

МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ
ДОНЕЦЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ ІМЕНІ ВАСИЛЯ СТУСА

ГАЙДЕЙ ВЛАДЛЕНА ОЛЕКСАНДРІВНА

Допускається до захисту:

Завідувач кафедри

інформаційних технологій,

кандидат технічних наук,

доцент

_____ Т.В.Нескородева

«____» _____ 2021 року

СЕГМЕНТАЦІЯ НОМЕРНИХ ЗНАКІВ

Спеціальність 125 Кібербезпека

Кваліфікаційна (бакалаврська) робота

Керівник:

Загоруйко Л.В., доцент кафедри

інформаційних технологій,

кандидат технічних наук

_____ підпис

Оцінка: ____ / ____ / ____

(бали за шкалою ЄКТС / за національною шкалою)

Голова ЕК: _____

(підпис)

Вінниця – 2021

АНОТАЦІЯ

Гайдей В. О. Алгоритми сегментації номерних знаків. Спеціальність 125 «Кібербезпека». Освітня програма «Кібербезпека». Донецький національний університет імені Василя Стуса, Вінниця, 2020.

У кваліфікаційній роботі розглянуто завдання розпізнавання автомобільних номерів у складних умовах експлуатації: при різних погодних умовах, висвітленні, забрудненні номерних знаків. Вирішення даного завдання потрібно в таких подіях, як керування автомобільним трафіком, автоматична обробка дорожніх аварій, автоматичне паркування і тд. Після аналізу можливих алгоритмів - запропонована технологія сегментації й розпізнавання автомобільних номерів із використанням середовища Matlab (функції `rgb2grey`, `imadjust`).

Ключові слова: сегментація знаків, комп'ютерний зір, зашумлення.

Табл. 2. Рис. 43. Бібліограф.: 51 найм.

Gaydey V. Algorithms of license plate segmentation. Specialty 125 "Cybersecurity". Educational program "Cybersecurity". Vasyl Stus Donetsk National University, Vinnytsia, 2020.

The qualification work considers the task of recognizing license plates in difficult operating conditions: in different weather conditions, lighting, pollution of license plates. The solution of this problem is required in such events as traffic management, automatic handling of road accidents, automatic parking, etc. After the analysis of possible algorithms, the technology of segmentation and recognition of car numbers with use of the Matlab environment (functions `rgb2grey`, `imadjust`) is offered.

Keywords: character segmentation, computer vision, noise.

Table. 2. Fig. 43. Bibliography: 51 items.

ЗМІСТ

Вступ.....	4
Розділ 1. Основні характеристики особливостей сегментації номерних знаків	
1.1. Загальна структура алгоритму автоматичного аналізу цифрових зображень номерних знаків з метою сегментації цифробуквених символів.....	7
1.2. Сучасні системи розпізнавання реєстраційних знаків транспортних засобів.....	11
1.3. Обґрунтування ефективності застосування сегментації номерних знаків.....	16
Розділ 2. Дослідження та аналіз основних методів сегментації номерних знаків	
2.1. Способи зображення образу зображення на комп'ютері.....	25
2.2. Дослідження методів локальної обробки зображення.....	27
2.3. Існуючі методи сегментації зображення.....	29
2.4. Особливості та основні етапи сегментації зображення.....	33
Розділ 3. Розробка алгоритму проведення сегментації номерних знаків	
3.1. Загальна архітектура проекту.....	44
3.2. Етапи розробки алгоритму сегментації символів на зображенні автомобільного номера.....	44
3.3. Практична реалізація алгоритму сегментації номерних знаків.....	50
3.4. Розробка інтерфейсу.....	60
3.5. Тестування ефективності роботи алгоритму сегментації номерних знаків.....	64
Висновки.....	70
Список використаних джерел та літератури.....	73

ВСТУП

Актуальність дослідження. Розпізнавання об'єктів на зображеннях – один з напрямків, що дуже інтенсивно розвивається в області інформаційних технологій. Необхідність в такому розпізнаванні виникає в досить різних областях - від військової справи та систем безпеки до медичної діагностики, і контролю дорожнього руху.

Комп'ютерний зір - одна з головних технологій, які стоять на шляху технологічного прогресу в області робототехніки. Воно може бути використане практичних у всіх сферах діяльності, щоб поліпшити або замінити результати робіт у даній області. Наприклад, виявлення аномалій на рентгенівських знімках у медицині.

Область комп'ютерної сегментації зображення відносно нова, різноманітна, що й швидко розбудовується. Хоча й до 70-х років існували роботи, які торкалися машинного зору, інтенсивного вивчення цієї проблеми почалося з початку 80-х років ХХ століття, коли з'явилися потужніші комп'ютери, які могли оперувати більшою кількістю даних, такими як зображення. Такі дослідження починалися з інших областей, тому немає точного формулювання проблеми комп'ютерного зору. Також відсутнє формулювання того, як такі проблеми повинні вирішуватися. Однак існує безліч методів для вирішення різних типів завдань цієї області. Такі методи сильно залежать від завдань і рідко можуть бути використані поза контекстом даного завдання. Багато методів усе ще перебувають у стадії вивчення, однак деякі з них використовуються в комерційних продуктах, і число таких методів з кожним роком збільшується.

Через велику кількість завдань не існує чіткого визначення термінам "комп'ютерний зір" і "машинний зір". Однак заведено вважати, що машинний зір - це використання комп'ютерного зору в промисловості й на виробництві.

У цій області одна із самих популярних завдань - дослідження продукції на наявність дефектів або вад. Тому що комп'ютер при оптимальних

алгоритмах більш продуктивний чому людина, то програми, що використовують машинний зір, набагато ефективніше людей, які вручну перевіряють якість кожної деталі на виході. У таких завданнях звичайно заздалегідь відомі розташування об'єкта дослідження, його параметри й припустимий відсоток погрішності. Однак якщо розробляти програму, яка не буде знати про точне місце розташування об'єкта дослідження, то виникнуть більші труднощі. Якщо припустити, що камера, яка є "очима" програми, може не бути нерухомо закріплена, то вже тільки визначення розмірів самого об'єкта дослідження - не найпростіше завдання, тому що відстань до цього об'єкта може мінятися.

Із цього випливає найбільш важлива проблема - складність навчання комп'ютера вирішувати кілька завдань. Навіть якщо такі завдання несильно відрізняються друг від друга, необхідно написати алгоритм, який без допомоги людини точно зрозуміє, яке завдання йому необхідно розв'язати зараз.

Завдання розпізнавання символно - цифрових знаків актуальна тому що не існує ідеально правильної й точної системи по розпізнаванню тексту. На вхід цієї системи подається зображення з текстом, а на виході цієї системи визначається текст, який був знайдений на зображенні.

У цей час існує досить велика кількість систем розпізнавання символно - цифрових знаків, але не все з них є якісною й надійною продукцією. Системи з високою швидкістю й точністю розпізнавання є комерційними, засекреченими й дорогими, що не дозволяє здійснити їхнє масове впровадження.

Розроблювальна система автоматичного аналізу та сегментації цифрових зображень номерних знаків автомобілів з метою сегментації цифробуквенних символів (методом аналізу проєкцій) є частиною такої системи автоматичного виділення й розпізнавання номерних знаків по цифрових зображеннях

Потрібно розробити систему машинного зору для автоматичного аналізу цифрових зображень номерних знаків автомобілів з метою сегментації

цифробуквених символів (методом аналізу проєкцій). Реалізувати й досліджувати різні методи виділення цифробуквених символів. Система повинна включати персональний комп'ютер, а також засобу введення й аналізу цифрових зображень.

Вдосконалення систем розпізнавання номерних знаків має важливе значення для автоматизованого контролю автомобільного трафіку та в інших актуальних задачах автоматизації обслуговування транспортних засобів. В статті проаналізовано особливості існуючих систем і методів розпізнавання номерних знаків, визначено їх основні переваги та недоліки, представлено узагальнену структуру та покроковий алгоритм роботи компонентів подібних систем. Для підвищення ефективності процесу розпізнавання символів запропоновано використовувати в якості процесорного ядра тришарову штучну нейронну мережу прямого поширення, обґрунтовані вибір її виду, способів структурної організації та апаратної реалізації на програмованих логічних інтегральних схемах, а також застосування вдосконаленого алгоритму роботи системи розпізнавання номерних знаків.

Розробкою даної проблеми займалися багато науковців, представники різних галузей науки: Болотова Ю. А., Брюханов Ю. А., Пріоров А. Л. , Воскресенський Є.М., Царьов В.А., Гонсалес Р., Вудс Р., Лукьяніца А. А., Шишкін А. Г., Муригін К.В., Петров В.А., Федорін Д.В., Кралін А.Є та інші.

Але, незважаючи на це, сьогодні існує потреба у дослідженні, яке б узагальнило, систематизувало існуючі відомості з даної проблеми.

Враховуючи все вищесказане, нами й була обрана тема кваліфікаційної роботи: "Сегментація номерних знаків".

Об'єкт дослідження – Сучасний стан організації та розвитку наукових досліджень сегментації зображення.

Предмет – способи та методи сегментації номерних знаків

Метою роботи є дослідження існуючих методів і розробка власного алгоритму розпізнавання символів, забезпечення аналізу та обробки

інформації на зображенні з метою ідентифікації автомобільного номерного знаку.

Відповідно до мети були визначені наступні **завдання**:

- 1) Дати загально-теоретичну характеристику особливостей сегментації номерних знаків;
- 2) провести дослідження та аналіз основних методів сегментації номерних знаків;
- 3) організувати розробку алгоритму проведення сегментації номерних знаків.

Для розв'язання поставлених завдань нами були використані такі **методи дослідження**: теоретико-критичний аналіз літератури з теми дослідження; зіставлення, узагальнення і синтезування здобутої інформації тощо.

Робота може бути використана студентами ВНЗ для підготовки до семінарських занять, також може бути використана викладачами для проведення лекції, практик тощо.

Структура роботи. Робота складається зі вступу, трьох розділів, висновків, списку використаних джерел, що містить 51 найменування. Повний обсяг роботи: 77 сторінок.

РОЗДІЛ 1. ОСНОВНІ ХАРАКТЕРИСТИКИ ОСОБЛИВОСТЕЙ СЕГМЕНТАЦІЇ НОМЕРНИХ ЗНАКІВ

1.1. Загальна структура алгоритму автоматичного аналізу цифрових зображень номерних знаків з метою сегментації цифробуквених символів

Основна ідея сегментації номерних знаків на цифрових зображеннях полягає в тому, що незалежно від конкретного змісту номерний знак може бути розглянутий як прямокутна табличка, що містить у собі велику кількість контрастних цифро-буквених символів постійної висоти.

У силу цього, положення цифро-буквених символів на зображенні можуть бути отримані шляхом аналізу горизонтальної проекції контурного препарату й аналізу вертикальних проекцій вихідного зображення. При цьому спочатку визначається горизонтальна смуга, що містить у собі цифробуквенні символи, як рядок, у якому спостерігається значне число вертикальних контурів. Потім аналізується виділена горизонтальна смуга з метою визначення межсимвольних проміжків [31, с. 65].

Таким чином, розроблений алгоритм має наступну структуру:

- Виділення контурів на вихідному зображенні.
- Виділення горизонтальної смуги, що містить цифробуквенні символи.
- Збір і аналіз вертикальних проекцій яскравості й розмаху яскравості.
- Виділення цифробуквених символів на вихідному зображенні.

Далі докладно описаний кожний з етапів алгоритму.

