювати свої результати, що є важливим у застосуваннях, де умови можуть часто змінюватися, наприклад, при роботі в реальному часі з численними транспортними засобами.

Отже, алгоритми попередньої обробки зображень є ключовим елементом в забезпеченні ефективності систем розпізнавання номерних знаків. Вони дозволяють підготувати зображення до подальшого аналізу, усуваючи або мінімізуючи вплив зовнішніх факторів, таких як шум, деформації, спотворення та змінене освітлення. Ретельно продумані алгоритми попередньої обробки зображень дозволяють досягти високої точності і надійності системи, забезпечуючи її ефективне використання у складних і різноманітних умовах.

### 1.5 Аналіз літератури

Стаття [1] розглядає технологію автоматичного виявлення ліцензійних номерних знаків на основі обробки цифрових зображень. Вона описує різні операції в системі, такі як зображення, визначення розташування цифрових клавіш, обрізання алфавітно-цифрових символів та оптичне розпізнавання символів (OCR). Метою системи є розробка ефективних методів обробки зображень для розпізнавання ліцензійних номерів, використовуючи алгоритм K-NN та програмування на мові Python. Така технологія може бути застосована в різних сферах, зокрема в системах безпеки, контролі швидкості на дорогах, порушеннях правил освітлення, обробці документів та автоматичних платіжних системах. Автоматичне розпізнавання номерних знаків транспорту є інтегрованою технологією, яка застосовується в складних системах безпеки, у громадських місцях, на парковках та для контролю за міським рухом. Однак ця технологія має деякі недоліки, зокрема через впливи, як-от освітлення та швидкість руху. У статті також представлено



альтернативний підхід, який використовує безкоштовне програмне забезпечення для впровадження системи розпізнавання номерних знаків, зокрема Python і OpenCV.

Стаття [2] описує проект, що зосереджений на розробці програмного забезпечення для розпізнавання номерних знаків автомобілів, яке має бути корисним для ідентифікації транспортних засобів, а також для послуг парковки та електронних штрафів. Метод розпізнавання номерних знаків базується на різних підходах, що залежать від якості зображення, умов освітлення, місця розташування транспортного засобу, а також різних типів номерних знаків у різних країнах і штатах. Розпізнавання повинно бути здатне ефективно працювати з різними розмірами номерних знаків і кількістю символів на зображенні. Система, запропонована в статті, складається з двох етапів: на першому етапі здійснюється виявлення номерного знаку на зображенні, а на другому – сегментування цього знаку для подальшого розпізнавання його символів і цифр.

У статті [3] представлено систему автоматичного розпізнавання номерних знаків, яка працює в реальному часі і є обчислювально менш вимогливою завдяки усуненню етапу налаштування регіону інтересу (ROI), що дозволяє зберегти ефективність розпізнавання. Традиційні системи розпізнавання номерних знаків мають два основні недоліки: по-перше, для коректного розпізнавання необхідна чітка видимість номерного знака, а по-друге, обробка даних із реальних умов є обчислювально важкою через необхідність налаштування ROI. Щоб подолати ці проблеми, в цій системі локалізація номерного знаку проводиться безпосередньо на всьому зображенні, враховуючи також можливість виявлення номерних знаків низької якості. Метою є розпізнавання номерних знаків автомобілів, що рухаються на високих швидкостях, а також стоячих транспортних засобів, з використанням вбудованого комп'ютерного модуля NVIDIA Jetson TX2.

Стаття [4] описує розробку енергоефективної системи автоматичного розпізнавання номерних знаків (ALPR), що працює на вбудованому мікроконтролері на базі RISC-V, Kendryte K210. Система має двоступеневу архітектуру, засновану на глибинному навчанні, яка включає моделі YOLOv2 та LPRNet для виявлення та розпізнавання номерних знаків. Модель YOLOv2 досягає високої точності на етапі виявлення номерних знаків, а модель LPRNet здійснює розпізнавання символів на виявлених знаках. Такий підхід ідеально підходить для портативних і вбудованих систем з низьким споживанням енергії. Для навчання моделей використовувались відкриті датасети, що покращують здатність моделей адаптуватися до різних умов. Результати показують високу точність на етапах виявлення та розпізнавання номерних знаків, хоча велика затримка на етапі розпізнавання вказує на необхідність оптимізації для реального часу. У майбутньому планується застосування методів оптимізації та квантування в глибинному навчанні для підвищення швидкості та ефективності, а також дослідження застосовності різних моделей розпізнавання тексту для вирішення проблеми розпізнавання номерних знаків в вбудованих системах.

Стаття [5] досліджує використання сучасних алгоритмів машинного та глибокого навчання для розпізнавання китайських номерних знаків, зокрема на основі згорткових нейронних мереж (CNN), довгих короткочасних пам'ятей (LSTM) та алгоритму найближчих сусідів (KNN). Порівнюючи ефективність цих моделей на китайському наборі даних для паркування міст CCPD, було виявлено, що модель згорткової рекурентної нейронної мережі (CRNN) з точністю 95% є найточнішою і показує кращі результати порівняно з іншими моделями для виявлення номерних знаків.

У статті [6] розглядається проблема розпізнавання номерних знаків на складних фонах та при їх нахилі, з якою не справляються існуючі методи. Запропоновано мережу для виправлення спотворень, засновану на глибокому навчанні, яка складається з трьох частин: мережі для виправлення спотворень,

резидуального модуля та послідовного модуля, які відповідають за виправлення спотворень номерного знаку, видобуток ознак зображення та розпізнавання символів номерного знаку. У експериментальній частині статті вивчалися впливи складних фонових умов, таких як світло, дощ і сніг, а також нахил і спотворення номерних знаків на точність їх розпізнавання. Для експериментів використовувався набір даних CCPD від Китайської академії наук, що містить різноманітні дані про номерні знаки в природних умовах. Результати показали, що запропонований алгоритм значно покращує точність розпізнавання, досягаючи в середньому на 7,7% кращих результатів у складних умовах набору даних CCPD порівняно з існуючими алгоритмами.

Стаття [7] представляє просту, але ефективну архітектуру для автоматичного виявлення та розпізнавання номерних знаків автомобілів, яка має важливі застосування, зокрема для ідентифікації порушень правил дорожнього руху та обмеження доступу до охоронюваних територій. Запропонована архітектура складається з трьох основних етапів:

- 1) виявлення номерного знаку;
- 2) сегментація номерного знаку, на якій кожен символ знаку розділяється на окремі цифри та літери;
- 3) розпізнавання символів, де для ідентифікації сегментованих цифр використовується класифікатор на основі згорткової нейронної мережі (CNN).

Стаття [8] описує процес автоматичного розпізнавання номерних знаків (ALPR), що дозволяє ідентифікувати номерні знаки зображень, зроблених на зупинках світлофорів або на парковках. Отриману інформацію можна використовувати для контролю на зупинках сигналів, розрахунків на парковках чи платних станціях, а також для перевірки реєстрації транспортних засобів в адміністративних та правових системах. ALPR також застосовується в системах безпеки. Ця технологія може працювати з різними типами зображень, зокрема кольоровими та чорно-білими, проте її ефективність сильно залежить від якості зображення, що створює певні виклики для

реальних умов. ALPR повинна бути здатною швидко обробляти зображення в будь-яких умовах, як вдень, так і вночі, в сонячну чи дощову погоду. Запропонована методика складається з трьох основних етапів: виявлення номерного знаку, сегментація символів і створення текстових блоків. Номерні знаки можуть бути нечіткими через бруд чи подряпини, що ускладнює роботу системи. Система ALPR сьогодні активно використовується різними правоохоронними та державними органами для збору та зберігання інформації про транспортні засоби та для контролю за їх рухом, ставши важливим інструментом для органів правопорядку.

Стаття [9] описує автоматизовану систему виявлення номерних знаків, яка використовує методи обробки зображень і комп'ютерного зору для розпізнавання і визначення номерних знаків на транспортних засобах. Автоматичне виявлення номерних знаків є важливою галуззю досліджень в комп'ютерному зорі з широким спектром застосувань у промисловості, що має потенціал для підвищення продуктивності та точності в багатьох галузях. Процес включає використання камери для зйомки номерного знаку транспортного засобу, обробку зображення для виявлення знаку і витягування символів з нього. У статті представлено реалізацію алгоритму YOLOv7x для виявлення номерних знаків на транспортних засобах, а також застосування EasyOCR для розпізнавання тексту на виявленому номерному знаку. Модель була навчена на спеціалізованому наборі даних, що містить лише номерні знаки індійських транспортних засобів. Запропонована система досягає високої точності 99% і перевершує старі методи, такі як YOLOv3, darknet і CNN.

У статті [10] запропоновано систему автоматичного розпізнавання номерних знаків (ALPR) для застосувань у неуправлінному паркінгу, зокрема на вбудованих пристроях, таких як Raspberry Pi 3. Основна мета – розробити систему, яка складається з двох основних етапів: (I) визначення місця розташування номерного знаку та (II) оптичне розпізнавання символів (OCR). З огляду на нещодавній розвиток і успіх методів глибокого навчання, зокрема

згорткових нейронних мереж (CNN), у нашій системі використовується архітектура Single Shot Detection (SSD) разом з екстрактором ознак MobileNet для виявлення номерного знаку на зображенні, отриманому з камери, а також мережа LPRNet для OCR. Запропонований метод є надійним, точним, обчислювально не вимогливим і здатним працювати в реальному часі. Система досягає точності 79,86% на нашому наборі даних і успішно працює в реальному часі на Raspberry Pi 3. Для навчання мережі OCR були згенеровані та використані 130 тисяч синтетичних зображень номерних знаків. Також було створено набір даних, що містить 1500 зображень, зроблених за різних умов зйомки, таких як зум, освітлення та кут огляду.

Стаття [11] досліджує автоматичне розпізнавання номерних знаків (ALPR) за допомогою різних бібліотек Python, що дозволяє визначати інформацію на зображеннях та відео. Вона пропонує новий метод обробки зображень для розпізнавання індійських номерних знаків на відео. Окремо обговорюється необхідність цієї системи в Індії та важливість високої якості зображень для ефективного виявлення номерних знаків. Також розглядаються перспективи розвитку, що допоможуть удосконалити поточну модель, зберігаючи при цьому безпеку та конфіденційність даних. Система ALPR використовує алгоритм локальних бінарних патернів (LBP) для виявлення номерних знаків, після чого вони розпізнаються за допомогою HTTP-сервера та черги beanstalkd, що завершує реалізацію програмного забезпечення. Система може бути інтегрована з базами даних VAHAN і SARTHІ для швидкого отримання інформації про власників транспортних засобів та іншої необхідної інформації.

Стаття [12] розглядає розпізнавання номерних знаків, яке реалізується за допомогою обробки зображень, розпізнавання патернів, машинного зору та інших новітніх технологій. Застосування системи розпізнавання номерних знаків має важливе значення для зручності повсякденного життя людей. Спочатку обговорюються труднощі, з якими стикаються існуючі системи

розпізнавання номерних знаків, після чого розробляється система розпізнавання номерних знаків на основі OpenCV, з детальним описом ключових технологій процесу розпізнавання. Проведені експерименти підтверджують, що система розпізнавання номерних знаків на базі OpenCV має високу точність розпізнавання та швидкість відгуку, що робить її доцільним і життєздатним варіантом.

Стаття [13] презентує автоматизовану систему розпізнавання номерних знаків, яка може виявляти та розпізнавати бенгальські номерні знаки з зображень транспортних засобів. У Бангладеш обов'язковою є наявність номерних знаків стандарту Бангладешської дорожньої транспортної адміністрації (BRTA) на передній та задній частинах транспортного засобу. Для цього було створено базу даних з такими транспортними засобами. Першим етапом системи є виявлення номерних знаків на вхідному зображенні, для чого використовується модель згорткової нейронної мережі (CNN). Після цього виявлене зображення номерного знаку передається як новий вхід для другого етапу, де за допомогою подібної CNN-моделі відбувається сегментація та розпізнавання номерів знаків. Модель була протестована на 200 зображеннях і досягла точності 99,5%. Для забезпечення швидкості роботи модель була протестована на GPU Nvidia Tesla K80 в Google Colaboratory і досягла швидкості 9 кадрів на секунду при виявленні та розпізнаванні номерних знаків у відео.

Стаття [14] описує традиційні технології розпізнавання номерних знаків, які здебільшого використовують методи обробки зображень для виявлення характеристик номерного знаку, його обрізання та розпізнавання символів. Однак ці методи потребують змін через різні умови та середовища. В останні роки багато досліджень застосовують алгоритми глибокого навчання для розпізнавання номерних знаків та символів, але хоча такі системи досягають високої точності, швидкість обчислень досі не відповідає вимогам реального часу. Це дослідження пропонує систему розпізнавання номерних знаків у

реальному часі на основі YOLOv3, яка використовує модель глибокого навчання для виявлення номерних знаків, ідентифікації смуг і відстеження траєкторії транспортних засобів. У роботі створена веб-платформа для демонстрації результатів розпізнавання номерних знаків та траєкторій, а також для потокового відео з доріг на кампусі. На цій платформі номерні знаки рухомих транспортних засобів можуть бути ідентифіковані в реальному часі, і користувач може інтуїтивно шукати та відстежувати конкретні транспортні засоби. У експерименті система досягає середньої точності 84,3% у реальному часі при розпізнаванні номерних знаків і 100% точності при ідентифікації смуг. Система може обробляти 40 кадрів на секунду, що відповідає вимогам реального часу. У майбутньому система може бути інтегрована з системами контролю доступу в кампусах або громадах для підвищення ефективності управління рухом.

Стаття [15] описує автоматичну систему розпізнавання номерних знаків (ALPR), яка широко використовується для управління дорожнім рухом, правозастосування та забезпечення безпеки. Попередні методи ALPR досягли вражаючих результатів при розпізнаванні номерних знаків одного типу, але розпізнавання номерних знаків різних типів залишається складним завданням через різноманітність шрифтів і розташування символів. У цьому дослідженні пропонується ефективна система ALPR, заснована на детекторі об'єктів YOLO-V8 і методі оптичного розпізнавання символів (OCR) для зчитування змісту номерного знаку. Оскільки OCR іноді неправильно інтерпретує деякі англійські літери як арабські цифри та деякі арабські цифри як англійські літери через їх візуальну схожість, в статті запропоновано покращення OCR шляхом додавання етапу перевірки індексу символів (CCI), що дозволяє тонко налаштувати результати розпізнавання. Пропонована система ALPR на основі YOLO-V8 була оцінена за допомогою реальних датасетів іракських номерних знаків, досягнувши точності і відгуку 100% і 99,8% відповідно, з значеннями кривої mAP довіри 99,5%.

## 1.6 Висновки до першого розділу

Розвиток технологій автоматичного розпізнавання номерних знаків має значний вплив на численні сфери сучасного життя, починаючи від забезпечення безпеки на дорогах і закінчуючи автоматизацією комерційних процесів. Розглянуті в рамках цієї роботи аспекти функціонування ANPR-систем, зокрема, методи попередньої обробки зображень, алгоритми розпізнавання номерних знаків, сучасні підходи, які використовують комп'ютерний зір і глибоке навчання, дозволяють зробити низку важливих висновків, що підкреслюють не тільки досягнення в даній галузі, але й шляхи для подальшого вдосконалення цих систем у майбутньому.

Одним із основних досягнень є те, що сучасні методи розпізнавання номерних знаків, зокрема ті, що базуються на технологіях комп'ютерного зору і глибокого навчання, забезпечують набагато вищу точність і надійність порівняно з традиційними підходами. Використання згорткових нейронних мереж (CNN) в поєднанні з потужними алгоритмами попередньої обробки зображень дозволяє ефективно працювати навіть у складних умовах, таких як погана видимість, низька якість зображень або наявність перешкод. Завдяки здатності систем до адаптації та самооптимізації через навчання на великих наборах даних, а також через інтеграцію з іншими системами, ANPR-системи здатні покращувати свою точність з часом. Це є важливою рисою, яка значно розширює можливості їх використання в реальних умовах, де параметри можуть змінюватися, наприклад, при зміні освітлення, погодних умов або технічних характеристик транспортних засобів.

Одним із найважливіших аспектів є ефективність попередньої обробки зображень, що значно впливає на кінцевий результат розпізнавання. Операції, такі як фільтрація шумів, вирівнювання освітлення, покращення контрасту, сегментація зображень, нормалізація розмірів і форматів, забезпечують значне підвищення якості зображень, що дозволяє значно знизити помилки в



розпізнаванні. Особливо важливими є методи, спрямовані на зменшення шуму, що може виникати через різноманітні фактори, зокрема несприятливі погодні умови або технічні обмеження камер. Завдяки використанню таких фільтрів, як середні, медіанні чи Гаусові фільтри, вдалося досягти суттєвих поліпшень у зменшенні шуми, що допомагає забезпечити більшу точність на етапі подальшої обробки. Крім того, покращення контрасту і освітлення, за допомогою методів гистограмного вирівнювання або адаптивного контрасту, дозволяє зробити номерні знаки більш чіткими, зменшуючи вплив зовнішніх факторів.

Однак, попри всі досягнення, існують і певні виклики, що виникають під час роботи ANPR-систем, особливо в умовах погано освітлених або забруднених номерних знаків, а також при наявності сильних деформацій або часткових пошкоджень. Зокрема, складнощі можуть виникати в умовах сильного дощу, туману, снігу або навіть вночі, коли освітлення є недостатнім. В таких випадках системи повинні враховувати різноманітні варіації в зовнішніх умовах, що вимагає додаткових удосконалень в алгоритмах, здатних автоматично адаптуватися до нових ситуацій. Для вирішення цих завдань можуть бути використані додаткові технології, такі як активне навчання, трансферне навчання, або розвиток систем, що здатні самостійно оновлювати свої моделі для покращення точності в реальних умовах.

Сучасні методи глибокого навчання, особливо згорткові нейронні мережі, вже забезпечили значний прорив у розпізнаванні номерних знаків, здатних ефективно працювати в реальному часі з великими обсягами даних. Системи, що використовують глибоке навчання, мають високу адаптивність і здатність до самооптимізації, оскільки вони можуть самостійно навчатися на великих базах даних і покращувати точність на основі нових прикладів. Однак необхідно зазначити, що для досягнення високої ефективності системи повинні мати доступ до якісних і великомасштабних наборів даних, оскільки саме ці дані дозволяють тренувати нейронні мережі та виявляти

закономірності, які можуть бути неочевидними для традиційних методів розпізнавання.

Продовження розвитку таких технологій може призвести до значного вдосконалення можливостей автоматичних систем розпізнавання номерних знаків, що дозволить використовувати їх не тільки для традиційних задач, таких як контроль за рухом транспорту або забезпечення безпеки, а й для нових напрямків, зокрема для автоматизації митних процедур, підвищення ефективності паркування або моніторингу доступу до різних об'єктів. Завдяки інтеграції таких систем у великий спектр інфраструктурних рішень, включаючи системи смарт-міст, можливості для безпеки та зручності користувачів можуть значно розширитися. При цьому важливою є здатність ANPR-систем працювати не тільки з різними форматами номерних знаків, а й з адаптацією до змінних умов навколишнього середовища, таких як зміна погодних умов, технічних характеристик камер, а також пристосування до нових стандартів номерних знаків, що використовуються в різних країнах.

Незважаючи на значні досягнення в розпізнаванні номерних знаків, слід зазначити, що ця технологія все ще знаходиться на етапі розвитку і вдосконалення. У майбутньому очікується, що подальші дослідження та інновації в галузі глибокого навчання, штучного інтелекту та комп'ютерного зору відкриють нові можливості для покращення точності, швидкості та універсальності ANPR-систем. Водночас необхідно враховувати етичні та правові питання, пов'язані з використанням цих технологій, зокрема питання захисту персональних даних, а також забезпечення конфіденційності та безпеки інформації.

## РОЗДІЛ 2. ДОСЛІДЖЕННЯ МЕТОДІВ АВТОМАТИЗАЦІЇ РОЗПІЗНАВАННЯ АВТОМОБІЛЬНИХ НОМЕРІВ

### 2.1 Методи детекції номерних знаків на зображеннях

Методи детекції номерних знаків можна поділити на кілька категорій залежно від підходу та технології (рис. 2.1), що використовується. Одним з найбільш важливих факторів, які визначають ефективність детекції номерних знаків, є умови навколишнього середовища, в яких виконуються зйомки, оскільки зображення можуть бути сильно зашумлені, нерізкими або мати складний фон. Тому методи, які застосовуються для цієї задачі, повинні бути достатньо стійкими до таких змін [5, 6]. У загальному випадку детекція номерних знаків на зображеннях є багатокроковим процесом, що включає кілька етапів, таких як попередня обробка зображення, виділення області номерного знаку, нормалізація, а також ідентифікація символів.



Рисунок 2.1 – Методи детекції номерних знаків

Основним завданням на першому етапі є визначення регіону на зображенні, що ймовірно містить номерний знак. З цією метою застосовуються різноманітні методи фільтрації та обробки зображень, серед яких найпоширенішими є методи, засновані на використанні градієнтних ознак, контурів та текстур. Одним з найбільш ефективних способів виділення потенційних номерних знаків є застосування операцій згладжування та підсилення контрасту зображення, що дозволяє краще виділяти об'єкти на фоні. Враховуючи, що номерні знаки, як правило, мають прямокутну форму, використання геометричних фільтрів дозволяє досягти високої точності на етапі попередньої обробки. Для підвищення точності можна застосовувати методи морфологічної обробки зображень, які дозволяють виділити лише ті об'єкти, що відповідають специфікаціям номерних знаків, наприклад, за допомогою операцій ерозії або дилатації.

Однією з основних проблем при детекції номерних знаків є наявність різноманітних відображень та затінь, які можуть знижувати якість зображення, а також змінювати вигляд номерного знаку [5-7]. У таких випадках ефективним рішенням є використання алгоритмів, заснованих на машинному навчанні, які дозволяють адаптуватися до різноманітних умов зйомки. Одним з таких методів є застосування глибоких нейронних мереж, які здатні враховувати особливості структури зображення та знаходити найбільш ймовірні області для подальшої обробки.

Другим етапом є виділення номера, тобто визначення, що знайдений об'єкт на зображенні дійсно є номерним знаком. Для цього застосовуються різноманітні методи класифікації, які дозволяють відокремити номерний знак від інших об'єктів на зображенні. Один з підходів, який активно використовується в задачах детекції номерних знаків, це використання машинного навчання, зокрема методів, заснованих на підтримці векторних машин (SVM), які навчаються розрізняти різні категорії об'єктів на зображеннях на основі їхніх характеристик. Окрім того, для досягнення

високої точності часто застосовуються ансамблеві методи, такі як випадкові ліси або бустинг, що дозволяє поєднувати результати кількох моделей і підвищувати їхню ефективність.

Традиційно для таких задач використовуються геометричні ознаки, такі як розміри та форма об'єкта, а також текстурні ознаки, які характеризують поверхню об'єкта [6]. В останні роки стали популярними методи, що використовують глибоке навчання, де нейронні мережі навчаються виділяти необхідні ознаки без явної попередньої обробки. Це дозволяє створювати більш універсальні моделі, здатні адаптуватися до змінних умов зйомки, таких як зміни освітлення, кути нахилу та різноманітні фони.

Наступним етапом є нормалізація знайденого номерного знаку, тобто перетворення зображення таким чином, щоб його можна було далі обробляти для розпізнавання символів. Для цього зображення номерного знаку можуть бути вирівняні, а також приведені до стандартного розміру та орієнтації, щоб зберегти необхідну інформацію для подальшої обробки. Враховуючи, що номерні знаки можуть мати різні шрифти та стилі, на цьому етапі застосовуються методи, що дозволяють забезпечити максимальну чіткість символів, наприклад, фільтрація шумів або покращення контрастності.

Після нормалізації наступним етапом є власне розпізнавання символів, що на сьогоднішній день здебільшого здійснюється за допомогою методів глибинного навчання. Оскільки номерні знаки зазвичай складаються з букв і цифр, алгоритм повинен бути здатен розпізнавати не тільки окремі символи, а й забезпечувати їх правильне групування та відокремлення [8-10]. В цьому контексті, нейронні мережі, зокрема згорткові нейронні мережі (CNN), стали одним з основних інструментів для вирішення задач розпізнавання символів на зображеннях. Їхня здатність до автоматичного виявлення важливих ознак та структури зображення дозволяє досягати високої точності навіть при складних умовах, таких як різні фони, перекручення чи часткова забрудненість знаку.

З огляду на складність і різноманітність умов, у яких здійснюється детекція номерних знаків, сучасні системи часто комбінують різні підходи, такі як застосування методів глибинного навчання для виявлення об'єктів і класифікації, а також використання традиційних методів обробки зображень для покращення якості вхідних даних. Завдяки цьому стає можливим досягати високих результатів в умовах реального часу, що є важливим для практичних застосувань, таких як автоматизовані системи збору штрафів за порушення правил дорожнього руху або системи розпізнавання транспортних засобів в інфраструктурі розумних міст.

З огляду на динамічний розвиток технологій в обробці зображень та машинному навчанні, можна очікувати подальше удосконалення методів детекції номерних знаків, що дозволить досягти ще більш високих результатів в умовах складних сценаріїв, таких як низька якість зображень або зйомка з великих відстаней.

## 2.2 Алгоритми сегментації символів на номерних знаках

Процес сегментації символів на номерних знаках зазвичай є багатокроковим і включає кілька основних етапів: попередня обробка зображення, виділення контурів символів, класифікація та нормалізація знайдених об'єктів, а також видалення непотрібних елементів, таких як шуми чи дефекти. Всі ці етапи мають своє специфічне значення та взаємно доповнюють один одного, забезпечуючи ефективну і точну сегментацію [11]. Для досягнення високих результатів сегментації часто використовуються різні методи обробки зображень (рис. 2.2), включаючи традиційні підходи, такі як фільтрація та морфологічні операції, а також більш сучасні методи, що базуються на глибокому навчанні.