На сьогоднішній день досягнуто значних успіхів при побудові систем відеофіксації і систем визначення автомобільних номерних знаків.

Однак існують невирішені проблеми при переході до більшої якості вхідної відеопослідовності через застосування фіксованих параметрів розміру і положення об'єкта в кадрі.

Існує клас задач, де особливої важливості набуває спрощення умов експлуатації системи розпізнавання автомобільних номерів, наприклад, спостереження і контроль руху транспортних засобів.

Технології, що ідентифікують автомобілі по номерних пластинах, є важливим аспектом контролю і безпеки дорожнього руху, і використовуються в різних областях: зони, що охороняються, підприємства, контроль дорожнього руху, заправні станції, автомобільні стоянки, контроль в'їзду і виїзду тощо.

Сегментація символів є важливим проміжним етапом при обробці зображень автотранспортних засобів з метою автоматичного зчитування автомобільного номера.

В рамках сформованих підходів до вирішення загальної задачі розпізнавання автомобільних номерів, сегментація символів проводиться після етапу визначення номерного знака і його нормалізації, і перед виконанням операції розпізнавання символів. Якість розпізнавання символів багато в чому залежить від якості проведеної сегментації, що визначає важливість цього етапу в циклі обробки вхідних даних в системах розпізнавання номерів. Невеликі відхилення у визначенні положення символів можуть бути враховані на етапі розпізнавання символів за рахунок використання методів, що допускають велику варіативність вхідних даних.

Це, як правило, призводить до збільшення обчислювальної складності етапу розпізнавання і не гарантує досягнення високої результативності розпізнавання.

Зараз в Україні існує 12 видів реєстраційних знаків транспортних засобів. В них можуть використовуватися українські літери, літери латиниці, цифри, а також малюнки[19]. Перший тип можна розділити на 2 підтипи. До першого підтипу належать номерні знаки для легкових та вантажних автомобілів, немаршрутних автобусів та мікроавтобусів, причепів, напівпричепів, причепів-розпусків. Їх розмір складає – 520x112мм, тіло – біле, символи – чорні. Літери ліворуч позначають регіон, праворуч – серію номерного знака.

До другого підтипу відносяться номерні знаки для маршрутних автобусів та мікроавтобусів і таксі. Розмір такий же як і у першого підтипу, колір – жовтий, літери – чорні. Номерні знаки другого виду можна розділити на 3 підтипи. Першому належать знаки для тимчасового використання, до 2-х місяців, на легкових і вантажних автомобілях, автобусах, мікроавтобусах, причепах, напівпричепах, причепах-розпусках. До другого підтипу відносять реєстраційні знаки транспортних засобів, видані торгівельним підприємством, для тимчасового використання (до 10 діб) на легкових і вантажних автомобілях, автобусах та мікроавтобусах, причепах, напівпричепах і причепах-розпусках. Вони мають позначку яка свідчить що знак видається торгівельними організаціями. Такі знаки мають серію в діапазоні T0 ÷ T9. Розмір – 520x112мм, тіло – червоне, символи – білі.

До третього типу реєстраційних номерних знаків відносяться номерні знаки для транспортних засобів з об'ємом двигуна, що не перевищує 50 куб.см. Їх розмір складає 140x114мм. Розрізняють 3 підтипи. Перший тип має біле тіло і чорні символи. До другого підтипу відносять номери для тимчасового використання. Третьому підтипу відносять номерні знаки видані торгівельним підприємством для тимчасового використання. Колір тіла – червоний, символи – білі. Мають серію в діапазоні T0 ÷ T9. Четвертий вид знаків, це номери для автотранспорту дипломатичних представництв, консульств, представництв міжнародних організацій і членів родин їхнього персоналу. До п'ятого типу номерних знаків відносять знаки для мотоциклів, мотоколясок і моторолерів. Розмір – 220x174мм, тіло біле, символи – чорні [24, с. 87].

До шостого типу відносять номерні знаки для тимчасового використання на мотоциклах, мотоколясках і моторолерах. Шостий тип номерів розділяють на чотири підтипи. Це номерні знаки які створюють за особистим замовленням.

До восьмого типу відносять номери для тракторів (самохідних машин) та причепів до них, що використовуються в сільському господарстві.

Видаються Держтехнаглядом Мінагрополітики. Дев'ятий тип номерів

розділяють на 2 підтипи. До першого належать номерні знаки для автомобілів і причепів до них та тракторів (самохідних машин), що належать ЗСУ, ДССТ, ДПСУ, ДСНС, ВВ МВС, ТСОУ, Національній Гвардії. Також існують номери особливого виду, наприклад номерні знаки посадових осіб МВС мають зображення прапорця, на якому по кількості зірок можна визначити ранг посадової особи. До другого підтипу належать номерні знаки для добровольчих батальйонів та волонтерських організацій, що допомагають військовим. Десятий тип належить номерним знакам для мотоциклів і причепів до тракторів (самохідних машин), що належать ЗСУ, ДССТ, ДПСУ, ДСНС, ВВ МВС, ТСОУ, Національній Гвардії.

До одинадцятого типу належать номерні знаки МВС України. Розмір – 520x112мм, тіло – блакитне, символи – білі. Вищі посадові особи МВС мають дещо відмінні номерні знаки. На них міститься ліворуч прапор України, а 7 праворуч символ МВС. Розмір – 520x112мм, тіло – блакитне, символи – білі.

Окрім вищих посадових осіб МВС, вищі посадові особи української влади також мають спеціальні номерні знаки на яких ліворуч зображено герб

України, праворуч прапор України. Їх розмір складає – 520x112мм, тіло – біле, символи – чорні. Посадові особи України також мають особливого формату номерні знаки. Ліворуч зображено прапор України, праворуч серія, яка виражає до якої установи належить посадова особа. Серії та діапазон номерів розподіляється наступним чином: 0-000ВР (народні депутати України), 1-000АП (Адміністрація Президента), 2-000ВР (автобаза Верховної Ради України), 3-000КМ (Кабінет Міністрів). Їх розмір складає – 520x112мм, тіло – біле, символи – чорні [43, с. 97].

Номерні реєстраційні знаки останнього дванадцятого типу належт Держгірпромнагляду і поділяються на 2 підтипу.

До першого належать номерні знаки для великотоннажного та технологічного транспорту (Видаються Держгірпромнаглядом). Розмір – 288x226мм, тіло – біле, символи – чорні. До другого підтипу належать номерні знаки для тимчасового використання на великотоннажному та технологічному

транспорті (Видаються Держгірпромнаглядом). Розмір – 140x114мм, тіло – червоне, символи – білі. Де ТР - обов'язкова позначка, АА - код регіону.

Слід згадати що реєстраційні номерні знаки України з деякими кодами регіонів повністю повторюють болгарські та попередні іспанські. Тому неможливо швидко ідентифікувати до якої країни вони належать. Це стосується чотирьох регіонів Іспанії з кодами: ВА, ВІ, СА, ІВ; та п'яти регіонах Болгарії з кодами: ВТ, ВН, СА, СВ, СН, КН. Така різноманітність автомобільних номерів потребує детального аналізу і чіткого планування системи розпізнавання.

Аналіз сучасної науково-технічної літератури показує, що одними з перспективних підходів виявлення текстових символів на цифрових зображеннях є методи, засновані на:

- визначенні ключових особливостей або особливих точок на цифровому зображенні [31, с. 65];
- обчисленні дескрипторів областей інтересу;
- комбінованому використанні двох зазначених підходів.

Для задач розпізнавання об'єктів актуальним залишається пошук алгоритмів, що працюють без внесення апріорних відомостей про властивості об'єкта і дозволяють ідентифікувати реєстраційний знак в умовах наявності перешкод на телевізійних зображеннях. Тому на сучасному етапі розвитку науки і техніки – розробка та аналіз алгоритмів детектування, сегментації і класифікації символів являється актуальним завданням.

1.2. Сучасні системи розпізнавання реєстраційних знаків транспортних засобів.

Розпізнавання номерів передбачає вирішення низки нетривіальних питань. Якщо автомобільний номер розташований строго горизонтально, освітлений рівномірно, має чисту поверхню, чітко помітні букви, що не «злипаються» ні між собою, ні з рамкою, то розпізнати такий номер для

системи машинного зору не важко. Але на практиці такі умови рідко зустрічаються: частіше всього освітлення нерівномірне, на зображенні з камери є різні шуми, а сам номер може бути розташований під істотним кутом до горизонту і покритий плямами бруду, що ускладнює як розпізнавання безпосередньо символів номерного знаку, а й визначення місцезнаходження номера на зображенні [29 ,с .54].

Для вирішення перерахованих проблем розробниками систем автоматичного розпізнавання номерів застосовуються різноманітні методи обробки і аналізу зображень : розрахунок статистик інтенсивності, частотна фільтрація, різні методи бінаризації і т.д..

Внаслідок різноманітності зовнішніх умов, в яких доводиться працювати системам автоматичного розпізнавання автомобільних номерів, методики, використовувані при їх створенні, можуть значно відрізнятись.

Однак всі наявні на сьогоднішній день системи мають загальну структуру, представлену на рис. 1.1.



Табл. 1.1. Схема системи автоматичного розпізнавання автомобільних реєстраційних знаків

Деякі системи краще справляються з забрудненими номерами, деякі здатні працювати в умовах слабкої освітленості тощо.

Підсистема нижнього рівня служить для отримання первинних даних, в якості якої можуть бути використані пристрої відеозахоплення або ірвідеокамери. Далі слід підсистема цифровий обробки даних, яка складається з таких блоків:

Формування зображення. Отримане з камери зображення надходить на вхід системи з метою його подальшої обробки і аналізу. Дана операція має найважливіше значення і від використовуваних тут програмно-апаратних засобів залежить працездатність всієї системи в цілому [37, с. 85].

Детектування номерного знака. Використовується для виявлення об'єктів, що цікавлять - номерних пластин з метою їх подальшого аналізу.

Сегментація номерного знака. На даному етапі відбувається поділ детектированого номерного знака на окремі символи за допомогою побудови розділових ліній між ними на основі найменш важливих пікселів і з метою їх подальшого розпізнавання.

Класифікація текстових символів. Сегментовані на попередньому етапі символи діляться на 21 клас, екземпляри яких є цифрами та літерами українського алфавіту, допустимими для використання на державних автомобільних реєстраційних знаках в Україні. Надалі планується також класифікація іноземних автомобільних номерів.

До методів розпізнавання, що базуються на навчанні, в першу чергу, належать багатошарові нейронні мережі та методи опорних векторів. Як правило, вони забезпечують більшу точність розпізнавання, ніж методи порівняння з шаблонами. Однак при цьому зростає час обчислень. Для його зменшення потрібно акуратне виділення найінформативніших характерних ознак. В Україні вже використовуються розробки, що стосуються САРН.

Розглянемо їх детальніше. Апаратно-програмний комплекс “Потік”.