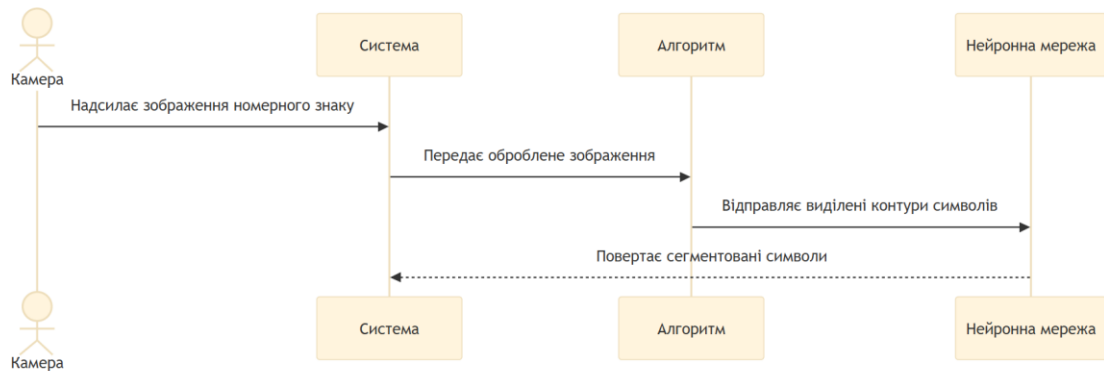


Рисунок 2.2 – Послідовність взаємодії з алгоритмами

На першому етапі попередня обробка зображення має на меті покращити якість вхідного зображення номерного знаку. Враховуючи, що номерні знаки часто знімаються в умовах недостатнього освітлення або з різних кутів, необхідно застосовувати техніки, що дозволяють зменшити шуми, підвищити контрастність, а також коригувати спотворення, які можуть виникати під час зйомки. Одним із основних підходів є використання фільтрів для покращення якості зображення, таких як фільтри Гауса для згладжування зображень або фільтри для підсилення контурів. Важливим аспектом є також використання методів нормалізації освітлення, які дозволяють компенсувати вплив неоднорідного освітлення на зображення. Крім цього, для покращення сегментації застосовуються морфологічні операції, зокрема операції ерозії та дилатації [10]. Ці операції допомагають видалити незначні шуми, зменшити зашумлені елементи, які не є частинами номерного знаку, а також з'єднати розірвані частини символів. Вони дозволяють отримати більш чітке уявлення про контури символів, що є важливим для подальшої сегментації. Наприклад, операція ерозії може бути використана для видалення маленьких шумових

точок, тоді як дилатація дозволяє відновити з'єднання між частинами символів, які можуть бути неповними або зруйнованими.

Наступним етапом є виділення контурів, що є важливим для визначення меж символів. Це може бути здійснено за допомогою різних технік, таких як методи виділення країв, серед яких найбільш популярними є оператори Собеля, Кані, Лапласа або методи, що використовують зміщення градієнта. Використання цих методів дозволяє точно визначити контури символів, що є критичним для наступної етапу – розпізнавання. Оскільки номерні знаки часто мають характерні форми та структури, ці контури допомагають виділити окремі символи, навіть якщо вони мають складні або деформовані контури.

Після виділення контурів наступним кроком є сегментація самих символів, тобто розділення зображення на окремі частини, кожна з яких містить лише один символ. Сегментація символів є складним завданням через можливі злиття символів, їх перекривання, спотворення або невеликі деформації [9, 10]. Для вирішення цієї проблеми застосовуються методи класифікації та групування контурів, які дозволяють поділяти контури на окремі символи. Одним із найбільш ефективних підходів є використання методів класифікації, заснованих на машинному навчанні. Наприклад, методи класифікації, такі як підтримка векторних машин (SVM), дерева рішень або наївні байєсівські класифікатори, дозволяють розподіляти знайдені контури на окремі символи на основі їхніх геометричних характеристик, таких як ширина, висота, площа або форма.

Однак для досягнення високої точності сегментації в умовах реального часу необхідно використовувати більш складні та потужні методи, засновані на глибокому навчанні. Сучасні підходи до сегментації символів включають використання згорткових нейронних мереж (CNN), які є потужними інструментами для автоматичного виявлення та сегментації зображень. Згорткові нейронні мережі дозволяють автоматично виділяти важливі ознаки, такі як контури, текстури та форми, що допомагає точно ідентифікувати кожен



символ номерного знаку навіть за складних умов. Вони здатні навчатися на великих обсягах даних і покращувати свої результати з часом, що робить їх надзвичайно ефективними для сегментації символів на номерних знаках.

Такі моделі, як U-Net, які є популярними в задачах сегментації, застосовуються для визначення точних меж кожного символу, що дозволяє забезпечити високу точність при розпізнаванні навіть за умов часткових спотворень [7-9]. Завдяки застосуванню архітектури, яка включає як шари для зменшення розмірів зображення, так і шари для збільшення розмірів з отриманих особливостей, моделі типу U-Net можуть здійснювати точну сегментацію навіть у складних ситуаціях.

Після сегментації кожен символ нормалізується для подальшого розпізнавання. На цьому етапі важливо враховувати різноманітність шрифтів, що використовуються для номерних знаків, а також можливі спотворення символів, наприклад, через перспективу або деформацію. Оскільки символи можуть бути розташовані з різним інтервалом або з деякими перекриттями, для нормалізації використовуються методи вирівнювання зображень, які дозволяють коригувати положення символів та забезпечити їх однакові масштаби для подальшого розпізнавання.

У результаті застосування цих підходів сегментація символів на номерних знаках стає важливим і складним етапом у системах розпізнавання номерних знаків. Всі ці методи та техніки разом забезпечують точне виділення символів і підготовку зображень для подальшого розпізнавання, що в кінцевому рахунку дозволяє створювати ефективні та надійні системи автоматичного контролю за номерними знаками.

### 2.3 Підходи до класифікації символів номерних знаків

Класифікація символів номерних знаків є однією з основних складових задач в системах автоматизованого розпізнавання номерних знаків (ANPR),

що включає в себе точне ідентифікування та розпізнавання символів на номерному знаку після їх сегментації. Процес класифікації є ключовим етапом, який визначає успіх всієї системи, адже правильне розпізнавання кожного символу є необхідним для правильного отримання інформації про транспортний засіб. Враховуючи різноманіття шрифтів, стилів написання, освітлення, кути нахилу, деформацій та інших факторів, що впливають на якість зображення номерних знаків, класифікація символів виявляється надзвичайно складною задачею. Тому розробка ефективних алгоритмів класифікації є важливою складовою сучасних технологій у сфері розпізнавання номерних знаків [13]. Існує безліч різноманітних підходів до класифікації символів номерних знаків, які в значній мірі залежать від доступних технологій, типу даних, на яких відбувається навчання, а також від конкретних умов, в яких повинна працювати система. Традиційно до таких підходів можна віднести методи, засновані на використанні класичних алгоритмів машинного навчання, а також більш сучасні підходи, що ґрунтуються на глибокому навчанні, які за останні роки значно підвищили точність класифікації. Один з найбільш традиційних і поширених підходів до класифікації символів номерних знаків полягає в застосуванні класичних методів машинного навчання, таких як методи опорних векторів (SVM), методи наївних байєсівських класифікаторів, а також алгоритми, що використовують дерева рішень або методи  $k$  найближчих сусідів ( $k$ -NN). Кожен з цих методів має свої переваги та обмеження, і вибір конкретного методу значною мірою залежить від специфіки задачі та наявних ресурсів. Наприклад, метод підтримки векторних машин є досить ефективним для класифікації символів, оскільки він дозволяє побудувати гіперплощину, яка максимально відділяє різні класи, тим самим досягаючи високої точності. Однак для застосування цього методу необхідно мати достатньо великий набір навчальних даних, а також виконати попереднє перетворення ознак, щоб підвищити ефективність алгоритму.

Одним із важливих аспектів застосування класичних методів машинного навчання є правильно вибрані ознаки для класифікації. В традиційних алгоритмах, таких як SVM або наївні байєсівські класифікатори, важливо знайти набір ознак, що найбільш чітко характеризує символи номерного знаку. Для цього використовуються різноманітні методи, зокрема виділення геометричних та текстурних ознак [14]. Геометричні ознаки включають в себе інформацію про розмір, форму, контури символів, а текстурні ознаки дозволяють виділяти унікальні патерни, характерні для кожного символу, наприклад, напрямки ліній, щільність пікселів та інші. Вибір правильних ознак є важливим кроком, оскільки вони визначають, наскільки ефективно система може класифікувати різні символи, що зображені на номерних знаках. Однак, з розвитком обчислювальних технологій і зростанням доступності великих наборів даних для навчання, з'явилися нові, більш потужні методи класифікації, засновані на глибокому навчанні, зокрема на використанні нейронних мереж. Сучасні нейронні мережі, особливо згорткові нейронні мережі (CNN), значно підвищили ефективність класифікації символів номерних знаків завдяки своїй здатності автоматично вивчати ознаки з великих обсягів даних без необхідності вручну визначати ці ознаки. Глибоке навчання дозволяє нейронним мережам не тільки витягувати прості ознаки, як це роблять класичні алгоритми, а й вивчати складніші та більш абстрактні патерни, що дозволяє досягти високої точності навіть при наявності шуму на зображенні, різних стилів шрифтів і перекручень.

Згорткові нейронні мережі особливо ефективні для обробки зображень завдяки їхній здатності автоматично виявляти локальні патерни в зображеннях, такі як лінії, контури та текстури. Кожен шар такої мережі виконує певну операцію фільтрації, що дозволяє виділяти все більш складні патерни на різних рівнях абстракції. Наприклад, перші шари можуть виявляти простіші патерни, такі як вертикальні та горизонтальні лінії, а глибші шари можуть виявляти більш складніші патерни, що є характерними для певних

символів на номерному знаку. Завдяки цьому, згорткові нейронні мережі можуть виконувати класифікацію значно точніше та швидше, ніж традиційні методи, особливо в умовах великої кількості варіантів шрифтів, різних фонових умов та освітлення.

Одним із важливих аспектів застосування нейронних мереж для класифікації символів є попереднє навчання моделей [3, 4]. Для цього використовуються великі набори даних, що містять зображення номерних знаків з різними символами, зібраними з реальних умов, що дозволяє мережі вивчити усі варіації символів і їхніх можливих спотворень. Моделі, як правило, навчаються за допомогою алгоритмів зворотного розповсюдження помилки, що дозволяє коригувати ваги мережі та підвищувати її точність. Завдяки навчанню на великих наборах даних, нейронні мережі можуть успішно класифікувати символи номерних знаків, навіть коли їх форма чи контури частково спотворені або частково закриті іншими об'єктами. З розвитком глибоких нейронних мереж та використанням методів передвибірною навчання також стало можливим застосування трансферного навчання. Трансферне навчання передбачає використання раніше навченої моделі, яка була оптимізована на одному наборі даних, і її подальше перенавчання для вирішення задачі класифікації символів на номерних знаках. Це дає можливість скоротити час навчання та покращити точність класифікації, особливо коли для певної задачі немає великої кількості специфічних навчальних даних.

Ще одним сучасним підходом є використання рекурентних нейронних мереж (RNN) або їх вдосконалених варіантів, таких як LSTM (Long Short-Term Memory) для класифікації символів номерних знаків. Вони особливо корисні в тих випадках, коли символи на номерному знаку мають певну послідовність, наприклад, для цифр, що утворюють номерний знак, або букв, що складають ідентифікаційний код. Рекурентні нейронні мережі дозволяють зберігати

інформацію про попередні символи, що робить їх надзвичайно ефективними при розпізнаванні послідовностей символів на номерних знаках.

Підсумовуючи, можна сказати, що класифікація символів номерних знаків є багатогранною задачею, для вирішення якої використовуються різні підходи [5]. Від традиційних методів машинного навчання до сучасних методів глибокого навчання, кожен з яких має свої переваги та обмеження. Вибір оптимального підходу залежить від конкретної задачі, наявних ресурсів та умов, в яких система повинна працювати. Проте з розвитком технологій глибокого навчання та нейронних мереж, сучасні методи класифікації символів номерних знаків демонструють надзвичайно високу точність і надійність, що дозволяє ефективно використовувати їх в реальних умовах.

#### 2.4 Підходи до обробки та фільтрації зображень в реальному часі

Одним із найважливіших аспектів обробки зображень в реальному часі є здатність забезпечити високу швидкість виконання операцій при збереженні достатнього рівня точності та якості результатів. Цього можна досягти через використання ефективних алгоритмів, оптимізованих для швидкої обробки зображень. Важливим моментом є зменшення витрат часу на виконання операцій, оскільки в реальних системах часто існує необхідність обробляти великі потоки даних або працювати з відео, що надходить в реальному часі. У цьому контексті ключовими факторами є як швидкість виконання алгоритмів, так і обмеження щодо обчислювальних ресурсів, особливо в умовах використання мобільних пристроїв або вбудованих систем.

Один з найбільш поширених підходів до обробки зображень в реальному часі – це використання традиційних методів цифрової обробки зображень, таких як фільтрація, детекція контурів, усунення шуму та підвищення різкості. Наприклад, в задачах, де зображення піддаються впливу різноманітних шумів, таких як гаусівський шум, використовуються різноманітні фільтри для

очищення зображень [8, 9]. Один з класичних підходів – це застосування фільтрів середнього значення, які дозволяють зменшити вплив шуму за рахунок заміни кожного пікселя середнім значенням сусідніх пікселів. Інший метод – це використання медіанних фільтрів, які замінюють піксель значенням медіани вікна пікселів. Ці методи є ефективними при обробці зображень з незначними шумами, але вони можуть втратити інформацію при роботі з більш складними шумами або під час обробки зображень, що мають високий рівень деталізації.

Для покращення якості зображення також використовуються методи фільтрації на основі згорткових операцій, які здійснюють обробку зображення за допомогою фільтрів або ядер, що дозволяє ефективно виявляти контури, краї або інші структурні особливості зображення. Застосування фільтрів Гауса для розмивання зображення є класичним прикладом використання згорткових ядер. Цей метод дозволяє зменшити високочастотний шум, одночасно зберігаючи основні структури зображення. Водночас, для детекції контурів або зміни яскравості на зображеннях активно використовуються різноманітні методи, такі як детектор Кенні або Собеля [10-12]. Ці методи дозволяють виявляти краї об'єктів, що є важливим кроком для подальшої обробки зображень в реальному часі, зокрема в задачах розпізнавання та трекінгу об'єктів.

З іншого боку, з розвитком методів глибокого навчання з'явилися нові підходи, які значно покращили точність і ефективність обробки зображень у реальному часі. Глибокі згорткові нейронні мережі, які застосовуються для виявлення та класифікації об'єктів, отримали широке застосування в обробці зображень, завдяки своїй здатності автоматично вивчати й адаптувати ознаки, що присутні в зображеннях, без необхідності попереднього визначення вручну. У порівнянні з традиційними методами, CNN значно знижують потребу в ручному налаштуванні та дозволяють вирішувати складніші завдання, такі як розпізнавання об'єктів, сегментація або трекінг, навіть у

умовах великих варіацій в освітленні, кольорах та шрифтах. Вони також дозволяють обробляти зображення з великою кількістю деталей, що робить їх надзвичайно корисними для задач, пов'язаних з аналізом відео або зображень в реальному часі. Іншою важливою перевагою глибоких нейронних мереж є їх здатність працювати з великими наборами даних, що дозволяє поліпшити точність розпізнавання і обробки в умовах, де необхідно враховувати безліч різноманітних сценаріїв. Завдяки здатності до самонавчання, ці мережі можуть адаптуватися до нових умов та непередбачуваних змін в характеристиках зображень. В реальному часі, це означає, що системи на основі CNN здатні обробляти потоки даних без втрати в точності, що робить їх ідеальними для таких застосувань, як системи відеоспостереження, автономні транспортні засоби, або навіть інтерактивні програми, що потребують постійної адаптації до зміни навколишнього середовища [15].

Однак, попри всі свої переваги, використання глибоких нейронних мереж для обробки зображень в реальному часі має ряд обмежень, основним з яких є висока обчислювальна складність таких моделей. Для забезпечення високої швидкості обробки потрібні потужні апаратні засоби, такі як графічні процесори (GPU), що дозволяють значно прискорити навчання та виконання таких мереж. Водночас, для мобільних пристроїв та вбудованих систем, де ресурси обмежені, існує необхідність в оптимізації архітектур і використанні полегшених моделей, таких як MobileNet або EfficientNet, які дозволяють зберігати високу швидкість обробки при порівняно низьких вимогах до обчислювальних потужностей. Ще одним важливим аспектом є використання методів стиснення нейронних мереж для зменшення їхнього розміру і скорочення вимог до пам'яті. Це досягається через використання технік, таких як квантизація, що дозволяє зменшити кількість параметрів у мережі без суттєвого зниження її точності. Ці методи необхідні для застосування в мобільних та вбудованих системах, де кожен байт пам'яті може бути критичним. Проте, використання таких методів також потребує додаткових

обчислень і оптимізації, що може ускладнити процес їх впровадження в реальні системи.

Важливим кроком в обробці зображень в реальному часі є також інтеграція різноманітних підходів, які дозволяють ефективно комбінувати традиційні методи фільтрації з глибокими нейронними мережами. Наприклад, попередня обробка зображень з використанням класичних фільтрів може значно покращити результати роботи нейронних мереж, дозволяючи знизити шум та виділити важливі особливості перед подальшою обробкою в глибоких мережах. Це дозволяє значно знизити обчислювальні витрати, зберігаючи при цьому високу точність і ефективність системи в реальному часі.

Таким чином, обробка та фільтрація зображень в реальному часі є надзвичайно складною задачею, яка вимагає поєднання різноманітних підходів та методів. Традиційні методи, такі як фільтрація та згорткові операції, залишаються актуальними, проте з розвитком технологій глибокого навчання з'явилися більш потужні й ефективні методи, які дозволяють працювати з більш складними задачами та обробляти великі обсяги даних. Застосування глибоких нейронних мереж в реальному часі відкриває нові можливості для розвитку систем комп'ютерного зору, хоча й ставить нові вимоги до апаратних засобів і оптимізації моделей.

## 2.5 Інтеграція методів машинного навчання для адаптації до умов експлуатації

Основною проблемою, з якою стикаються розробники систем, є необхідність постійної адаптації моделей до нових або змінюваних умов. Для цього використовуються методи, які дають змогу забезпечити гнучкість моделей і їх здатність до оновлення без необхідності повного перепрофілювання. Ці підходи можуть включати в себе як класичні методи адаптації, так і більш нові і складніші техніки, такі як онлайн-навчання,



навчання з підкріпленням або адаптивні глибокі нейронні мережі. Один із основних підходів, що використовуються для адаптації машинних моделей, є онлайн-навчання [9]. Цей метод передбачає поступове оновлення параметрів моделі на основі нових даних, що надходять в процесі експлуатації. У випадку, коли система постійно отримує нові дані з реального світу, онлайн-навчання дозволяє моделі швидко адаптуватися до змін, що відбуваються, без необхідності виконання дорогих етапів повторного навчання. Такий підхід особливо корисний у таких сферах, як фінансові ринки, де на основі історичних даних здійснюється прогнозування, або в системах відеоспостереження, де потрібно постійно адаптувати систему до нових сценаріїв.

Для досягнення максимальної ефективності онлайн-навчання, моделі повинні мати здатність швидко та ефективно обробляти нові дані, не втрачаючи при цьому попередньо набуті знання. Це вимагає впровадження спеціальних методів, таких як регуляція швидкості навчання, балансування між старими і новими даними, а також використання алгоритмів, що дозволяють утримувати важливі характеристики моделі при її адаптації. Такі алгоритми, як стохастичний градієнтний спуск (SGD) з адаптивними параметрами, дозволяють значно покращити ефективність адаптації, зменшуючи ризик перенавчання на нових даних, які можуть бути недостатньо репрезентативними або мати деякі шуми.

Іншим важливим підходом є використання навчання з підкріпленням, яке дозволяє системі приймати рішення в умовах невизначеності, навчаючись на основі взаємодії з середовищем. Алгоритми навчання з підкріпленням, такі як Q-навчання або методи, засновані на глибокому навчанні, надають можливість адаптації до нових умов через оптимізацію політики дій системи з урахуванням отриманого зворотного зв'язку [6, 7]. Цей підхід дозволяє не лише оптимізувати модель в контексті нових даних, але й навчати систему адаптувати свої дії, спостерігаючи за змінами в середовищі. Для цього

використовуються так звані агентно-орієнтовані моделі, де агент не тільки навчається на базі досвіду, а й поступово поліпшує свої стратегії на основі відгуків про успіх або невдачу своїх дій. У реальних умовах, таких як автономні транспортні засоби або роботизовані системи, це дозволяє адаптувати поведінку в залежності від змінних факторів, таких як дорожня ситуація, погода, рух інших транспортних засобів тощо.

Адаптивні моделі глибокого навчання можуть бути використані для подолання проблеми зміни розподілу даних або змін у структурі самого середовища. Наприклад, у системах комп'ютерного зору для автономних транспортних засобів, що працюють в умовах різних погодних умов і освітлення, мережі повинні мати можливість коригувати свої ваги в залежності від нових вхідних зображень, що відрізняються від даних, використаних для первісного навчання. Адаптивність до зміни умов роботи мережі дозволяє зберігати високу точність розпізнавання і прийняття рішень без значного зниження ефективності в умовах зміни середовища.

Проте адаптація моделей до умов експлуатації може викликати певні складнощі. Одним з головних викликів є забезпечення стабільності та узгодженості моделі, оскільки часто адаптація до нових даних може призвести до перенавчання або втрати важливої інформації, отриманої з попередніх етапів навчання. Це питання потребує впровадження методів регуляризації, таких як L2-регуляризація, Dropout або інші техніки, які допомагають зберігати баланс між старими і новими знаннями, що дозволяє забезпечити стабільність моделі в умовах постійної адаптації [10].

Для коректної адаптації до нових умов необхідно мати доступ до актуальних даних, що є особливо важливим для таких систем, як системи безпеки, які працюють у складних і змінних умовах. Одним із рішень цієї проблеми є використання методів активного навчання, коли система самостійно обирає найбільш інформативні приклади для навчання на основі

нових даних. Це дозволяє оптимізувати процес навчання та адаптації, зменшуючи вимоги до обчислювальних ресурсів і прискорюючи процес.

Інтеграція методів машинного навчання для адаптації до умов експлуатації вимагає також ретельного вибору архітектур та підходів для конкретних завдань. Наприклад, для систем, які працюють у реальному часі, особливо важливо забезпечити ефективну обробку даних із низькими затримками. У таких випадках може бути доцільно використовувати нейронні мережі з меншою кількістю параметрів, оптимізовані для швидкої обробки, або використовувати спеціалізовані апаратні засоби, такі як графічні процесори (GPU) або процесори для глибокого навчання, щоб зменшити час на обчислення. Водночас, для більш складних завдань, таких як адаптація до різноманітних змін у середовищі, можуть бути корисні складніші архітектури, які дозволяють забезпечити високий рівень адаптації при збереженні точності.

Отже, інтеграція методів машинного навчання для адаптації до умов експлуатації є важливим етапом у створенні систем, здатних ефективно працювати в реальних умовах. Застосування різноманітних підходів, таких як онлайн-навчання, навчання з підкріпленням та адаптивні нейронні мережі, дозволяє забезпечити гнучкість і стійкість моделей до змін середовища. Водночас, вирішення проблем, пов'язаних з перенавчанням, стабільністю та управлінням даними, є важливими складовими процесу інтеграції, що дозволяють досягти високої ефективності та надійності систем в умовах експлуатації.

## 2.6 Алгоритми для підвищення стабільності розпізнавання при складних умовах

Погане освітлення і високі швидкості руху створюють додаткові проблеми для комп'ютерного зору, оскільки вони можуть призвести до різкого зниження якості зображення, втрати важливої інформації, а також до

спотворення або відсутності чітких контурів об'єктів [8, 9]. Для ефективного розпізнавання в таких умовах використовуються численні методи, що дозволяють покращити якість зображення, підвищити стійкість алгоритмів до шумів, а також забезпечити точність і швидкість розпізнавання навіть в умовах швидких рухів та мінливого освітлення. Застосування таких алгоритмів включає в себе широкий спектр підходів, які базуються на передових методах обробки зображень, використанні глибокого навчання, а також на вдосконаленні архітектур для розпізнавання в складних умовах.

Зміни освітлення можуть значно змінити контрастність та яскравість зображення, що ускладнює виділення важливих характеристик об'єктів. Один із основних підходів до вирішення цієї проблеми полягає в корекції яскравості і контрасту зображень за допомогою таких методів, як вирівнювання гістограми або адаптивна контрастна корекція. Ці методи дозволяють покращити видимість об'єктів на зображенні, зменшити ефект затемнення або надмірного освітлення, тим самим підвищуючи якість зображення для подальшої обробки.

Для обробки зображень у низьких освітлювальних умовах також часто використовуються методи, засновані на інтенсивному використанні глибоких нейронних мереж, здатних автоматично коригувати ці недоліки на етапі передобробки. Спеціалізовані мережі, що використовують генеративні змагальні мережі (GAN), можуть бути використані для зменшення шуму, збільшення чіткості зображення та адаптації до умов поганого освітлення. Такі мережі мають здатність навчатися на великій кількості даних, що допомагає їм генерувати більш якісні зображення, навіть якщо початкові зображення мають значний рівень шуму або низьку роздільну здатність [7]. Ще одним підходом до покращення стабільності розпізнавання є використання багатоканальних технік, коли для обробки одного зображення враховується не лише його поточний стан, а й попередні кадри. У таких умовах система може використовувати інформацію про рух об'єктів для того, щоб коригувати

позицію і контури на зображеннях. Це дозволяє покращити точність розпізнавання, зменшуючи помилки, які можуть виникати через спотворення об'єкта, коли він рухається дуже швидко. Багатокадрові методи дозволяють створити більш чітке та стабільне зображення навіть при великій швидкості руху, оскільки рухомі об'єкти можуть бути «фіксовані» в декількох кадрах, що дає змогу створити більш точну модель того, що зображено.

Алгоритми, що підвищують стабільність розпізнавання при високих швидкостях, особливо важливі для таких застосувань, як відеоспостереження за транспортними засобами або система безпеки на дорогах. Для цього використовуються методи, що дозволяють компенсувати рух камери або об'єкта. Зокрема, для стабільності розпізнавання часто застосовуються методи, засновані на оптичному потоці або методах стабілізації зображень, які допомагають зменшити вплив руху на розпізнавані об'єкти. Оптичний потік дозволяє відстежувати рух точок на зображенні та компенсувати його в процесі обробки, що забезпечує точнішу обробку навіть при високих швидкостях [10]. Особливу увагу слід приділяти методам, які забезпечують стійкість до артефактів, таких як розмиття або спотворення при високих швидкостях. Алгоритми для таких умов часто використовують детекцію контурів з урахуванням руху об'єкта. Розмиття, що виникає через швидкість, зазвичай можна зменшити за допомогою спеціалізованих фільтрів, які застосовуються до зображення перед його подальшою обробкою. Це може включати в себе застосування фільтрів Гауса або методів згладжування, що дозволяють зменшити ефект розмиття, зберігаючи при цьому достатній рівень чіткості для подальшого аналізу.