Його функції:

- зчитування номерних знаків автомобілів, що проїжджають через зони контролю (передні та задні номерні знаки);
- перевірка зчитаних номерних знаків автомобілів за базами даних “Свій/Чужий” як за повним символьним рядом, так і за окремими його елементами (за частково відомим номерним знаком);
- візуальне і звукове сповіщення оператора про виявлення збігу розпізнаного номерного знака із записом у базі даних, якщо це необхідно, або автоматичне виконання дій зовнішніх пристроїв (шлагбаума, світлофора), які дозволяють проїзд на територію, що охороняється;
- формування і зберігання бази даних розпізнаних номерних знаків автомобілів із зазначенням дати і часу фіксації, напрямку та смуги руху, а також відеозображення самого автомобіля (журнал реєстрації);
- отримання статистичної інформації з журналів реєстрації: списки автомобілів, залишених на стоянці до певного часу із зазначенням часу перебування на її території, вся статистика в’їздів і виїздів автомобілів на територію, що охороняється, статистика за кожним конкретним автомобілем;
- контроль часу перебування на стоянці [45 ,с. 76];
- контроль в’їзду та виїзду: дозволений, повторний, заборона за часом, заборона за місцем проїзду. У разі фіксації виїзду оператору автоматично надаються два зображення: останніх в’їзду та виїзду (для виключення розкрадання транспортних засобів зі стоянки);
- виключення контролю для службових автомобілів.

Система “Авто-Інспектор”.

Основні функціональні можливості:

- розпізнавання реєстраційного номера автомобіля, виявлення автомобіля в кадрі;
- розпізнавання всіх видів українських номерів, можливість адаптації до стандартів номерів будь-якої країни світу;
- успішна робота модуля в будь-яких погодних умовах;
- вибір кадру з оптимальним розміром і чіткістю реєстраційного номера;

- одночасне розпізнавання в зоні контролю декількох номерів (переведення відеозображення в текстовий формат);
- ефективна взаємодія з різними охоронними системами;
- запис кожного проїзду, в'їзду/виїзду транспортних засобів; створення баз даних: автомобільних номерів, спеціальних стоп-кадрів від 2 камер зі збереженням інформації про час, дату, напрямок проїзду, розпізнаний номер автомобіля, його відеозображення;
- зіставлення розпізнаного номера з інформацією бази даних (власної або зовнішньої);
- наявність архіву і можливість роботи з ним: виведення на друк зображення автомобіля, сортування даних у базі за заданими ознаками;
- у разі виявлення номера з контрольного списку (наприклад, список машин, які викрадено) “Авто-Інспектор” оповіщає про це оператора (подає звуковий сигнал) [24, с. 86].

Можливості системи “Спецлаб-Трафік”:

- розпізнавання всіх однорядкових номерів, які видаються в країнах ближнього і далекого зарубіжжя;
- одночасне розпізнавання до 20 номерів на одному кадрі (більша кількість номерів просто не поміститься в кадрі з необхідною якістю зображення);
- оптичне визначення швидкості руху автотранспорту за швидкістю зміни рамки номера;
- визначення найкращого номера з послідовності певних номерів для однієї машини (якщо номер машини визначено кілька разів);
- прискорена робота за зонами пошуку;
- використання чотирьох алгоритмів розпізнавання номера для підвищення ефективності;
- регулювання швидкості розпізнавання;
- робота як з власним архівом, так і з іншими базами даних.

Програмне забезпечення “Трафік-КОНТРОЛЬ” призначено для автоматизованого контролю транспортного потоку і має такі функціональні можливості:

- одночасне зважування та розпізнавання номера автомобіля;
- розпізнавання державного номера транспортного засобу;
- пошук відповідності між визначеним державним номером і наявними номерами в БД;
- визначення швидкості руху транспортних засобів;
- централізована реєстрація та обробка подій, генерація оповіщень і керівних впливів відповідно до алгоритмів, що гнучко налаштовуються;
- формування фото- і відеоархіву [31, с. 43].

У результаті аналізу основних завдань підрозділу митного оформлення, що безпосередньо здійснює митний контроль та митне оформлення товарів і транспортних засобів, які переміщуються через митний кордон України відповідно до митного законодавства, з метою сприяння безперебійному пропуску товарів і транспортних засобів через митний кордон України з проведенням необхідного обсягу митних процедур, а також забезпечення ефективного обліку вантажних транспортних засобів, що переміщуються територією автотерміналу, доцільно використовувати спеціально розроблену інформаційну систему для обліку вантажних транспортних засобів із можливістю розпізнавання зображень номерів транспортних засобів.

1.3. Обґрунтування ефективності застосування сегментації номерних знаків

Огляд існуючих методів сегментації символів не приніс користі для конкретного завдання. Розглянуті методи застосовуються лише для вертикального розрізу "склеєних" символів. У даному завданні символи потрібно відокремлювати від можливої тіні зверху або знизу номерного знака. Тому довелося розробити евристичний алгоритм сегментації.

Сегментація проходить ліворуч праворуч. Шукається точка, підозріла на приналежність символу. Зображення сканується вертикальними смугами. Маючи імовірність тіні, пропускаємо точки пов'язані з верхи й низом растру. Точка, що не має такого зв'язку, передається алгоритму виділення символу [30, с. 62].

Алгоритм пошуку точки, підозрілої на приналежність символу

1. Стартовою стає сама ліва вертикальна лінія пікселів.
2. Починаючи від верхнього пікселя, спускаємося вниз, поки не зустрінемо білий піксель. Так ми отримуємо верхню границю області пошуку.
3. Починаючи від нижнього пікселя, піднімаємося нагору, поки не зустрінемо білий піксель. Так ми одержуємо нижню границю області пошуку.
4. У виділеній області пошуку шукаємо першу чорну крапку, що попалась. Якщо така не знайдеться, то поточною стає наступна лінія по напрямку вправо. Переходимо на крок 2.
5. Знайдена точка передається алгоритму виділення символу.

Від обраної точки будується чотирьохзв'язна область. Таким чином, виділяється символ. Накладаються обмеження на ширину області, враховуючи можливі зливання символів тінню й брудом. Далі впливає опис алгоритму, заснованого на методі нарощування меж. Метод створений таким чином, що в ньому враховується ймовірність появи тіні на номерній пластині зверху або знизу.

Рекурсивний алгоритм виділення символу

1. Точка позначається як приналежна символу.
2. Якщо верхня сусідня точка є чорною, то перехід на крок 1.
3. Якщо нижня сусідня точка є чорною, то перехід на крок 1.
4. Визначаємо можливість розгляду сусідніх крапок ліворуч і праворуч. Для цього досліджується вертикальна лінія пікселів, у якій перебуває поточна точка.
 - а. Якщо верхній піксель є білим, то перехід на крок 5.

- b. Спускаємося вниз по лінії, поки не зустрінемо білу крапку, якщо така не знайдеться, то переходимо на крок 5
- c. Продовжуємо рух униз, поки не зустрінемо чорну крапку, якщо така не знайдеться, то переходимо на крок 5
- d. Якщо нижній піксель є білим, то перехід на крок 5.
- e. Піднімаємося нагору по лінії, поки не зустрінемо білу крапку, якщо така не знайдеться, то переходимо на крок 5
- f. Продовжуємо рух нагору, поки не зустрінемо чорну крапку, якщо така не знайдеться, то переходимо на крок 5
- g. Якщо ліва сусідня точка є чорною, то перехід на крок 1.
- h. Якщо права сусідня точка є чорною, то перехід на крок 1.
- 5. Вихід з рекурсії [18 ,с. 65].

Кроки 4.a-4.f є доробкою, і несуть у собі наступний зміст. Бічні сусідні точки розглядаються тільки в тому випадку, якщо лінія, у якій перебуває поточна точка, полягає більш ніж із двох відрізків різного кольору. У переважній більшості випадків інша структура лінії вказує на те, що чорні точки належать тіні, і розглядати їх нема потреби.

На виході одержуємо обрамлення символу. Наступна підозріла точка шукається від правої границі раніше виділеного символу. У підсумку одержуємо набір обрамлень, з яких виділяють символ. Дрібні обрамлення віддаляються.

Для цього обчислюється середня ширина символів. Перший і останній обрізаються відповідно праворуч і ліворуч, тому що можуть зливатися з тінню або брудом. Інші символи розширюються або звужуються до потрібної ширини. На закінчення, відбувається вирівнювання по висоті.

Сегментація символів ґрунтується на використанні моделей розташування символів на номері. В ході зіставлення різних моделей з реальним зображенням визначається модель, що має найкращу відповідність, параметри якої використовуються для отримання координат символів. Такий

підхід дозволив також визначати тип номера і приналежність символу до букв або цифр, що полегшує їх подальше розпізнавання.

Запропонований алгоритм нормалізації і сегментації символів дозволяє використовувати його в системах розпізнавання автомобільних номерів.

Нормалізація зображення номерного знаку проводиться у два етапи. На першому етапі визначається кут повороту номера в площині зображення. На другому - виконується алгоритм отримання нормалізованого зображення номера з вихідного зображення з урахуванням кута його повороту (рис. 1.3.).

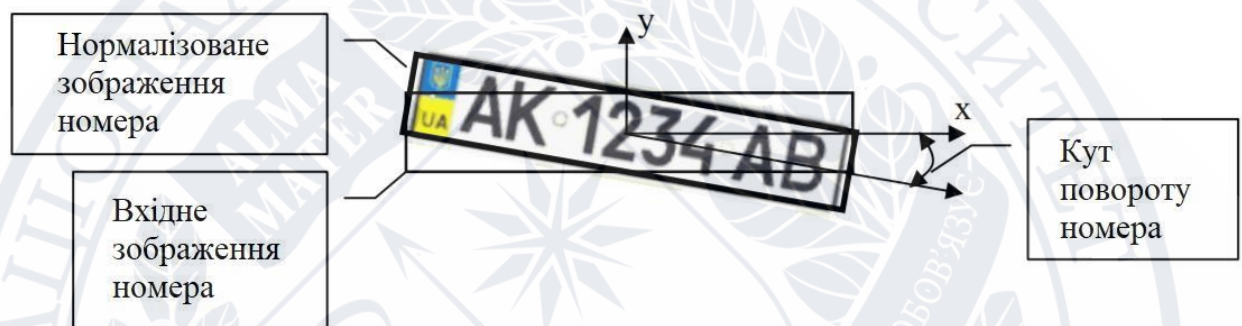


Рис. 1.3. Схема отримання нормалізованого зображення номера

Для повороту області зображення, що відповідає нормалізованому номеру, використовується алгоритм, заснований на відповідному афінному перетворенні координат. Для зменшення спотворень зображення при повороті, пов'язаних з його дискретним характером, використовується метод, заснований на білінійній інтерполяції по найближчих чотирьох пікселях.

Визначення кута повороту зображення номерного знаку виконується з використанням декількох етапів обробки та аналізу зображень.

Виділяють чотири групи методів розпізнавання:

- нейронні мережі. Для початку вибирається вид нейронної мережі та відбувається налаштування коефіцієнтів. Далі на вхід НМ подається об'єкт для розпізнавання, а група рецепторів мережі відповідає за прийом своєї характеристичної властивості [23, с. 76];

- структурні та синтаксичні методи. Вони полягають у тому що спочатку відбувається розбір об'єкта на елементи, потім будується правило на основі входження окремих елементів та їх послідовностей;

- статистичні методи. В основі даних методів лежить уявлення про клас розпізнаваних об'єктів як про реалізацію деякої випадкової величини. Цю випадкову величину з визначеними статистичними характеристиками називають статистичною моделлю класу розпізнаваних об'єктів;

- порівняння із зразком. Спершу застосовується геометрична нормалізація і вимірюється відстань до прототипу (метрика). І якщо ми наприклад маємо відскановане зображення символу, а також колекцію зображень усіх букв абетки (зразків), і перед нами стає завдання визначити, якій саме літері алфавіту відповідає зображення символу, то можна вважати за розв'язок масштабування відсканованого зображення до розмірів зразків і вибір того, відстань до якого мінімальна [34, с. 96].