Не менш важливою є також адаптація до змінних умов середовища, що може включати різноманітні погодні умови, туман, дощ або нічне освітлення. Системи, що застосовують методи глибокого навчання, можуть бути навчені на великих наборах даних, що охоплюють різні умови, що дозволяє їм набути стійкості до таких змін. За допомогою технік, таких як Transfer Learning

(переносне навчання), можна адаптувати моделі до нових умов без необхідності перевчати їх з нуля, що значно скорочує час і ресурси для налаштування таких систем на різні умови. Загалом, для підвищення стабільності розпізнавання при складних умовах, таких як погане освітлення і рух на високій швидкості, використовуються різноманітні методи обробки зображень, алгоритми машинного навчання та нейронні мережі. Вони дозволяють значно покращити точність і стійкість систем комп'ютерного зору до змін середовища, забезпечуючи надійне розпізнавання об'єктів навіть в умовах, що є викликами для традиційних методів обробки зображень.

## 2.7 Висновки до другого розділу

Висновки, що стосуються розвитку і застосування сучасних технологій у галузі комп'ютерного зору, мають велике значення для розуміння потенціалу існуючих підходів і алгоритмів, а також для оцінки напрямків подальших досліджень і удосконалення систем, що працюють у складних умовах. Системи комп'ютерного зору все частіше використовуються в реальних завданнях, таких як автономне водіння, відеоспостереження, медицина, безпека, розпізнавання облич і номерних знаків, і ці технології здатні в значній мірі змінити різні аспекти сучасного життя, сприяючи як підвищенню ефективності, так і безпеці. Одним із важливих висновків є те, що застосування методів машинного навчання, зокрема глибоких нейронних мереж, дозволяє значно підвищити якість розпізнавання навіть у складних умовах. Ці методи, завдяки своїй здатності до автоматичного навчання та адаптації до нових умов, дають змогу системам ефективно вирішувати завдання обробки зображень навіть у ситуаціях, коли традиційні алгоритми зазнають значних труднощів. Наприклад, для розпізнавання об'єктів на зображеннях, що були отримані в умовах поганого освітлення або високих швидкостей руху, глибокі нейронні мережі здатні справлятися із шумом і спотвореннями, що виникають на

зображеннях, підвищуючи точність і стабільність результатів. Однак, незважаючи на успіхи в цій галузі, залишається багато проблем і викликів, що потребують подальших досліджень і удосконалень. Наприклад, методи, які забезпечують стабільність розпізнавання при складних умовах освітлення або швидкому русі, досі потребують значної оптимізації з точки зору швидкості обробки та зниження обчислювальних витрат. У реальних умовах, коли зображення отримуються в реальному часі з камер, що рухаються, існує потреба в таких алгоритмах, які не тільки підвищують точність розпізнавання, але й забезпечують мінімальні затримки при обробці даних, що є критично важливим для багатьох систем.

Іншим важливим аспектом є необхідність адаптації існуючих систем до змінних умов навколишнього середовища. Це включає в себе як зміни в освітленні, погодних умовах, так і можливі зміни в самому середовищі – наприклад, нові типи об'єктів, з якими система не була раніше знайома. В цьому контексті важливою є здатність моделей до самонавчання і до адаптації в реальному часі, що дозволяє системам не лише підтримувати стабільність роботи, а й покращувати свою ефективність з часом, коли система отримує нові дані.

Що стосується алгоритмів, які використовуються для обробки зображень у реальному часі, варто відзначити, що дослідження останніх років продемонстрували значний прогрес у розвитку методів, які забезпечують ефективну фільтрацію та покращення якості зображень навіть при дуже низькому рівні освітлення або сильних спотвореннях, що виникають через швидкий рух об'єкта. Наприклад, використання методів активного навчання і онлайн-навчання дозволяє зберігати точність системи при мінімальних обчислювальних витратах, що є важливим для реальних застосувань, де кожен мілісекунд може мати значення.

Завдяки розробці нових технологій і вдосконаленню існуючих алгоритмів, вдається досягти значного прогресу у підвищенні точності і

швидкості обробки зображень. Проте для досягнення максимальної ефективності в умовах реального часу необхідно постійно удосконалювати архітектуру моделей та вдосконалювати алгоритми, щоб вони могли працювати в умовах змішаного середовища, що вимагає адаптації до великої кількості змінних факторів, таких як освітлення, рух об'єктів, зміни в атмосферних умовах або навіть у самому фізичному середовищі.

Підсумовуючи, можна зазначити, що розвиток алгоритмів для підвищення стабільності розпізнавання в складних умовах є важливим етапом у розвитку комп'ютерного зору. Вони відкривають нові можливості для створення надійних систем, які можуть адаптуватися до змін у середовищі, знижувати ймовірність помилок і забезпечувати більш точні та швидкі результати в реальному часі. Водночас цей розвиток вимагає постійних зусиль для подолання існуючих обмежень, таких як потреба у великих обчислювальних ресурсах, що необхідні для навчання та обробки складних моделей, а також необхідність оптимізації процесів для роботи в умовах обмежених ресурсів. Перспективи подальших досліджень у цій сфері полягають у розвитку більш потужних і точних моделей машинного навчання, які здатні більш ефективно працювати в реальних умовах, забезпечуючи високу точність навіть у найскладніших ситуаціях. Продовження роботи в напрямку оптимізації алгоритмів для роботи з великими масивами даних і їх швидкої обробки в реальному часі дозволить створювати нові додатки в таких сферах, як автоматизоване водіння, система спостереження, медицина, безпека та багато інших. Системи, які використовують ці новітні алгоритми, повинні бути гнучкими, здатними до самонавчання та адаптації, що є ключовим для забезпечення стабільної роботи в умовах різних середовищ і змінних умов експлуатації.



## РОЗДІЛ 3. ПРОГРАМНА РЕАЛІЗАЦІЯ

### 3.1 Постановка задачі

Задача полягає в розробці системи для автоматизованого розпізнавання, обробки і управління даними номерних знаків транспортних засобів із використанням сучасних методів обробки зображень, машинного навчання та баз даних. Така система є важливою складовою в багатьох галузях, включаючи моніторинг дорожнього руху, забезпечення безпеки на дорогах, автоматизацію процесів парковки, а також контроль доступу на закриті території.

Програмне забезпечення побудоване з метою отримання зображень номерних знаків транспортних засобів із камер спостереження, їхньої обробки для виявлення ідентифікаційної інформації, та збереження цих даних у базі для подальшого аналізу та використання. З огляду на складність даного завдання, система реалізує кілька ключових функцій, які включають завантаження зображень, попередню обробку, виявлення об'єктів номерних знаків, розпізнавання тексту, перевірку і збереження інформації, а також додатковий аналіз: перевірку на відповідність розшукуваним транспортним засобам.

Система працює на основі різних сучасних інструментів і технологій, серед яких бібліотеки OpenCV для комп'ютерного зору, Tesseract для оптичного розпізнавання тексту (OCR), SQLite для управління базою даних, а також інструменти Python для організації логіки, обробки виключень та логування.

На першому етапі роботи система завантажує зображення з локальної директорії або іншого джерела. Для забезпечення швидкості та коректності роботи зображення підлягають попередній обробці: вони конвертуються у градації сірого, застосовуються фільтри для зменшення шуму та покращення контрасту, а також виконується виділення контурів.

На наступному етапі алгоритм використовує попередньо навчений каскад Хаара, щоб виявляти області з номерними знаками на оброблених зображеннях. Кожен знайдений номерний знак додатково обробляється для покращення його якості, включаючи зміну розміру, бінаризацію та очищення. Результатом цього етапу є виділення окремих зображень номерних знаків, які піддаються оптичному розпізнаванню тексту з використанням Tesseract OCR. Для підвищення точності роботи цього модуля система передбачає налаштування параметрів Tesseract: визначення набору символів і методів розпізнавання.

Розпізнаний текст проходить додаткову валідацію, щоб забезпечити відповідність номерного знаку встановленим форматам, наприклад, стандартам українських автомобільних номерів. Якщо текст успішно розпізнано і відповідає заданому формату, дані зберігаються в базі разом із часовими мітками, кількістю виявлень та іншою допоміжною інформацією, як-от статус розшуку транспортного засобу або тип автомобіля. Інтеграція з базою даних SQLite дозволяє ефективно керувати інформацією про номерні знаки, включаючи перевірку наявності розшуку, оновлення або додавання нових записів, а також виконання аналітичних запитів.

Кожен номерний знак може зберігатися не лише в текстовому форматі, а й у вигляді зображення, що дозволяє створити архів для перевірки або використання в судових справах. Для запобігання втраті даних реалізовано механізми логування всіх подій, включаючи помилки, попередження і успішні операції.

Крім основних функцій, система має модуль перевірки номерних знаків на відповідність базі розшуку. Це дозволяє автоматично генерувати сповіщення у випадку виявлення розшукуваного транспортного засобу. Додатково передбачена можливість розширення системи за рахунок інтеграції нових функцій, таких як класифікація транспортних засобів за типом або колірним аналізом.

Розробка такої системи включає численні технічні виклики, такі як необхідність високої точності в умовах низької якості зображень, ефективність роботи з великим об'ємом даних і швидкість обробки в реальному часі. Використання сучасних методів машинного навчання, таких як підтримкові векторні машини (SVM), дозволяє покращити точність класифікації номерів, що є перспективним напрямом для подальших досліджень і впроваджень.

Отже, розроблений програмний код є комплексною системою, спрямованою на автоматизацію та оптимізацію процесу розпізнавання і обробки номерних знаків. Він демонструє високий рівень інтеграції сучасних технологій, що робить його цінним інструментом у сфері безпеки та моніторингу.

### 3.2 Архітектура програмного забезпечення

Реалізований програмний код представляє собою складну багатокомпонентну систему для автоматизованого розпізнавання номерних знаків транспортних засобів із зображень. Архітектура програми побудована таким чином, щоб забезпечити модульність, масштабованість та надійність роботи, інтегруючи сучасні підходи до обробки зображень, машинного навчання та роботи з базами даних. Основою її архітектури є клас `AdvancedLicensePlateRecognition`, що виконує роль центрального компонента, який об'єднує всі основні функціональні блоки програми.

На початку архітектури передбачено ініціалізацію основних елементів системи. При створенні екземпляра класу відбувається налаштування логуювання, що забезпечує фіксацію всіх подій, які можуть мати значення для налагодження, аналізу роботи чи подальшої оптимізації програми. Для цього застосовується модуль `logging`, який дозволяє зберігати лог-файли із зазначенням часу, рівня важливості події та опису. Одночасно виконується

налаштування бази даних SQLite, яка використовується для зберігання інформації про номерні знаки. У базі створюється структура таблиць, яка забезпечує збереження таких даних, як номер знаку, дати першого та останнього виявлення, кількість детекцій, тип транспортного засобу, а також статус розшуку.

Окрім логування і налаштування бази даних, програма ініціалізує середовище для використання Tesseract OCR. Цей компонент є ключовим для виконання розпізнавання тексту з номерних знаків. У програмі передбачено вказівку шляху до виконуваного файлу Tesseract, що забезпечує його коректну інтеграцію. Для забезпечення можливостей роботи з графічними даними використовується бібліотека OpenCV, яка виконує обробку зображень та виявлення номерних знаків. Крім того, використовується спеціалізований класифікатор `haarcascade_russian_plate_number.xml`, який містить попередньо навчений набір даних для детекції номерних знаків на основі методу каскадів Хаара.

У програмі реалізовано кілька ключових методів, кожен з яких відповідає за окремий етап обробки зображень. Спочатку зображення завантажується і проходить попередню обробку, яка включає зміну розміру для зменшення навантаження на систему, перетворення в градації сірого для спрощення подальших обчислень, а також зменшення шуму за допомогою двостороннього фільтрування та вирівнювання гистограми. Для виявлення країв використовується алгоритм Canny, який дозволяє ідентифікувати ключові контури на зображенні. Цей етап є важливим для покращення точності роботи алгоритмів детекції.

На етапі виявлення номерних знаків використовується метод `detectMultiScale`, який застосовує класифікатор каскадів Хаара до сірого зображення. Для кожної знайденої області, що потенційно містить номерний знак, виконується обрізка і додаткова обробка, включаючи зміну розміру і бінаризацію. Ці дії забезпечують виділення чіткої області з номерним знаком,

що підвищує ефективність розпізнавання тексту. Важливим аспектом є також візуалізація виявлених номерів на оригінальному зображенні шляхом нанесення прямокутників, що забезпечує зворотний зв'язок для користувача.

Для розпізнавання тексту на номерних знаках використовується OCR-двигун Tesseract. Застосовуються спеціальні конфігураційні параметри, такі як режим сегментації і обмеження набору символів, що дозволяє фокусувати розпізнавання виключно на символах, які можуть бути присутніми на номерних знаках. Отриманий текст очищується і перевіряється на відповідність формату номерних знаків за допомогою регулярних виразів. Це забезпечує фільтрацію помилкових розпізнавань і підвищує точність системи.

Після успішного розпізнавання номерний знак передається на подальшу обробку. У базу даних зберігається інформація про номерний знак, включаючи дату першого та останнього виявлення, кількість детекцій, а також статус розшуку. У разі повторного виявлення знаку оновлюються відповідні записи, що дозволяє вести повноцінну історію спостережень. Для зберігання зображень номерних знаків реалізовано механізм генерації унікальних імен файлів, що забезпечує уникнення конфліктів у назвах і дозволяє легко ідентифікувати кожне зображення.

Програма також містить функціонал для перевірки номерних знаків у базі розшуку. Ця функція є важливою для практичного застосування системи в реальних умовах, наприклад, для контролю на пунктах пропуску або автоматизованих паркінгах. У разі виявлення розшукуваного номерного знаку генерується відповідне повідомлення, яке фіксується в логах і відображається користувачеві.