Розпізнавання образів – завдання ідентифікації об'єкта, визначення будь-яких його властивостей по його зображенню та віднесення його до множини образів за визначеним правилом. Наприклад, у нас є різне насіння, зібране після врожаю, яке треба поділити на групи. Припустимо, що ми будемо робити це відповідно до розміру насіння. Тобто ми маємо об'єкт «насіння», і згідно зі властивістю «розмір» ми віднесемо насіння або до образу «соняшник», або до образу «просо».

Виділимо найбільш важливі кроки у процедурі розпізнавання:

- сприйняття образу. На цьому етапі проводять отримання значень характеристичних властивостей об'єкта;

- попередня обробка. На цьому етапі проводиться нормалізація.

Основними труднощами є спотворення різного роду: геометричні, дія фону та шумів [12];

- виділення характеристик (індексація). На цьому етапі вимірюються характеристичні властивості об'єкта.

- сегментація. В найпростішому випадку сегментація зводиться до пошуку «однорідних» областей [15, с. 88];
- класифікація (прийняття рішення).

В даний момент існує безліч програмних систем і апаратно-програмних комплексів розпізнавання реєстраційних номерів автомобілів по фотографіях з відеокамер спостереження. Практично в кожній системі розпізнавання процес розпізнавання реєстраційного номера автомобіля складається з наступних основних етапів: попередня обробка, сегментація і розпізнавання. Етап розпізнавання символів є найважливішим і може бути здійснений трьома типами методів – шаблонними, структурними і ознаковими.

В ознакових методах усереднене зображення кожного символу представляється як об'єкт в n -вимірному просторі ознак. Отриманий n -мірний вектор порівнюється з еталонними векторами, і зображення відноситься до найбільш підходящому з них. Одним з ознакових методів є адаптивне розпізнавання з використанням нейронних мереж. Цей метод може бути використаний і для розпізнавання елементів реєстраційних номерів автомобілів та полягає в наступному:

1. Виявлення і виділення горизонтального фрагмента зображення, що імовірно містить реєстраційний номер автомобіля.
2. Виявлення і виділення з горизонтального фрагмента зображення реєстраційного номеру автомобіля.
3. Виявлення і виділення елементів реєстраційного номера автомобіля із фрагменту зображення що його містить.
4. Розпізнавання елементів реєстраційного номера автомобіля.
5. Корекція елементів реєстраційного номера автомобіля відповідно до його типу.

З огляду на досить велику інформативність одержуваних з відеокамер фотографій автомобілів, необхідно обмежити зону виділення і подальше розпізнавання їх реєстраційних номерів до зони, що аналізується. Для цього

необхідно визначити координати області, в межах якої розташовуються реєстраційні номери автомобілів на всіх фотографіях з відеокамери.

Далі необхідно з аналізованої області зображення виділити горизонтальний фрагмент, що імовірно містить автомобільний номер. Це можна зробити, наприклад, наступним чином: обчислити для всіх горизонтальних піксельних ліній їх колірну інтенсивність, тобто визначити колірну інтенсивність вертикальної проекції зображення [21, с. 86].

Здебільшого вони базуються на бінаризації, виділенні контурів, морфологічній обробці зображень. При цьому передбачається, що вихідне кольорове зображення перетвориться в півтонову форму. Бінаризація зображень полягає в поділі всіх пікселів півтонового зображення по яскравості на два класи - об'єкт і тло. У системах автоматичного розпізнавання номерів можуть застосовуватися як методи глобальної, так і локальної бінаризації зображень. Однак адаптивні підходи є більш кращими через можливість компенсувати вплив перешкод на різні ділянки зображення, наприклад, розподіл тіней через неоднорідність висвітлення. Разом з бінаризацією може також застосовуватися виділення контурів [1]. Для усунення дрібних деталей і розривів часто застосовуються морфологічні методи обробки зображень. У результаті зазначених процедур формуються зв'язані послідовності крапок бінарного зображення - контури. На заключному етапі процедури локалізації визначається, який з отриманих контурів є границею області автомобільного номера.

Таким чином, можна запропонувати наступний алгоритм локалізації області автомобільного номера на зображенні:

- 1) перетворити вихідне кольорове зображення, що містить автомобільний номер, у півтоновий вид;
- 2) виконати обробку зображення градієнтними операторами, наприклад, Собела або Превітт, результатом якої є зображення, значення кожного пікселя якого дорівнює модулю градієнта у відповідній крапці вихідного зображення;

- 3) виконати адаптивну бінаризацію зображення, отриманого на попередньому кроці;
- 4) виконати операцію морфологічного закриття із прямокутником у якості структуруючого елемента;
- 5) визначити контури на зображенні;
- 6) визначити області, обмежені контурами;
- 7) вибрати область, параметри якої відповідають автомобільному номеру.

Альтернативний підхід для локалізації області автомобільного номера на зображенні базується на методі Віоли - Джонса, розробленому й представленою в 2001 р. П. Віолою й М. Джонсом. Метод Віоли - Джонса є одним з найвідоміших методів пошуку об'єктів на зображенні в реальному часі. Даний підхід дозволяє знаходити область номера в складних і нетипових умовах. Метод Віоли - Джонса заснований на застосуванні набору ознак Хаара. Ознака Хаара складається із суміжних прямокутних областей, які позиціонуються на зображенні, далі відбувається підсумовування інтенсивності пікселів в областях, потім між сумами обчислюється різниця. На етапі виявлення заданої області в методі Віоли - Джонса використовується вікно певного розміру, яке переміщається по зображенню. Ознака Хаара розраховується для кожної області зображення, над якою проходить вікно. Наявність або відсутність предмета у вікні визначається різницею між значенням ознаки й так званим порогом. Високу точність виявлення заданих об'єктів на зображенні забезпечує каскадний класифікатор [8, с. 34].

Підходи, засновані на аналізі контурів, дозволяють знаходити номер різного розміру й під різним нахилом. Однак у них є кілька недоліків:

- 1) на зображенні автомобіля може бути багато прямокутних об'єктів, схожих своїми обрисами на автомобільний номер;
- 2) відносно висока трудомісткість обчислень - навіть на зображенні невеликого розміру час виявлення може досягати декількох секунд;

3) вони засновані на аналізі границь номера, що не завжди можливо в реальних умовах. Наприклад, на зображеннях запилених автомобілів можуть бути відсутні чітко виражені границі.

Більш ефективним для локалізації номера представляється підхід на основі методу Віоли - Джонса. Відповідна процедура фактично аналізує шукану область на предмет наявності в ній характерних для номера відношень, крапок або градієнтів, виявлених на етапі навчання на позитивних і негативних прикладах. При цьому, використовуючи деякі відомі співвідношення, можна ще більше підвищити ефективність пошуку. Наприклад, початкове значення скануючого вікна можна задати виходячи з розмірів автомобільного номера 520×115 мм відповідно ДО ДЕРЖСТАНДАРТУ Р 50577 - 93. Недоліком даного підходу є відносно невисокий ступінь інваріантності і проекційним викривленням об'єктів на зображення [29 ,с. 51].

Після локалізації області зображення з автомобільним номером необхідно сформувати зображення, що містить тільки номер, і виконати його нормалізацію. У найпростішому випадку нормалізація полягає в повороті відповідної прямокутної області таким чином, щоб його орієнтація збігалася з орієнтацією осей системи координат зображення. Але, як правило, часто доводиться виконувати обрізання рамки номера по горизонталі й по вертикалі. Крім того, можна виконати фільтрацію з метою шумозаглушення або підвищення контрасту.

РОЗДІЛ 2. ДОСЛІДЖЕННЯ ТА АНАЛІЗ ОСНОВНИХ МЕТОДІВ СИГМЕНТАЦІЇ НОМЕРНИХ ЗНАКІВ

2.1. Способи зображення образу зображення на комп'ютері

Згідно із сучасними цифровими технологіями існує 2 типи зображень: векторне й растрове.

При векторній графіці надання картинки засноване на математичному описі елементарних об'єктів, таких як кола, лінії, точки і так далі. При масштабуванні векторних зображень відбувається перерахування цих формул і такі візуальні елементи, як лінія, коло або будь-яка інша геометрична фігура, залишаються незмінними. Таким самим залишається і якість картинки в цілому. Крім того, розмір файлів, у яких утримуються векторні зображення, значно менше, чим файли з растровою графікою такої ж якості, навіть якщо мова йде про зображення значного розміру з гарною деталізацією. Доповнює гідності векторної графіки робота як з окремими примітивними об'єктами, так і наявність можливості поєднувати їх у групи, зливати, обрізати й виконувати ще дуже велика кількість різних дій. Найбільш популярні векторні формати: SVG, AI. Векторна графіка використовується для ілюстрацій, іконок, логотипів і технічних креслень, але складна для відтворення фотореалістичних зображень, як презентовано на рис. 2.1.

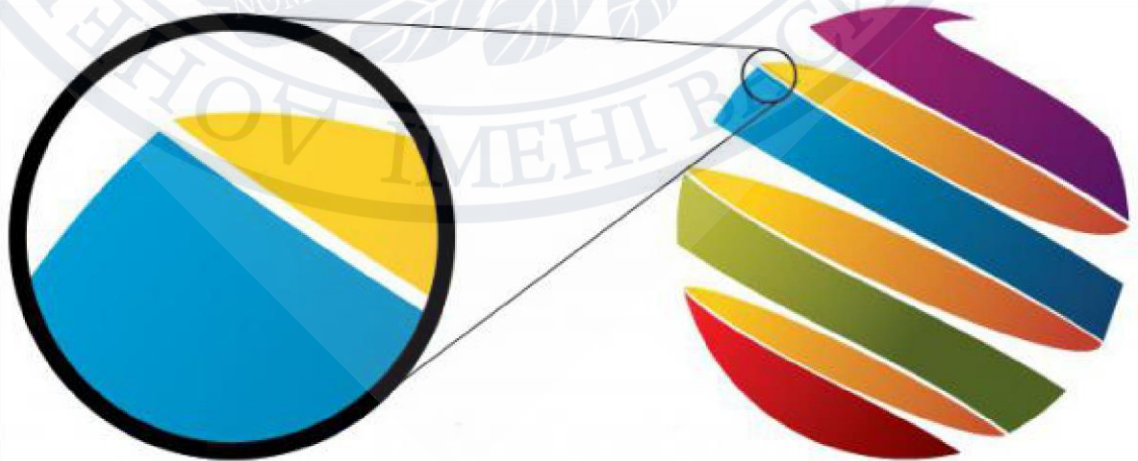


Рис. 2.1. Приклад векторної графіки

При растровому підході дані представляються у вигляді матриці, елементами якої є пікселі. Найпоширеніші растрові формати: JPEG, PNG. Растрові зображення використовують для передачі плавного переходу кольорів, безлічі відтінків. Найпоширеніше застосування - обробка світлин, створення колажів і т.д. Растрова графіка дозволяє створити практично будь-яке зображення, незалежно від складності, навідрізну, наприклад, від векторної, де неможливо точно передати ефект переходу від одного кольору до іншого без втрат у розмірі файлу. Растрова графіка зручна для створення якісних фотореалістичних зображень, цифрових малюнків і світлин. Растрові зображення звичайно зберігаються в стисломому виді. Залежно від типу стиснення - може бути можливо або неможливо відновити зображення в точності таким, яким воно було до стиску. Приклад растрової графіки представлено на рис. 2.2.



Рис. 2.2. Приклад растрової графіки

Для півтонового зображення пікселі приймають значення в діапазоні $[0, 255]$, що відповідає насиченості. Для кольорового – колір у представленні якого небудь формату. Кількість координат у всіх моделях рівно трьом, відповідно нам не важливо який саме формат використовувати, у кожному разі кількість інформації, що запам'ятовується, щодо півтонового зображення

зросте в три рази. У чорно-білому зображенні пікселі приймають тільки два значення: 1 і 0, що відповідає білому й чорному кольору.

2.2. Дослідження методів локальної обробки зображення

Локальна гранична обробка характеризується тим, що зображення розбивається на підобласті, у кожній з яких для сегментації використовується своє значення порогу. Основні проблеми при такому підході – це те, як розбити вихідне зображення і як оцінити поріг для кожної отриманої області. Оскільки поріг, застосовуваний для кожного пікселя, виявляється залежним від характеристик підобласті, що містить даний піксель, то таке граничне перетворення є адаптивним [29, с. 86].

Метод Бернсена

Для схематичних і картографічних зображень використовується метод Бернсена. Усе зображення ділиться на квадрати $g \times g$ (g - непарне) із центром у крапці (m, n) . Для кожного пікселя зображення в межах квадрата використовується поріг, що має значення

$$t(m, n) = \frac{j^{high} - j^{low}}{2}$$

де j^{high} та j^{low} є відповідно найменшим і найбільшим рівнем яскравості у квадраті. Якщо в прийнятій області використовуваний захід контрасту задовольняє умові

$$G(m, n) = (j^{high} - j^{low}) \leq \varepsilon$$

где ε - задана гранична величина, те досліджуваний квадрат містить об'єкти тільки одного класу: об'єктів або тла. У випадку, наприклад, документів з текстом такі пікселі класифікуються як області тла, тому що рідко трапляється ситуація, щоб знак на зображенні займав великий простір.

Дослідження показують, що найкращі результати досягаються для значень $\varepsilon = 15$ та $r = 15$.

Метод Ейквіла

В запропонованому методі граничної обробки використовуються два вікна r і R , з яких більше по розмірах (вікно R) служить для обчислення значення порога, у той час як менший (вікно r) визначає область зображення, у якій буде використовуватися отриманий поріг. Обидва вікна переміщуються паралельно по зображенню із кроком, рівним розміру меншого вікна r , і що раз для всіх елементів вікна R обчислюється оптимальний поріг. Якщо обчислені середні значення μ^0 і μ^1 різняться сильно й для них виконується умова $|\mu^0 - \mu^1| \geq \varepsilon$, де ε – заданий параметр, то пікселі усередині вікна r зазнають бінаризації відповідно до обчисленого порога. Якщо ж $|\mu^0 - \mu^1| < \varepsilon$, то всі пікселі усередині вікна r відносяться до класу з найближчим середнім значенням. Звичайно в даному методі використовуються наступні значення параметрів [32, с. 89]

$$r = 3 \times 3, R = 15 \times 15 \text{ та } \varepsilon = 15.$$

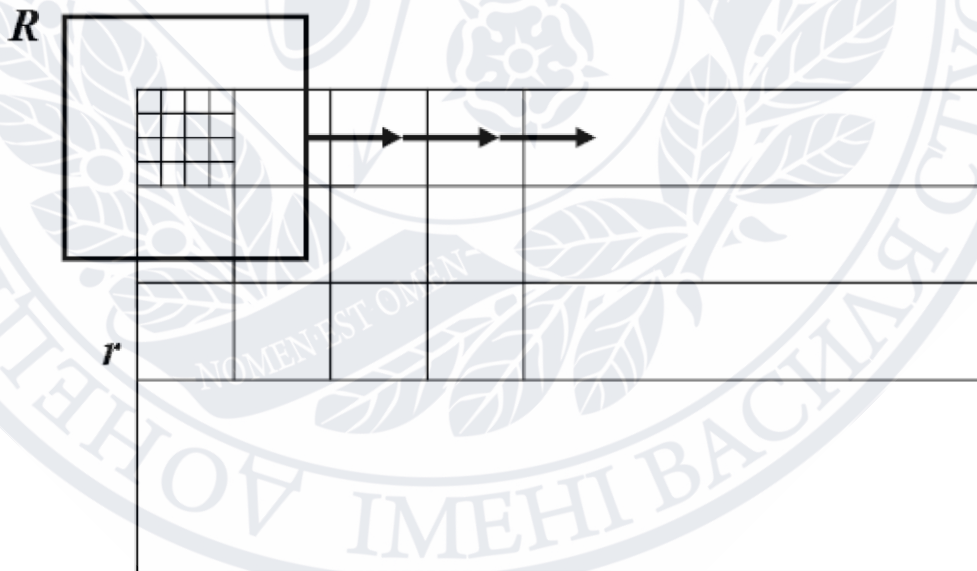


Рис. 2.3. Граничні області

Метод Ніблацка

Розглянемо ще один приклад техніки локальної граничної обробки. У даному методі для кожного пікселя зображення використовується своє значення порога. Визначення величини порога відбувається на основі

обчислення локального середнього й локального середньоквадратического відхилення. Значення порога в крапці з координатами (m, n) обчислюється відповідно до формули:

$$t(m, n) = \mu(m, n) + k\sigma(m, n),$$

де $\mu^{(m,n)}$ – середнє, а $\sigma^{(m,n)}$ – середньоквадратичне відхилення в локальній околиці точки зображення (m, n) .

Розмір околиці повинен вибиратися таким чином, щоб, з одного боку, при обробці зберігалися локальні деталі, а з іншого - щоб можна було усунути шуми. Експериментальні дослідження показують, що для вікна

$r = 15 \times 15$ і коефіцієнта $k = -0.2$ вдається одержати на зображенні добре розділені об'єкти й тло.

2.3. Існуючі методи сегментації зображення

Існує кілька методів обробки зображень, такі як зменшення шуму, поліпшення якості, виділення потрібних, придушення непотрібних областей і інші. Обробка зображення не завжди має на увазі поліпшення картинки для людини. Навіть у тому випадку, коли обробка необхідна саме для поліпшення картинки для людини, неможливо знайти такий вирішення, який може використовуватися майже у всіх випадках. Тому що краса - дуже суб'єктивне поняття й ще не вивчено що наш мозок вважає гарним, а що ні, щоб навчити так думати комп'ютер [40, с. 65].

Тому різні методи обробки спрямовані в першу чергу на поліпшення чого-небудь одного, не обертаючи уваги на те, що якийсь інший елемент картинки може бути погіршений внаслідок цієї операції.

Методи видалення шуму

Шум на картинці - це деяка випадкова величина, яка на одній і тій же сцені зображується по-різному. Він може виникати по різних причинах, від розтягання\стиснення зображень до поганої якості записуючого обладнання.

Існують 3 основних види шумів:

а) імпульсний, пікселі значення яких значно відрізняються від значень навколишніх їхніх пікселів;

б) сіль і перець, де є випадкові чорні й білі пікселі;

в) Гаусовий шум, у якому відбуваються коливання яскравості й розподіл по нормальному закону.

Існує кілька способів вирішення даної проблеми. Якщо побрати статичну камеру й відзняти n знімків, то на всіх знімках шум буде різний. При усередненні всіх варіантів зображень шум зникне. Але для даного підходу необхідні знімки, які точно дублюють один одного, що мало досягне на практиці.[18, с. 36]

Другий спосіб полягає в усередненні не по декільком картинкам, а по області на одній. Такі операції мають назва "фільтрація". Вони працюють у такий спосіб: кожний піксель замінюється середнім зваженим значенням по якійсь околиці, названій ядром фільтра.

Асоціативність дозволяє провести операцію згортки спочатку для всіх фільтрів між собою, а після цього згорнути зображення отриманим фільтром. Це помітно прискорює швидкість виконання, щодо послідовного застосування кожного фільтра до зображення.

Якщо обробка внутрішніх пікселів зображення очевидна, то при обробці граничних випадків фільтр виходить за межі зображення.

Існує кілька способів вирішення даної проблеми:

1. Відкидання пікселів, які не змогли пройти обробку. Тобто на виході вийде зображення, менше оригіналу.

2. Доповнення пікселів зовні кольором (звичайно чорним), з наступним відсіканням доданих меж. При такому підході на всіх границях може бути присутнім рамка чорного кольору.

3. Замикання картинки. Уважається, що картинка - це розгорнута фігура. У такому випадку верхня границя додається пікселями нижньої частини зображення, ліва - правої і так далі. Але якщо припущення про замкнутість зображення неправильні, і колір на протилежних границях відрізняється, то як і в минулому випадку утворюється рамка іншого кольору.

4. Повторення меж. Доповнені пікселі - дублювання оригінальних меж зображення. При наявності фігур на границях, які витягнуті уздовж цієї осі (наприклад, похила пряма з невеликим кутом), фільтрація утворює викривлення на граничних пікселях [20, с. 46].

5. Відображення меж. У цьому випадку пікселі не повторюються, а дзеркально відбиваються, що в середньому випадку покаже кращий результат.

У всіх способах, крім першого, вихідне зображення по розмірах збігається з обробленим.

Найпоширеніший фільтр - фільтр Гаусса. Він зменшує вплив пікселя на сусідні пікселі й робить вплив околиці рівномірним.

Використовується наступна формула:

$$F_{gauss}(i, j) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp(-i^2/2\sigma^2 - j^2/2\sigma^2),$$

де (i, j) - координати обраної точки, σ - радіус околиці.

Як видно по формулі, функція швидко убиває до нуля при віддаленні від досліджуваної точки (при збільшенні σ). Цей фільтр має круглу форму, що близько до реального розмиття від розфокусованих лінз, як представлено на рис. 2.4.

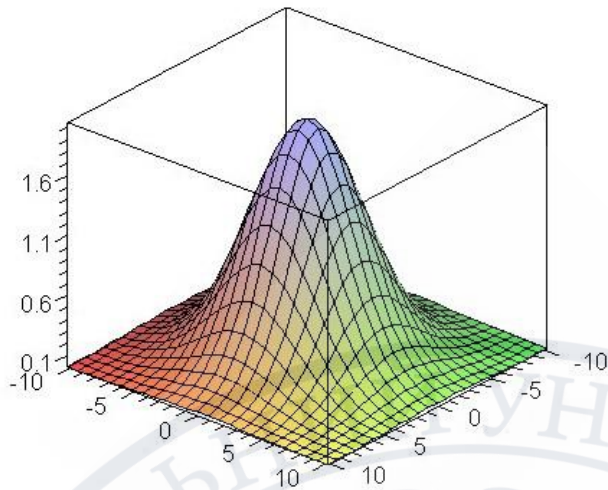


Рис. 2.4. Приклад ядра Гаусса

Нелінійні методи усунення шуму

При застосуванні фільтра Гаусса до шуму типу "Сіль і перець", у результаті усереднення білі пікселі не зникнуть, а залишаться й перетворяться в сірі. Для усунення такого шуму використовують медіанний фільтр. Принцип роботи наступний: береться околиця точки, сортуються всі значення в цій околиці й вибирається те, яке стоїть посередині [19, с. 54].

Даний фільтр стійкий до викидів, на відміну від фільтра Гауса. Нехай ϵ функція без сильних коливань f , у деякій крапці x $f(x)$ різко відрізняється від інших. При використанні лінійного фільтра скривиться вся функція. Однак якщо використовувати медіанний фільтр, то це значення зміниться на значення посередині у відсортованій області пікселів. На рис. 2.5. показані різниця двох фільтрів.