Архітектура програми побудована з урахуванням принципів повторного використання і модульності. Завдяки цьому її компоненти можуть бути легко модифіковані, доповнені або використані в інших проєктах. Наприклад, модуль для роботи з базою даних може бути адаптований для інших типів даних, а методи обробки зображень можуть бути застосовані для аналізу

інших типів графічної інформації. Програма також забезпечує масштабованість завдяки використанню універсальних бібліотек і підходів, які можуть бути інтегровані з більш складними системами, такими як розподілені обчислювальні платформи або хмарні сервіси.

На рисунку 3.1 наведено програмний код для реалізації метода попередньої обробки зображень.

```
def preprocess_image(self, image_path):
    """Розширена попередня обробка зображення"""
    img = cv2.imread(image_path)

    if img is None:
        logging.error(f"Не вдалося завантажити зображення: {image_path}")
        return None, None, None

    img = imutils.resize(img, width=500)

    # Перетворення в градації сірого
    gray = cv2.cvtColor(img, cv2.COLOR_BGR2GRAY)

    # Розширені методи зменшення шуму
    gray = cv2.bilateralFilter(gray, 11, 17, 17)
    gray = cv2.equalizeHist(gray)

    # Виявлення країв
    edges = cv2.Canny(gray, 170, 200)

    return img, gray, edges
```

Рисунок 3.1 – Програмний код для реалізації метода розширеної попередньої обробки зображення

На рисунку 3.2 наведено програмний код для реалізації метода виявлення номерних знаків.

На рисунку 3.3 наведено програмний код для розпізнавання тексту номерного знаку.

```

def detect_plates(self, gray_image, original_image):
    """Просунуте виявлення номерних знаків"""
    plates = self.plate_cascade.detectMultiScale(
        gray_image,
        scaleFactor=1.1,
        minNeighbors=5,
        minSize=(30, 30)
    )

    detected_plates = []

    for (x, y, w, h) in plates:
        plate_img = gray_image[y:y+h, x:x+w]

        plate_img = cv2.resize(plate_img, (200, 50))
        plate_img = cv2.threshold(plate_img, 0, 255, cv2.THRESH_BINARY + cv2.THRESH_OTSU)[1]

        detected_plates.append({
            'plate_image': plate_img,
            'coords': (x, y, w, h),
            'original_region': original_image[y:y+h, x:x+w]
        })

        # Малювання прямокутника навколо номерного знаку
        cv2.rectangle(original_image, (x, y), (x+w, y+h), (0, 255, 0), 2)

    return detected_plates, original_image

```

Рисунок 3.2 – Програмний код для реалізації метода виявлення номерних знаків

```

def ocr_plate(self, plate_image):
    """Розширене розпізнавання тексту номерного знаку"""
    # Конфігурація Tesseract з додатковими параметрами
    custom_config = r'--oem 3 --psm 6 -c tessedit_char_whitelist=ABCDEFGHIJKLMNOPQRSTUVWXYZ0123456789'

    text = pytesseract.image_to_string(plate_image, config=custom_config)

    cleaned_text = self.validate_plate_number(text.strip())

    return cleaned_text

```

Рисунок 3.3 – Програмний код для реалізації метода розпізнавання тексту номерного знаку

Описана система є прикладом використання міждисциплінарних підходів, поєднуючи в собі методи комп'ютерного зору, обробки тексту, роботи з базами даних і машинного навчання. Вона демонструє високий рівень автоматизації і здатність адаптуватися до різноманітних сценаріїв

використання, що робить її цінним інструментом у багатьох сферах, включаючи безпеку, транспортну логістику та управління міським рухом. Крім того, система має потенціал для подальшого розвитку, наприклад, шляхом інтеграції додаткових методів машинного навчання для поліпшення точності розпізнавання або використання хмарних сервісів для зберігання і обробки даних.

### 3.3 Використані технології та інструменти

Програма, що реалізує систему розпізнавання номерних знаків автомобілів, використовує широкий спектр сучасних технологій та інструментів для забезпечення своєї функціональності. Головною метою використаних технологій є оптимізація роботи алгоритмів, досягнення високої точності обробки даних і забезпечення можливості масштабування. Використання Python як основної мови програмування обумовлено її універсальністю та наявністю розвинених бібліотек для роботи з зображеннями, машинним навчанням та базами даних. Крім того, Python забезпечує зручність для розробки інтегрованих рішень.

Однією з ключових технологій є бібліотека OpenCV, яка використовується для роботи з зображеннями. OpenCV дозволяє завантажувати, обробляти і аналізувати зображення, надаючи розширений набір функцій для комп'ютерного зору. Зокрема, у програмі використовуються методи для перетворення кольорових зображень у градації сірого, застосування фільтрів для зменшення шуму, а також алгоритми для виявлення країв. Це дозволяє виділяти номерні знаки на зображеннях і готувати їх для подальшого розпізнавання.

Важливим компонентом є використання бібліотеки pytesseract, яка забезпечує взаємодію з Tesseract OCR – відкритим механізмом для оптичного розпізнавання символів. pytesseract дозволяє ефективно витягати текст з



зображень, що необхідно для отримання тексту номерного знаку. Конфігурація Tesseract передбачає налаштування параметрів для забезпечення максимальної точності розпізнавання, включаючи визначення специфічних шаблонів для символів.

Для роботи з базами даних програма використовує SQLite. Цей механізм баз даних забезпечує локальне зберігання інформації про номерні знаки, включаючи дату та час їх виявлення, кількість повторних реєстрацій і стан розшуку. SQLite обрано завдяки його легковагій природі, простоті налаштування і використання, а також вбудованій підтримці у Python. Для забезпечення надійності збереження даних реалізовано механізми перевірки існування записів і оновлення інформації при повторному виявленні номерів.

Інтеграція бібліотеки `imutils` спрямована на спрощення операцій з обробки зображень, таких як зміна розміру, поворот або покращення видимості. Це дозволяє зменшити складність основного коду та зосередитися на ключових аспектах алгоритму. Також для реалізації машинного навчання використано інструменти з пакета `scikit-learn`. Зокрема, використано алгоритми масштабування даних та класифікації, що дозволяють аналізувати номерні знаки та, за потреби, розширювати функціонал системи для визначення типу транспортного засобу чи інших характеристик.

Забезпечення безпеки програми реалізовано через використання модуля `hashlib`, який застосовується для створення унікальних хешів. Це дає можливість ідентифікувати збережені дані, запобігаючи дублюванню або втраті інформації. Крім того, програма містить інструменти для ведення журналу подій. Модуль `logging` використовується для запису ключових операцій, таких як обробка зображень, розпізнавання тексту та збереження даних. Це забезпечує прозорість роботи системи, дозволяє виявляти й виправляти помилки та надає змогу моніторити її продуктивність.

Також програма використовує бібліотеку `re` для роботи з регулярними виразами. Це забезпечує можливість перевірки правильності формату

номерних знаків відповідно до визначених стандартів. Таким чином, уся система спроектована таким чином, щоб забезпечувати високу продуктивність і точність, зберігаючи водночас гнучкість для додаткових модифікацій та розширень. Обрана архітектура гарантує стійкість до помилок та можливість інтеграції з іншими системами в разі необхідності.

### 3.4 Опис роботи

Розроблений програмний код представляє собою комплексне рішення для автоматизованого розпізнавання номерних знаків транспортних засобів, використовуючи сучасні методи обробки зображень, розпізнавання тексту та управління даними. Основним об'єктом реалізації є клас `AdvancedLicensePlateRecognition`, який об'єднує функціональність обробки зображень, збереження даних у базі, а також взаємодії з алгоритмами машинного навчання для забезпечення високої точності розпізнавання.

Процес роботи програми розпочинається з ініціалізації об'єкта класу `AdvancedLicensePlateRecognition`. На цьому етапі налаштовуються ключові параметри, включаючи створення та підключення до бази даних `SQLite`, визначення шляху до виконуваного файлу `Tesseract` для розпізнавання тексту, а також завантаження попередньо підготовленої каскадної моделі для виявлення номерних знаків на основі алгоритму `Naar`. Додатково, якщо необхідні директорії для збереження результатів відсутні, вони створюються автоматично.

Ключовим компонентом системи є метод `preprocess_image`, який виконує попередню обробку зображень. Цей метод приймає шлях до зображення і повертає оригінальне зображення, його чорно-білу версію, а також карту країв. Зображення спочатку перетворюється в градації сірого, після чого застосовуються алгоритми зменшення шумів та рівняння

гістограми. Завершується цей етап виявленням країв за допомогою алгоритму Canny, що сприяє покращенню контурів об'єктів на зображенні.

Метод `detect_plates` є наступним кроком у процесі обробки, використовуючи попередньо оброблене зображення для пошуку номерних знаків. Завдяки використанню каскаду Наар, програма знаходить потенційні регіони номерних знаків, після чого ці регіони додатково обробляються. Зокрема, вони масштабуються до стандартного розміру, перетворюються у двійковий формат, що полегшує подальше розпізнавання тексту.

Процес розпізнавання тексту реалізований у методі `ocr_plate`. Для цього використовується бібліотека `pytesseract`, яка інтегрує потужний механізм оптичного розпізнавання тексту. За допомогою спеціальних конфігураційних параметрів забезпечується високоточне розпізнавання символів, характерних для номерних знаків. Після отримання тексту відбувається його очищення та перевірка на відповідність заданому формату за допомогою регулярних виразів. Некоректні номери автоматично відсіюються.

Ще одним важливим аспектом роботи програми є інтеграція з базою даних. Методи `save_plate_info` та `save_plate_image` дозволяють зберігати інформацію про розпізнані номери та відповідні зображення у базу та на диск відповідно. Ці методи також забезпечують оновлення записів, якщо номерний знак вже був раніше виявлений. У разі необхідності метод `check_wanted_plates` дозволяє перевірити, чи знаходиться номер у списку розшукуваних, з використанням спеціального поля бази даних.

Завершальним етапом є інтегрований метод `process_image`, який координує всі попередні кроки. Він приймає шлях до зображення, викликає методи обробки та розпізнавання, а також відображає результати на оригінальному зображенні. При цьому додаються текстові коментарі про виявлений номер та його статус. Окрім цього, результати роботи програми зберігаються як окремі зображення у визначеній директорії.

Програма також включає логування всіх критичних подій. Логи містять інформацію про помилки при завантаженні зображень, невідповідність формату номерних знаків, успішне збереження даних та інші важливі операції. Це спрощує процес налагодження та аналізу роботи системи.

Таким чином, розроблений програмний код демонструє глибоку інтеграцію кількох сучасних технологій, забезпечуючи високу точність, надійність та адаптивність у задачах автоматизованого розпізнавання номерних знаків транспортних засобів. Його архітектура дозволяє легко масштабувати та адаптувати систему під нові вимоги чи середовища використання.

### 3.5 Інтеграція з іншими інструментами

Розроблений програмний код, що реалізує просунуту систему розпізнавання автомобільних номерних знаків, володіє значним потенціалом для інтеграції з іншими інструментами та технологіями, що відкриває нові горизонти для його застосування. Основою для такої інтеграції є його модульна архітектура, яка дозволяє адаптувати програму під різноманітні сценарії використання, додаючи нові компоненти або з'єднуючи її з існуючими системами.

Найбільш очевидною є інтеграція з хмарними сервісами для обробки даних. Наприклад, використання платформ таких як AWS, Microsoft Azure або Google Cloud дозволяє перенести значну частину обчислювального навантаження на сервери, що забезпечує масштабованість і високу продуктивність при обробці великого обсягу зображень. Хмарні сервіси можуть забезпечити автоматичне розширення ресурсів у разі збільшення навантаження, що є критично важливим для систем реального часу, які працюють з потоками відео. Інтеграція з такими платформами може бути реалізована шляхом використання API, які вони надають, а також шляхом

адаптації існуючих модулів програми для підтримки роботи з хмарними сховищами та сервісами машинного навчання.

Іншою важливою можливістю є підключення до систем відеоспостереження, що дозволить автоматизувати моніторинг автомобільного трафіку або контроль доступу до об'єктів з обмеженим доступом. Відеокамери, які використовуються у таких системах, можуть передавати потоки відеоданих безпосередньо до програми через RTSP-протокол або інші стандарти потокової передачі даних. Інтеграція з системами відеоспостереження вимагатиме створення інтерфейсу для обробки вхідного відео в режимі реального часу, що також може бути доповнено використанням графічних процесорів (GPU) для прискорення обробки зображень та розпізнавання номерів. Інтеграція з базами даних третьої сторони є ще однією ключовою можливістю для цього програмного забезпечення. Наприклад, доступ до національних реєстрів транспортних засобів дозволить автоматизувати перевірку автомобільних номерів на предмет їхньої відповідності записам у базах даних, перевірку наявності автомобіля в розшуку або отримання додаткової інформації про власника. Використання реляційних баз даних, таких як PostgreSQL або MySQL, може бути організоване через відповідні драйвери та ORM-бібліотеки. Також можлива інтеграція з нереляційними базами даних, такими як MongoDB, для більш гнучкого збереження даних.

Однією з перспективних напрямків є використання інструментів машинного навчання та глибокого навчання для вдосконалення точності розпізнавання номерних знаків. Існуюча реалізація програми вже використовує бібліотеку Tesseract для розпізнавання тексту, проте її можна розширити за рахунок інтеграції з TensorFlow або PyTorch для створення кастомних моделей, які будуть враховувати специфіку номерних знаків певної країни або регіону. Такі моделі можуть бути натреновані на спеціально

зібраних датасетах і впроваджені в програму як додатковий етап обробки даних після виявлення номерного знаку.