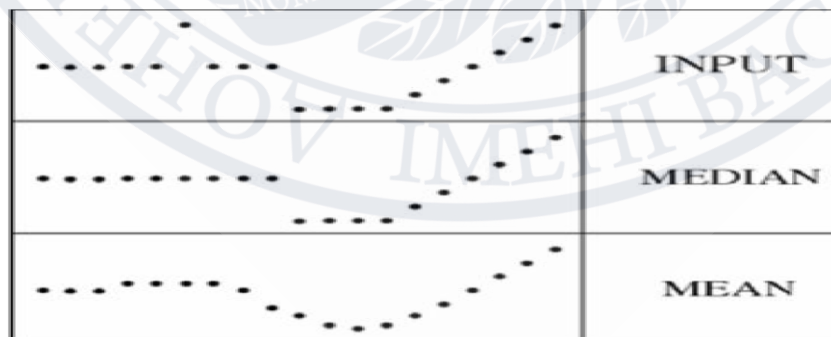


Рис. 2.5. Різниця медіанного фільтра (Median) і фільтра Гаусса

2.4. Особливості та основні етапи сегментації зображення

Результатом сегментації зображення є безліч сегментів, які разом покривають усе зображення, або безліч контурів, виділених із зображення.

Введемо визначення границі. Границя - різкий перепад кольоровості на зображенні.

Найбільш відомий, що й повсюдно зустрічається алгоритм для пошуку країв називається детектор Кінні (Canny edge detector). Він складається з декількох наступних кроків: [42, с. 86]

- 1.Згортка зображення ядром- похідної від фільтра Гаусса.
- 2.Пошук норми й напрямку градієнта. Операція тоншання.
- 3.Виділення локальних максимумів.
- 4.Зв'язок країв у контури й обрізання по гістерезису.

На рис. 2.6. показано як використовується детектор Кінні.

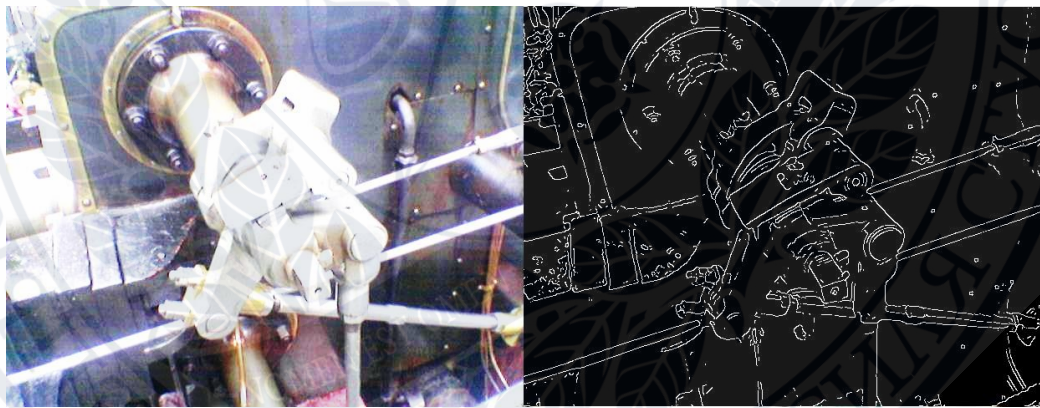


Рис. 2.6. Детектор Кінні в дії

Операція тоншання границь працює в такий спосіб. Розглянемо крапку q на краї. Береться напрямок градієнта й обчислюється сила градієнта на лініях, сусідніх із крапкою q по напрямкові $\text{grad}(q)$. У цьому випадку це точки r і g . Перебуває точка з максимальним значенням градієнта, а інші точки відкидаються, як презентовано на рис. 2.7.

Зв'язування границь проводиться один по одному. Для початку береться ортогональний вектор до напрямку градієнта.

З'явилося 2 пікселя - кандидата на продовження границі. Значення градієнта перебуває в цих точках. Продовженням границі вважається точка, значення градієнта в якій найбільше.

Щоб не пропускати слабкі краї використовується відсікання по гістерезису: відстеження контурів починається тільки з тих крапок, значення градієнта в яких більше деякого порогу M_1 . Але точка відслідковується до тих пір, поки значення градієнта більше M_2 . Очевидно, що $M_1 > M_2$. [5]

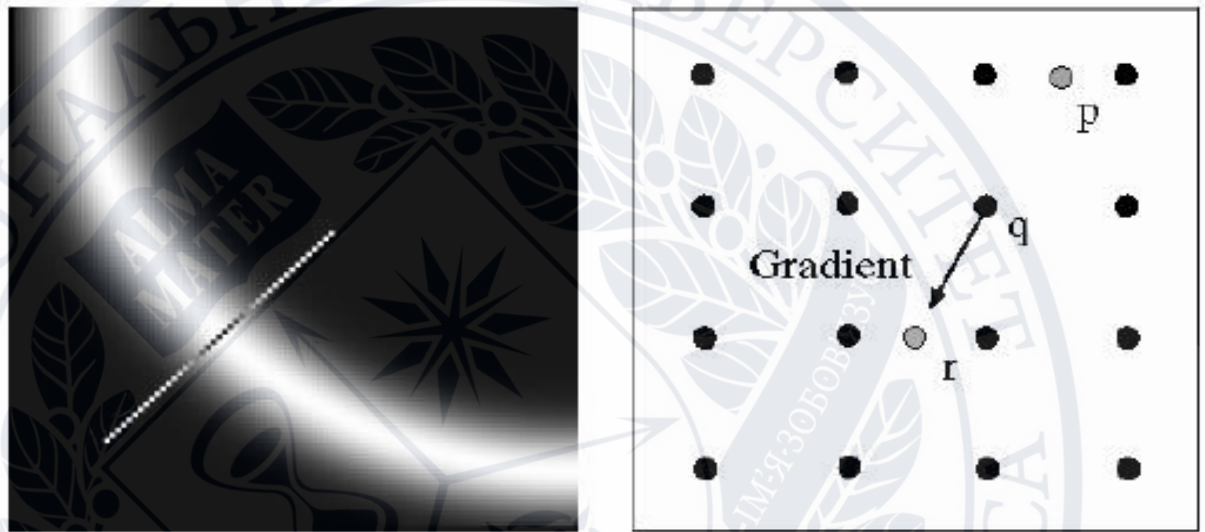


Рис. 2.7. Операція тоншання

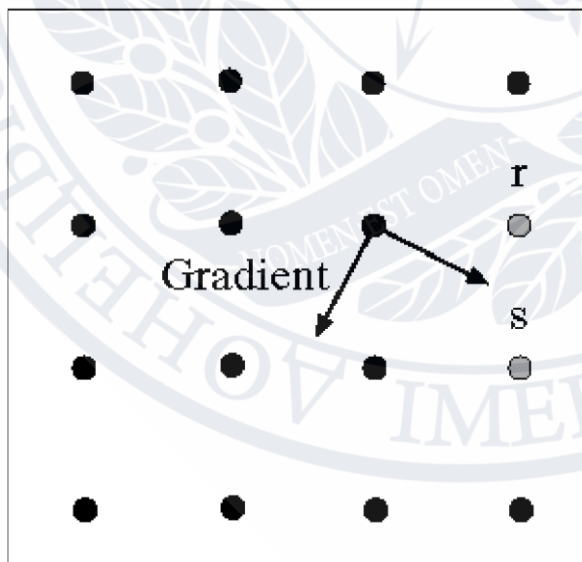


Рис. 2.8. Зв'язування границь

Якщо відтинати точки по порозі M_1 , то тонкі лінії зникнуть. А якщо тільки по M_2 - то на отриманому зображенні буде велика кількість непотрібних контурів.

Результати обробки даних і прийняття рішення про вид послідовності текстових символів в автомобільному реєстраційному номері надаються кінцевому користувачеві за допомогою підсистеми відображення інформації.

Вихідними даними системи є зображення транспортного засобу, захоплене камерою. [24, с. 51]

Бінаризація

Початкове зображення номерного знака транспорту вимагає певних кроків попередньої обробки, щоб надати відповідний формат для розпізнавання символів. Так як для більшості алгоритмів ОРС потрібні монохромні зображення, необхідно спочатку бінаризувати зображення, тобто перетворити кольорове або сіре в чорно-біле.

На рис. 3 показано порівняння між вихідним зображенням і чорно-білим варіантом, в результаті бінаризації.



Рис. 2.9. Оригінал і зображення після бінаризації

Нормалізація

Цей етап необхідний, щоб поліпшити розташування вихідного зображення.

Нормалізація зображення номерного знака проводиться в два етапи. На першому етапі визначається кут повороту номера в площині зображення. На другому – виконується алгоритм отримання нормалізованого зображення номера з урахуванням кута його повороту. Для повороту області зображення

використовується алгоритм, заснований на відповідному афінному перетворенні координат. Для зменшення спотворень зображення при повороті, пов'язаних з його дискретним характером, використовується метод, заснований на билинейній інтерполяції по найближчих чотирьох пікселям.

На першому етапі виконується операція підкреслення меж номера на основі лінійного оператора Собеля для горизонтальних кордонів, що має маску згортки:

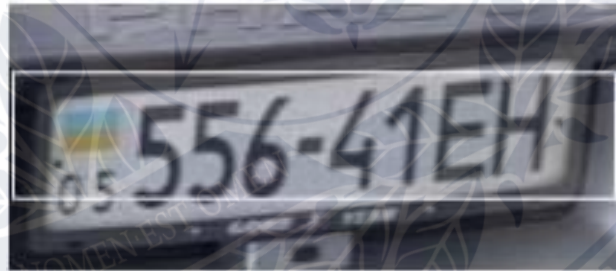
-1	-2	-1
0	0	0
1	2	1

$$G_x = (z_7 + 2z_8 + z_9) - (z_1 + 2z_2 + z_3)$$

-1	0	1
-2	0	2
-1	0	1

$$G_y = (z_3 + 2z_6 + z_9) - (z_1 + 2z_4 + z_7)$$

Оператор Собеля більш чутливий до напрямів кордонів, близьких до горизонтального, в результаті чого на отриманому зображенні добре виділяється верхня і нижня частини номерного знака, як показано на рис 2.



а)



б)



в)

Рисунок 2.10. а) фрагмент вихідного зображення зі знайденим положенням номера; б) вирізане зображення номерного знака з розширенням на 40% у вертикальному напрямку; в) результат підкреслення кордонів

На другому етапі виконується розрахунок карти щільності знайдених точок меж в просторі параметрів просторових координат згідно перетворенню Хафа.

Метою другого етапу є визначення рівняння прямих, що відповідають верхній і нижній межі номерного знака. Кожна точка карти кордонів породжує безліч проходять через неї прямих, які задовольняють рівняння [32, с. 6]:

$$y_i = ax_i + b,$$

що в просторі параметрів відповідає:

$$b = -ax_i + y_i.$$

Вага прямих $v(x_i, y_i)$ відповідає значенню яскравості зображення результату підкреслення меж (рис. 2в). Таким чином, наділяючи вагою v прями і проводячи їх у просторі параметрів a і b з яскравістю, рівною вазі, отримаємо зображення, подібні до наведеного на рис. 3.



Рисунок 2.11. Карта результатів перетворення Хафа

Для сегментації зображення, використовується алгоритм рядки розгортки, заснований на особливості наявності переходів від 1 до 0 і від 0 до 1 в області символу на бінарному зображенні. Таким чином, загальна кількість переходів в області символу більше, ніж загальна кількість переходів в іншій області.

Існує, принаймні, сім символів на області номерного знака, і кожен символ має більш, ніж два стрибки. Можна вибрати десять в якості порогового значення. Якщо загальна кількість переходів в певній лінії більше десяти, значить, ця лінія може бути в області символу. В іншому випадку, вона не в області символу [49, с. 54].

Алгоритм:

Нехай H – висота і W – ширина зображення пластини. для ($i=H/2$ to 0) (не враховуючи переходів, тобто від 0 до 1 і від 1 до 0 в cnt; якщо $cnt < 10$ отримаємо координату y в $ymin$ і перервемо); для ($i=H/2+1$ to $H-1$) (не враховуючи переходів, тобто від 0 до 1 і від 1 до 0 в cnt; якщо $CNT < 10$ отримаємо координату y в $ymax$ і перервемо) обрізаємо зображення від $ymin$ до $ymax$.



Рисунок 2.12 Номер після алгоритму рядки розгортки

Переглянемо обрізане зображення зліва направо по стовпцях після точного місця розташування верхньої та нижньої межі і підрахуємо загальну кількість чорних крапок в кожному стовпці. Порогове значення встановлено в $h / 10$.

Визначимо кожне значення в масиві проекції. Якщо проекція $[i]$ більше, ніж $h / 10$, проекція $[i]$ дорівнює одному. В іншому випадку, проекція $[i]$ встановлюється в нуль. Де h не змінюйте рядка на бінарному зображенні після

точної локалізації верхньої та нижньої кордонів. Потім символи обрізаються шляхом вибору частин, що мають проекцію $[i] = 1$.

Перед алгоритмом розпізнавання символи повинні бути згруповані в блок, який не містить додаткові пробіли (пікселі) з усіх чотирьох сторін символів.



Рисунок 2.13. Сегментація символів

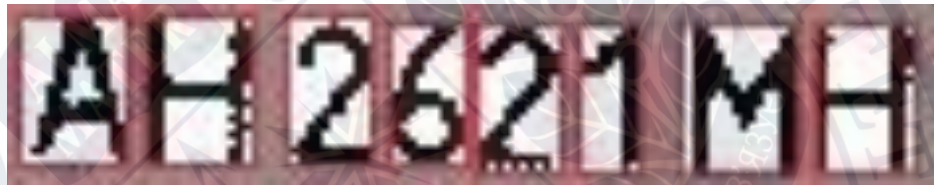


Рисунок 2.14. Символи після видалення зайвих пробілів з чотирьох сторін

Розпізнавання символів

Шаблонний метод включає в себе порівняння подібності між даними набором шаблонів і вхідного зображення, яке нормалізувалось, того ж розміру з шаблонів, а потім визначається певний шаблону, який виробляє найбільшу схожість [18, с. 95].

У даній роботі застосовується формула відповідності для виявлення подібності між моделями двох сигналів методом крос-кореляції.

Використовується функція Matlab "corr2" для обчислення коефіцієнтів кореляції кожного порівняння між тестованим зображенням і шаблоном. У наведеній нижче формулі, A_{mn} – вхідне зображення, B_{mn} є одним з шаблонів.

Функція відповідності r поверне значення показує, наскільки добре A_{mn} співпадає з B_{mn} . Якщо один з коефіцієнтів кореляції значно вище, вхідне зображення ідентифікується як ця буква або цифра.

$$r = \frac{\sum_m \sum_n (A_{mn} - \bar{A})(B_{mn} - \bar{B})}{\sqrt{\left(\sum_m \sum_n (A_{mn} - \bar{A})^2 \right) \left(\sum_m \sum_n (B_{mn} - \bar{B})^2 \right)}}$$

Слідуючи лінії виявлення і сегментації символів, процес узгодження починає читати вхідний сигнал від першої лінії текстів до нижньої лінії, зліва направо, що гарантує порядок кожної букви і їх вихідний компонування кожного рядка. Тоді заключним кроком є написання слова в текстовий файл.

Для вхідного зображення на рис. 2.14, система може зчитувати зображення в текст, як показано на рис. нижче.

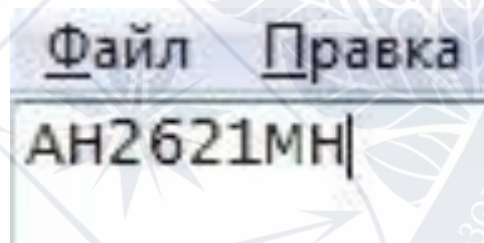


Рисунок 2.14. Вихідний текст

Попередній пошук області з зображенням номеру методом Віюлі-Джонса

Попередній метод нікуди не годиться в умовах реальних доріг. Бруд, сніг, пил – ті супутники, без яких автомобільні номери рідко зустрічаються. У 2001 році Паул Віола і Майкл Джонс запропонували алгоритм для знаходження обличчя використанням примітивів Хаара[6]. Суть методу полягає в знаходженні ознак на зображенні, характерних для обличчя людини - очі, ніс, рот. Примітиви Хаара на рис. 2.15 якраз і відображають в собі дані ознаки. Суть даного алгоритму в тому, що по зображенню рухається вікно, до якого додаються дані примітиви по черзі. У разі знаходження ознак, що підходять під умову задачі, дане вікно фіксується [5, с. 65].

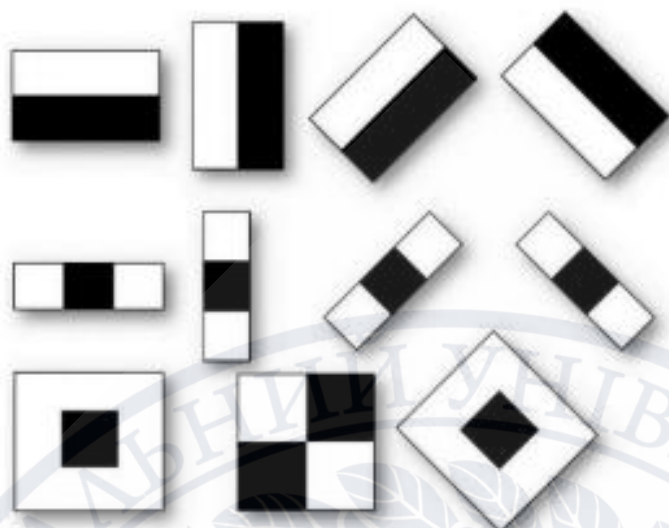


Рисунок 2.15 Примітиви Хаара

За розрахунками результати алгоритму повинні бути близько 90% вірного визначення.

Нормування і сегментація

Так як більшість алгоритмів знаходить номер не точно, то проводиться нормування та сегментація зображення номеру. Після попереднього етапу на вихід подається рамка зображення автомобільного номера, наприклад, як на рис. 2.16. Невідомий градус нахилу, можливо бруд на номері, відзняти розмиття це лише частина проблем, які необхідно вирішити для подальшої роботи системи.



Рисунок 2.16 Зображення після попередньої обробки

Для визначення кута нахилу зображення найбільш простий в реалізації є перетворення Хафа. Цей метод знаходить прямі лінії на зображенні. Результат виконання показано на рисунку 2.17.

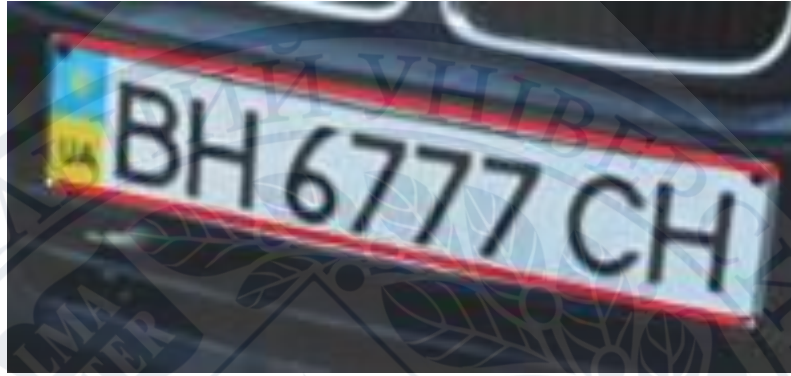


Рисунок 2.17. Результат перетворення Хафа

Далі виконуємо поворот на знайдений в попередньому етапі кут. Крім цього, можна відразу за отриманими після перетворення Хафа лініях обрізати зображення. Приклад зображено на рисунку 2.18. [19, с. 76]



Рисунок 2.18. Результат повороту та обрізання зображення

Після виділення, необхідно зробити зображення більш контрастним. Для цього можна лінійно розтягнути гістограму зображення. Тепер є правильно орієнтований чорно-білий номер. Наступним етапом буде накладення фільтра LoG (Laplacian of Gaussian), який задається наступною формулою: $LoG(x, y) = -1 \pi \sigma^4 * (1 - x^2 + y^2 / 2\sigma^2) * e^{-x^2 + y^2 / 2\sigma^2}$, (2.15) де σ – значення в діапазоні

0..1, в даному випадку $\sigma = 0.3$. Результат виконання оператора LoG показано на рисунку 2.19.



Рисунок 2.19. Результат виконання оператора LoG

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

Далі потрібно сегментувати номерний знак на символи. Після нормалізації зображення, сегментацію найлегше провести шляхом побудови графіка проекції на ОХ і виділення на графіку максимумів. Приклад роботи можна побачити на рисунку 2.20.

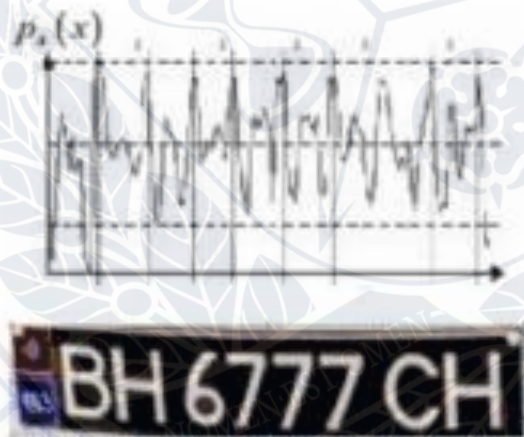


Рисунок 2.20 .Результат побудови графіка проекції

Нажаль, у даного способу є слабкі місця. Наприклад, сильно зашумлений номер розділити на символи буде вкрай проблематично, адже наведений метод сегментації залежить від кольорів.

Отже, при наявності чорного бруду на білому номері крім контуру символів номера виділиться і бруд. Крім того, існують ще автомобілі з увігнутими номерами, у яких обробка буде дуже ускладнена.



РОЗДІЛ 3. РОЗРОБКА АЛГОРИТМУ ПРОВЕДЕННЯ СЕГМЕНТАЦІЇ НОМЕРНИХ ЗНАКІВ

3.1. Загальна архітектура проекту

Алгоритм розпізнавання та сегментації номерного знака складається з наступних етапів:

1. Попередня обробка зображення.
2. Сегментація.
3. Розпізнавання.

На вхід алгоритму подається кольорове зображення номерної пластини. Її розміри в середньому становлять 130x30 пікселів. Саме ж зображення частіше перевищує ці розміри на 10-20 пікселів у ширину та висоту. Тому першим етапом є обрізання такої "рамки". Також на першому етапі відбувається вирівнювання зображення по гістограмах для підвищення контрастності та обробка фільтром підкреслення меж [23, с 81].