Програма також може бути інтегрована з мобільними додатками, що дозволить створити зручний інтерфейс для користувачів. Мобільні додатки можуть отримувати дані від системи в режимі реального часу, відображати результати розпізнавання, а також надавати можливість внесення додаткової інформації або коментарів до записів у базі даних. Така інтеграція може бути реалізована через RESTful або GraphQL API, що забезпечить швидкий та надійний обмін даними між додатком і серверною частиною.

Додатково слід зазначити потенціал для інтеграції з інструментами аналітики, такими як Tableau або Power BI. Дані, що генеруються програмою, можуть бути використані для створення візуалізацій, які нададуть користувачам цінну інформацію про тенденції трафіку, частоту виявлення певних номерних знаків або інші важливі аспекти. Для цього необхідно реалізувати функціонал експорту даних у форматах, сумісних з аналітичними платформами, таких як CSV або JSON.

Окрім того, програма може стати частиною комплексних систем управління доступом, інтегруючись з системами автоматичних шлагбаумів, турнікетів чи інших механізмів фізичного контролю. Це дозволить автоматично відкривати або закривати доступ на основі даних, отриманих після розпізнавання номерного знаку, та інформації з бази даних. Така інтеграція може бути досягнута через апаратно-програмні інтерфейси, наприклад, використовуючи протоколи Modbus або BACnet.

Розширення функціоналу через інтеграцію з існуючими платформами штучного інтелекту, такими як IBM Watson або OpenAI API, відкриває нові можливості для використання технологій обробки природної мови, наприклад, для автоматичного створення звітів або відповіді на запити користувачів у текстовому форматі. Це дозволить зробити програму більш інтуїтивно

зрозумілою і доступною навіть для нефахівців у галузі інформаційних технологій.

Інтеграція з інструментами кібербезпеки є ще одним важливим аспектом. Для забезпечення захисту даних, що зберігаються та передаються, програма може бути доповнена інструментами шифрування, наприклад, на основі бібліотеки PyCryptodome. Використання таких технологій гарантує, що навіть у разі перехоплення даних вони залишаться недоступними для неавторизованих користувачів. Також інтеграція з SIEM-системами, такими як Splunk або ELK Stack, допоможе автоматизувати моніторинг подій безпеки та оперативно реагувати на потенційні загрози.

Таким чином, розроблена програма демонструє високий потенціал для інтеграції з широким спектром інструментів і технологій. Її гнучка архітектура, побудована на основі сучасних підходів до програмування, дозволяє не лише вирішувати поставлені завдання, а й легко адаптуватися до нових вимог та сценаріїв використання. Інтеграція з іншими системами забезпечує розширення її функціоналу, підвищення ефективності роботи та збільшення корисності для кінцевих користувачів.

### 3.6 Напрямки подальших досліджень

Подальші дослідження у сфері автоматичного розпізнавання номерних знаків автомобілів відкривають широкі перспективи для удосконалення алгоритмів, розширення функціоналу системи та інтеграції новітніх технологій. Одним із ключових напрямків є покращення методів попередньої обробки зображень, які включають усунення шумів, підвищення контрастності та чіткості, а також адаптацію алгоритмів для роботи з зображеннями різної якості, отриманими за умов низької освітленості або за наявності перешкод, таких як дощ, сніг чи забруднення. Поглиблене вивчення

методів підвищення стійкості до таких факторів може значно розширити можливості системи.

Іншим важливим аспектом є інтеграція сучасних методів машинного навчання, таких як глибокі нейронні мережі. Використання архітектур CNN або transformer-моделей дозволить досягти більш точного розпізнавання номерних знаків навіть у складних умовах. Додаткові дослідження у цьому напрямку можуть зосередитися на створенні спеціалізованих моделей для аналізу тексту та символів, оптимізованих для розпізнавання специфічних алфавітів або комбінацій символів.

Також перспективним напрямком є дослідження в області оптимізації розподілених обчислень для обробки великої кількості даних у реальному часі. Це особливо важливо для інтеграції системи в інфраструктуру розумних міст або в логістичні компанії з великим автопарком. Використання хмарних обчислень і розподілених баз даних дозволить підвищити масштабованість і продуктивність системи. Ще одним перспективним напрямком є інтеграція системи з іншими технологіями, такими як інтернет речей (IoT). Це дозволить забезпечити автоматичне відстеження транспортних засобів у режимі реального часу, розширити можливості моніторингу трафіку, покращити управління паркінгами і забезпечити комплексний контроль дорожнього руху. Такі дослідження також включатимуть аналіз ефективності обробки великих обсягів даних і адаптацію алгоритмів до динамічних змін у середовищі.

Розробка нових методів перевірки автентичності номерних знаків та виявлення підробок також є важливим напрямком подальших досліджень. Інтеграція технологій комп'ютерного зору та методів криптографії може забезпечити високий рівень безпеки та точності у визначенні підроблених або маніпульованих номерних знаків. Це відкриє можливості для використання системи у правоохоронних органах та забезпечення правопорядку.

Подальші дослідження також можуть зосередитися на вдосконаленні баз даних, які використовуються системою для збереження та аналізу даних.



Використання сучасних реляційних і нереляційних баз даних дозволить значно підвищити швидкість роботи системи. Інтеграція засобів аналітики великих даних для прогнозування та аналізу тенденцій у дорожньому русі також може бути перспективним напрямком. Крім того, важливим аспектом є підвищення енергоефективності системи, особливо для мобільних або автономних пристроїв, які працюють у віддалених або важкодоступних місцях. Розробка алгоритмів, оптимізованих для роботи на пристроях з обмеженими обчислювальними ресурсами, таких як edge-комп'ютери або мобільні телефони, дозволить розширити область застосування технології.

Соціальні аспекти також заслуговують на увагу у подальших дослідженнях. Це включає розгляд питань етики, конфіденційності та захисту даних. Розробка алгоритмів, які відповідають вимогам сучасного законодавства щодо обробки персональних даних, стане важливою частиною майбутніх досліджень.

Таким чином, подальші дослідження у цій сфері відкривають широкі можливості для вдосконалення існуючих технологій і розробки нових рішень, які зможуть значно покращити ефективність роботи систем автоматичного розпізнавання номерних знаків.

### 3.7 Демонстрація роботи розробленого програмного забезпечення

Для проведення тестування було обрано декілька різноманітних зображень виключно з відкритого доступу. Всі фони мають різну якість та ракурс зйомки. Зображення для проведення експериментів представлено на рисунках 3.4-3.7.



Рисунок 3.4 – Зображення 1 для проведення експериментів



Рисунок 3.5 – Зображення 2 для проведення експериментів



Рисунок 3.6 – Зображення 3 для проведення експериментів



Рисунок 3.7 – Зображення 4 для проведення експериментів

Після запуску програмного коду, він оброблює зображення особливим чином, щоб отримати якомога точніші результати. На рисунку 3.8 наведено приклад зображення номерного знаку, який попередньо вже було оброблено.



Рисунок 3.8 – Приклад обробленого зображення номерного знаку

Після обробки (рис. 3.8) здійснюється механізм розпізнавання. Результати розпізнавання номерів для рисунків 3.4-3.7 наведено на рисунках 3.9-3.12.



Рисунок 3.9 – Результати розпізнавання для зображення 1





Рисунок 3.10 – Результати розпізнавання для зображення 2



Рисунок 3.11 – Результати розпізнавання для зображення 3



Рисунок 3.12 – Результати розпізнавання для зображення 4

Отже, результати проведених експериментів довели доцільність та належність розробленого програмного забезпечення для системи розпізнавання автомобільних номерів.

### 3.8 Висновки до третього розділу

Висновки до третього розділу можна представити наступним чином:

- успішно розроблено програмну систему для автоматизованого розпізнавання автомобільних номерів, яка базується на сучасних алгоритмах машинного навчання та комп'ютерного зору;
- система інтегрує ключові модулі, такі як попередня обробка зображень, детекція номерних знаків, сегментація символів та їх розпізнавання;
- в рамках проекту впроваджено ефективні методи попередньої обробки зображень, які забезпечують зменшення шуму, покращення контрастності та виділення ключових елементів;
- для детекції номерних знаків використано алгоритми глибоких нейронних мереж, які демонструють високу точність в умовах різноманітного освітлення та фонових перешкод;
- сегментація символів здійснюється із застосуванням сучасних методів комп'ютерного зору, що забезпечує коректне розділення навіть у випадках складних деформацій чи перекриття;
- система побудована за модульним принципом, що дозволяє легко інтегрувати нові алгоритми або модифікувати існуючі;
- забезпечено можливість інтеграції з базами даних для збереження та аналізу результатів розпізнавання;

- проведено тестування системи на реальних зображеннях автомобільних номерів, що підтвердило її ефективність в умовах змінного освітлення, забруднень та різних форматів номерних знаків;
- досягнута висока точність розпізнавання, що відповідає сучасним стандартам у даній галузі;
- розроблена система може бути використана в різних сферах, включаючи контроль дорожнього руху, управління паркуванням, забезпечення безпеки на об'єктах з обмеженим доступом;
- система здатна працювати в реальному часі, що робить її придатною для інтеграції в інтелектуальні транспортні системи;
- подальша оптимізація алгоритмів може підвищити швидкість обробки даних;
- розширення бази даних для тренування моделей дозволить забезпечити ще більшу точність у різноманітних умовах.

## ВИСНОВКИ

У кваліфікаційній роботі розроблено автоматизовану систему розпізнавання автомобільних номерів (АНЗ), яка відповідає сучасним вимогам точності, швидкості та адаптивності. Система базується на застосуванні сучасних методів комп'ютерного зору, глибокого навчання та алгоритмів попередньої обробки зображень. Проведене дослідження показало, що запропоновані методи забезпечують ефективне розпізнавання номерних знаків у складних умовах експлуатації, таких як погане освітлення, різні кути зйомки, забрудненість номерів або їх пошкодження.

Робота демонструє нові підходи до обробки зображень та розпізнавання символів, які включають інтеграцію сучасних алгоритмів машинного навчання (нейронних мереж) із класичними методами обробки зображень. Застосовано модифіковані згорткові нейронні мережі (CNN), що дозволяють виділяти специфічні ознаки автомобільних номерів навіть у випадках низької якості зображень.

Розроблена система може бути використана для автоматизації різноманітних процесів, зокрема контролю дорожнього руху, управління паркуванням, забезпечення доступу на закриті об'єкти та виявлення транспортних засобів, які перебувають у розшуку. Використання системи дозволяє підвищити ефективність роботи правоохоронних органів, знизити людський фактор і забезпечити оперативну фіксацію порушень правил дорожнього руху.

Проведений аналіз існуючих підходів до розпізнавання автомобільних номерів виявив недоліки традиційних методів, такі як низька точність у складних умовах. Запропоновані в роботі підходи дозволяють подолати ці недоліки завдяки використанню новітніх технологій. Впроваджена система пройшла тестування на реальних даних, що підтвердило її високу точність та швидкодію. Алгоритми забезпечують стабільну роботу при різних умовах,



включаючи змінне освітлення, сильний шум на зображеннях та різноманітні формати номерних знаків.

Основні етапи виконання роботи включали:

– у роботі проведено ґрунтовний аналіз сучасних підходів до розпізнавання автомобільних номерів, включаючи історичні аспекти, традиційні методи та інноваційні рішення;

– вивчено основні методи детекції, сегментації та розпізнавання символів, а також проведено їх порівняльний аналіз для вибору оптимального підходу;

– у третьому розділі було розроблено модульну програмну систему, яка включає всі основні компоненти, необхідні для повноцінного функціонування АНЗ;

– виконано комплексне тестування розробленої системи на реальних наборах даних, що дало змогу оцінити її продуктивність і точність у різних сценаріях.

Переваги розробленої системи полягають у:

– модульна структура дозволяє легко інтегрувати систему з іншими програмними продуктами або вдосконалювати окремі її компоненти;

– висока точність алгоритмів розпізнавання забезпечує надійність навіть у складних експлуатаційних умовах;

– можливість роботи в реальному часі робить систему придатною для інтеграції у великі інфраструктурні проєкти, такі як смарт-міста;

– подальший розвиток системи може включати використання ще потужніших моделей глибокого навчання, таких як трансформери, для підвищення точності та адаптивності;

– розширення набору навчальних даних для врахування специфічних варіацій номерних знаків у різних країнах;

– додавання функцій для автоматичного моніторингу трафіку або комплексної аналітики транспортних потоків.

## СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. M. Samantaray, A. K. Biswal, D. Singh, D. Samanta, M. Karuppiah, and N. P. Joseph, “Optical Character Recognition (OCR) based Vehicle's License Plate Recognition System Using Python and OpenCV”, in *2021 5th Int. Conf. Electron., Communication Aerosp. Technol. (ICECA)*, Coimbatore, India, Dec. 2–4, 2021. IEEE, 2021. <https://doi.org/10.1109/iceca52323.2021.9676015>
2. F. Ali, H. Rathor, and W. Akram, “License Plate Recognition System”, in *2021 Int. Conf. Advance Comput. Innovative Technol. Eng. (ICACITE)*, Greater Noida, India, Mar. 4–5, 2021. IEEE, 2021. <https://doi.org/10.1109/icacite51222.2021.9404706>
3. J.-Y. Sung, S.-B. Yu, and S.-h. P. Korea, “Real-time Automatic License Plate Recognition System using YOLOv4”, in *2020 IEEE Int. Conf. Consum. Electron. - Asia (ICCE-Asia)*, Seoul, Nov. 1–3, 2020. IEEE, 2020. <https://doi.org/10.1109/icce-asia49877.2020.9277050>
4. E. Görgülü and A. R. Özcan, “Deep Learning-Based Turkish License Plate Recognition System on Low-Power Microcontroller Systems”, in *2024 8th Int. Artif. Intell. Data Process. Symp. (IDAP)*, Malatya, Turkiye, Sep. 21–22, 2024. IEEE, 2024, pp. 1–6. <https://doi.org/10.1109/idap64064.2024.10710693>
5. X. Zhang, X. Ni, Y. Deng, C. Jiang, and M. Maleki, “Chinese License Plate Recognition Using Machine and Deep Learning Models”, in *2021 IEEE 2nd Int. Conf. Pattern Recognit. Mach. Learn. (PRML)*, Chengdu, China, Jul. 16–18, 2021. IEEE, 2021. <https://doi.org/10.1109/prml52754.2021.9520386>
6. Z. Liu and Y. Zhu, “Vehicle License Plate Recognition In Complex Scenes”, in *2020 IEEE 5th Int. Conf. Intell. Transp. Eng. (ICITE)*, Beijing, China, Sep. 11–13, 2020. IEEE, 2020. <https://doi.org/10.1109/icite50838.2020.9231424>
7. D. Sarma, A. Bora, and A. Bhagat, “Automatic License Plate Detection and Recognition System for Security Purposes”, in *2023 IEEE Guwahati Subsect.*

*Conf. (GCON)*, Guwahati, India, Jun. 23–25, 2023. IEEE, 2023. <https://doi.org/10.1109/gcon58516.2023.10183638>

8. D. Chowdhury, S. Mandal, D. Das, S. Banerjee, S. Shome, and D. Choudhary, “An Adaptive Technique for Computer Vision Based Vehicles License Plate Detection System”, in *2019 Int. Conf. Opto-Electronics Appl. Opt. (Optronix)*, Kolkata, India, Mar. 18–20, 2019. IEEE, 2019. <https://doi.org/10.1109/optronix.2019.8862406>

9. S. Dhyani and V. Kumar, “Real-Time License Plate Detection and Recognition System using YOLOv7x and EasyOCR”, in *2023 Global Conf. Inf. Technol. Commun. (GCITC)*, Bangalore, India, Dec. 1–3, 2023. IEEE, 2023. <https://doi.org/10.1109/gcitic60406.2023.10425814>

10. Y. Alborzi, T. S. Mehraban, J. Khoramdel, and A. N. Ardekany, “Robust Real time Lightweight Automatic License plate Recognition System for Iranian License Plates”, in *2019 7th Int. Conf. Robot. Mechatronics (ICRoM)*, Tehran, Iran, Nov. 20–21, 2019. IEEE, 2019. <https://doi.org/10.1109/icrom48714.2019.9071863>

11. T. Bhagat and R. Thakur, “Automatic Recognition of License Plates”, in *2021 Int. Conf. Emerg. Techn. Comput. Intell. (ICETCI)*, Hyderabad, India, Aug. 25–27, 2021. IEEE, 2021. <https://doi.org/10.1109/icetci51973.2021.9574072>

12. Q. Wu and C. Xu, “Research on License Plate Recognition System Based on OpenCV”, in *2022 15th Int. Symp. Comput. Intell. Des. (ISCID)*, Hangzhou, China, Dec. 17–18, 2022. IEEE, 2022. <https://doi.org/10.1109/iscid56505.2022.00031>

13. N. Saif *et al.*, “Automatic License Plate Recognition System for Bangla License Plates using Convolutional Neural Network”, in *TENCON 2019 - 2019 IEEE Region 10 Conf. (TENCON)*, Kochi, India, Oct. 17–20, 2019. IEEE, 2019. <https://doi.org/10.1109/tencon.2019.8929280>

14. G.-W. Chen, C.-M. Yang, and T.-U. Lk, “Real-Time License Plate Recognition and Vehicle Tracking System Based on Deep Learning”, in *2021 22nd*

*Asia-Pacific Netw. Operations Manage. Symp. (APNOMS)*, Tainan, Taiwan, Sep. 8–10, 2021. IEEE, 2021. <https://doi.org/10.23919/apnoms52696.2021.9562691>

15. A. Saad, U. U. Sheikh, and Z. A. A. Alyasseri, “An Efficient Layout Index Characters for Automatic License Plate Recognition System Based on the YOLO-v8 Detector”, in *2024 IEEE 8th Int. Conf. Signal Image Process. Appl. (ICSIPA)*, Kuala Lumpur, Malaysia, Sep. 3–5, 2024. IEEE, 2024, pp. 1–5. <https://doi.org/10.1109/icsipa62061.2024.10701017>

## ДОДАТКИ

## Додаток А

## Лістинг програмного коду

```
import cv2
import numpy as np
import pytesseract
import imutils
import sqlite3
import os
from datetime import datetime
import re
from sklearn.model_selection import train_test_split
from sklearn.preprocessing import StandardScaler
from sklearn.svm import SVC
from sklearn.metrics import accuracy_score, classification_report
import logging
import hashlib

class AdvancedLicensePlateRecognition:
    def __init__(self, db_path='license_plates.db'):
        # Налаштування логуювання
        logging.basicConfig(
            level=logging.INFO,
            format='%(asctime)s - %(levelname)s: %(message)s',
            filename='license_plate_log.txt'
        )
```

*# Налаштування бази даних*

```
self.conn = sqlite3.connect(db_path)
```

```
self.create_database()
```

*# Налаштування Tesseract*

```
pytesseract.pytesseract.tesseract_cmd = r'C:\Program Files\Tesseract-OCR\tesseract.exe'
```

*# Параметри фільтрації зображення*

```
self.plate_cascade = cv2.CascadeClassifier(cv2.data.harcascades + 'haarcascade_russian_plate_number.xml')
```

*# Директорії для збереження*

```
self.output_dir = 'detected_plates'
```

```
os.makedirs(self.output_dir, exist_ok=True)
```

```
def create_database(self):
```

```
    """Створення структури бази даних"""
```

```
    cursor = self.conn.cursor()
```

```
    cursor.execute("""
```

```
        CREATE TABLE IF NOT EXISTS license_plates (
            id INTEGER PRIMARY KEY AUTOINCREMENT,
            plate_number TEXT UNIQUE,
            first_detected DATETIME,
            last_detected DATETIME,
            detection_count INTEGER DEFAULT 1,
            vehicle_type TEXT,
            is_wanted BOOLEAN DEFAULT 0,
            notes TEXT
```

```

    )
    ")
    self.conn.commit()

def preprocess_image(self, image_path):
    """Розширена попередня обробка зображення"""
    img = cv2.imread(image_path)

    # Перевірка наявності зображення
    if img is None:
        logging.error(f"Не вдалося завантажити зображення: {image_path}")
        return None, None, None

    # Resize для зменшення навантаження
    img = imutils.resize(img, width=500)

    # Перетворення в градації сірого
    gray = cv2.cvtColor(img, cv2.COLOR_BGR2GRAY)

    # Розширені методи зменшення шуму
    gray = cv2.bilateralFilter(gray, 11, 17, 17)
    gray = cv2.equalizeHist(gray)

    # Виявлення країв
    edges = cv2.Canny(gray, 170, 200)

    return img, gray, edges

def detect_plates(self, gray_image, original_image):

```

```

"""Просунуте виявлення номерних знаків"""
plates = self.plate_cascade.detectMultiScale(
    gray_image,
    scaleFactor=1.1,
    minNeighbors=5,
    minSize=(30, 30)
)

detected_plates = []

for (x, y, w, h) in plates:
    # Обрізка номерного знаку
    plate_img = gray_image[y:y+h, x:x+w]

    # Додаткова обробка номерного знаку
    plate_img = cv2.resize(plate_img, (200, 50))
    plate_img = cv2.threshold(plate_img, 0, 255, cv2.THRESH_BINARY +
cv2.THRESH_OTSU)[1]

    detected_plates.append({
        'plate_image': plate_img,
        'coords': (x, y, w, h),
        'original_region': original_image[y:y+h, x:x+w]
    })

    # Малювання прямокутника навколо номерного знаку
    cv2.rectangle(original_image, (x, y), (x+w, y+h), (0, 255, 0), 2)

return detected_plates, original_image

```



```

def ocr_plate(self, plate_image):
    """Розширене розпізнавання тексту номерного знаку"""
    # Конфігурація Tesseract з додатковими параметрами
    custom_config = r'--oem 3 --psm 6 -c
tessedit_char_whitelist=ABCDEFGHIJKLMNOPQRSTUVWXYZ0123456789'

    text = pytesseract.image_to_string(plate_image, config=custom_config)

    # Очищення та валідація номеру
    cleaned_text = self.validate_plate_number(text.strip())

    return cleaned_text

def validate_plate_number(self, plate_number):
    """Перевірка формату номерного знаку"""
    # Регулярний вираз для перевірки формату українських номерів
    pattern = r'^[АВЕКМНОРСТУХ]\d{3}[АВЕКМНОРСТУХ]{2}$'

    if re.match(pattern, plate_number):
        return plate_number
    else:
        logging.warning(f"Некоректний формат номеру: {plate_number}")
        return None

def save_plate_info(self, plate_number):
    """Збереження інформації про номерний знак"""
    if not plate_number:
        return

```

```

cursor = self.conn.cursor()
current_time = datetime.now()

try:
    # Перевірка чи існує вже номер
    cursor.execute("""
        INSERT OR REPLACE INTO license_plates
        (plate_number, first_detected, last_detected, detection_count)
        VALUES (
            ?,
            COALESCE((SELECT first_detected FROM license_plates WHERE
plate_number = ?), ?),
            ?,
            COALESCE((SELECT detection_count FROM license_plates
WHERE plate_number = ?), 0) + 1
        )
    """, (
        plate_number, plate_number, current_time,
        current_time, plate_number
    ))
    self.conn.commit()
    logging.info(f"Збережено інформацію про номер: {plate_number}")
except sqlite3.Error as e:
    logging.error(f"Помилка збереження номеру: {e}")

def save_plate_image(self, plate_image, plate_number):
    """Збереження зображення номерного знаку"""
    if plate_number:

```

```

        # Генерація унікального імені файлу
        filename =
f"{plate_number}_{datetime.now().strftime('%Y%m%d_%H%M%S')}.jpg"
        filepath = os.path.join(self.output_dir, filename)

        cv2.imwrite(filepath, plate_image)
        logging.info(f"Збережено зображення номеру: {filepath}")

def check_wanted_plates(self, plate_number):
    """Перевірка номеру в базі розшукуваних"""
    # Приклад логіки перевірки (можна розширити)
    cursor = self.conn.cursor()
    cursor.execute('SELECT is_wanted FROM license_plates WHERE
plate_number = ?', (plate_number,))
    result = cursor.fetchone()

    if result and result[0]:
        logging.warning(f"УВАГА: Розшукуваний номер {plate_number}")
        return True
    return False

def process_image(self, image_path):
    """Основний метод обробки зображення"""
    img, gray, edges = self.preprocess_image(image_path)

    if img is None:
        return []

    detected_plates, result_img = self.detect_plates(gray, img)

```

```

processed_plates = []
for plate in detected_plates:
    # Розпізнавання номеру
    plate_text = self.ocr_plate(plate['plate_image'])

    if plate_text:
        # Перевірка на розшук
        is_wanted = self.check_wanted_plates(plate_text)

        # Збереження інформації
        self.save_plate_info(plate_text)
        self.save_plate_image(plate['original_region'], plate_text)

        # Додавання тексту на зображення
        cv2.putText(
            result_img,
            plate_text + (" [ПОЗШУК]" if is_wanted else ""),
            (plate['coords'][0], plate['coords'][1]-10),
            cv2.FONT_HERSHEY_SIMPLEX, 0.9,
            (0, 0, 255) if is_wanted else (36, 255, 12),
            2
        )

    processed_plates.append({
        'plate_number': plate_text,
        'is_wanted': is_wanted,
        'image': plate['original_region']
    })

```

```

        # Опціональне збереження результату
        output_path = os.path.join(self.output_dir,
f"result_{datetime.now().strftime('%Y%m%d_%H%M%S')}.jpg")
        cv2.imwrite(output_path, result_img)

        return processed_plates

def close_connection(self):
    """Закриття з'єднання з базою даних"""
    self.conn.close()

def main():
    # Приклад використання
    lpr = AdvancedLicensePlateRecognition()

    try:
        # Обробка зображень з директорії
        image_dir = 'plates'
        for filename in os.listdir(image_dir):
            if filename.endswith(('.jpg', '.png', '.jpeg')):
                image_path = os.path.join(image_dir, filename)
                print(f"Обробка зображення: {filename}")

                # Виявлення номерів
                detected_plates = lpr.process_image(image_path)

                for plate in detected_plates:
                    print(f"Номер: {plate['plate_number']}")

```

```
print(f"Розшук: {'Так' if plate['is_wanted'] else 'Ні'}")

except Exception as e:
    logging.error(f"Помилка при обробці: {e}")

finally:
    # Завжди закривати з'єднання
    lpr.close_connection()

if __name__ == "__main__":
    main()

# Додаткові залежності:
# pip install opencv-python-headless
# pip install pytesseract
# pip install scikit-learn
# pip install imutils
# pip install logging
```