Сегментація заснована на методі нарощування границь. Після роботи цієї процедури відбувається вирівнювання на основі апіорної інформації про розміри й відносного положення символів на номерній пластині.

Розпізнавання символів базується на алгоритмі дорозпізнавання адаптивного методу, оптимізованого по трудомісткості.

3.2. Етапи розробки алгоритму сегментації символів на зображенні автомобільного номера

Для сегментації символів на автомобільному номері пропонується використовувати підхід, заснований на припасуванні під реальне зображення різних моделей розташування символів на номері. Кожна з моделей відповідає певному стандарту розташування символів. Розглянемо дві моделі розташування символів в однорядкових номерних знаках, які можна

представити наступними типами: {ББ ЦЦЦЦ ББ} і { ЦЦЦ-ЦЦ ББ}, де Б - буква, Ц – цифра [32, с. 56].

Кожну модель можна представити у вигляді зображення темних прямокутників, відповідних до символів, на світлому тлі, як показано на рис. 3.1.

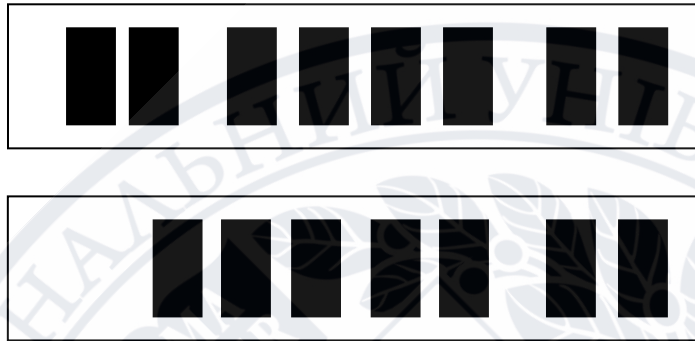


Рис. 3.1. Приклади використовуваних моделей розташування символів

Якщо номери мають інший тип, наприклад, білі символи на червоному тлі, або на чорному, то перед зіставленням моделі із зображенням останнє можна інвертувати по яскравості.

У якості критерію відповідності моделі зображенню номера використовується величина:

$$K(x,y,W,H)= S_w\sigma-wS_b.$$

Тут S_w – середня яскравість зображення під світлою областю, S_b – середня яскравість зображення під чорною областю, σ_w – середній квадратичний розкид яскравості зображення під світлою областю, x і y – координати моделі усередині зображення номера, W і H - горизонтальний і вертикальний розміри моделі. Чим більше значення критерію $K(x,y,W,H)$, тим більше модель відповідає зображенню номера. Припасування моделі під зображення полягає у виборі згідно із прийнятим критерієм найкращого положення й розмірів моделі. Після цього, згідно тому ж критерію, ухвалюється вирішення про найкращий тип моделі для поточного зображення

номера. Якщо враховувати можливі погрішності при нормалізації номера, на основі запропонованого критерію можна незалежно визначити більш точне положення для кожного символу окремо поблизу знайденого його положення з використанням усієї моделі.

Обчислення значення критерію $K(x,y,W,H)$ у кожному можливому положенні моделі усередині зображення номерного знака може бути ефективно виконане на основі використання інтегральних зображень для вихідного зображення номера й зображення квадратів значень яскравості його пікселів [4, с. 74].

Приклади спільної роботи послідовних етапів нормалізації зображення номера й сегментації символів наведені на рис 3.2.. У верхньому рядку рис. 3.2 показані вихідні зображення номерів, у другому рядку - результат їх нормалізації, у нижньому рядку - результат сегментації символів на номері (кожний символ являє собою окреме зображення).



Рис. 3.2. Приклади роботи алгоритмів нормалізації зображення номера й сегментації символів

Отримані після сегментації зображення символів дозволяють використовувати їх для вирішення завдання розпізнавання. Запропонований алгоритм сегментації дозволяє також визначити тип номерного знака, а отже, з'ясувати, чи є кожний із символів буквою або цифрою, що дозволить полегшити аналіз зображень на наступному етапі розпізнавання.

Запропоновані досить прості моделі дозволяють виконувати операцію сегментації з високою ефективністю по якості й швидкості, а також дозволяють, якщо буде потреба, без значних додаткових зусиль розширити

число використовуваних моделей номерного знаку шляхом уведення в розгляд інших можливих розташувань символів.

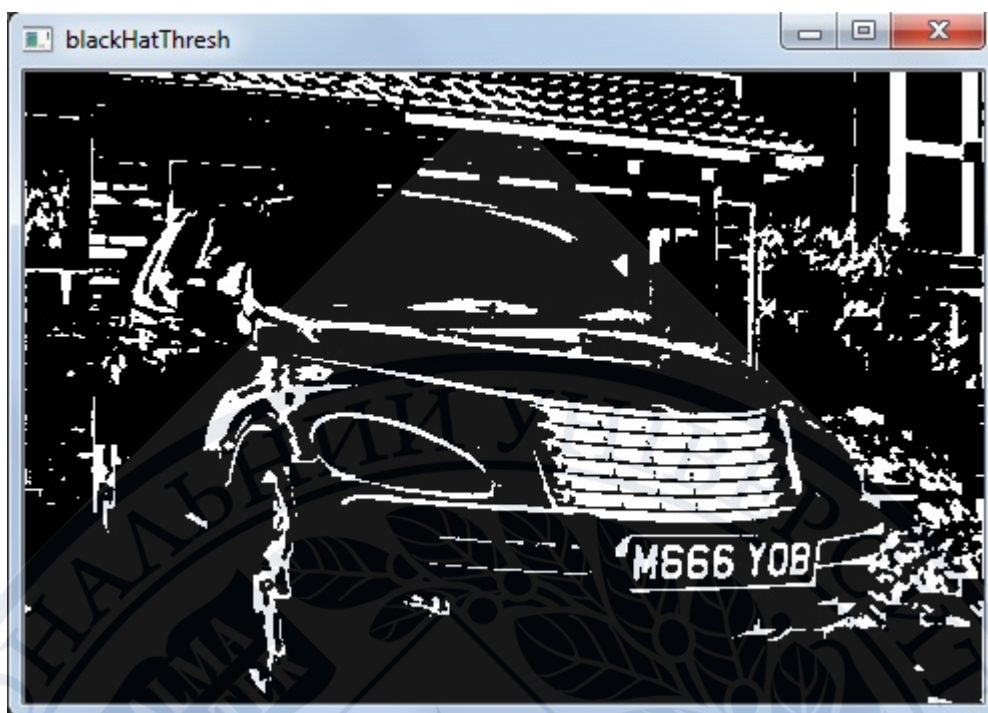
Метод "подивитися, чи продовжують кольори відрізнятися між білим номерним знаком і чорним текстом" полягає в основному в пошуку областей, де інтенсивність пікселів змінюється від чорного до білого і навпаки багато разів. Виявлення країв може виконати, по суті, те ж саме [43, с. 86].

В якийсь момент ми захочемо мати двійкове зображення, скажімо, з чорними пікселями, відповідними мітці "not-a-character", і білими пікселями, відповідними мітці "is-a-character". Можливо, найпростіший спосіб зробити це - використовувати порогову функцію. Але це буде добре працювати тільки в тому випадку, якщо символи вже були якимось чином підкреслені.

Ми можемо зробити це за допомогою оператора `black hat`, що призводить до чогось на кшталт цього:

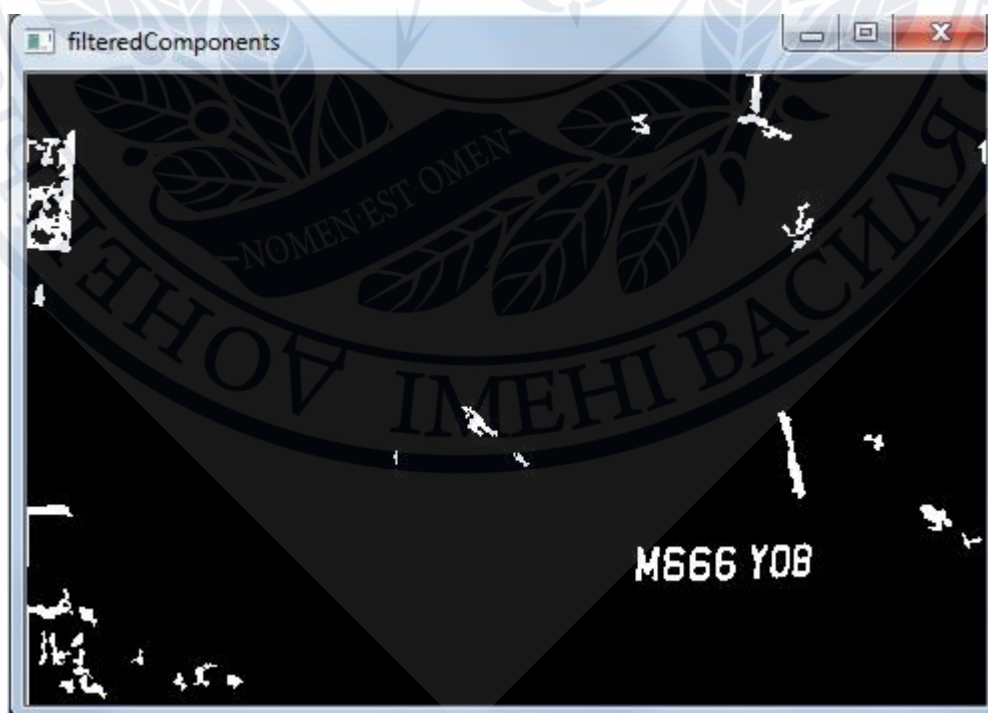


Якщо ми порогуюємо зображення вище, скажімо, методом Оцу (який автоматично визначає глобальний пороговий рівень), ми отримаємо наступне:



Є кілька способів очистити цей образ.

Наприклад, ми можемо знайти пов'язані компоненти і викинути ті, які занадто малі, занадто великі, занадто широкі або занадто високі, щоб бути персонажем:



Оскільки символи на нашому зображенні відносно великі і повністю пов'язані, цей метод працює добре.

Потім ми можемо відфільтрувати ті компоненти, що залишилися на основі властивостей сусідів, поки не отримаємо бажану кількість компонентів (= кількість символів). Якщо ми хочемо розпізнати символ, ми можемо вирахувати ознаки для кожного символу і ввести їх в класифікатор, який зазвичай будується з контрольованим навчанням [11, с. 43].

Всі перераховані вище кроки - це, звичайно, тільки один спосіб зробити це.

Гомоморфна фільтрація

Передбачається, що освітлення повільно змінюється і є основним фактором динамічного діапазону. Це, по суті, низькочастотний контент. Коефіцієнт відображення являє собою деталі об'єктів і, як передбачається, швидко змінюється. Це також є основним фактором локального контрасту і, по суті, є високочастотним змістом.

Образ може бути представлений як добуток цих двох. Гомоморфна фільтрація намагається розділити ці компоненти, і ми фільтруємо їх окремо. Потім ми об'єднуємо результати разом, коли закінчимо. Оскільки це мультиплікативна модель, зазвичай використовується логарифмічна операція, щоб ми могли висловити добуток як суму двох членів. Ці два терміни фільтруються окремо, масштабуються, щоб підкреслити або послабити їх внесок в зображення, підсумовуються, а потім береться антилог.

Затемнення відбувається через висвітлення, і тому те, що ми можемо зробити - це зменшити внесок, який це затінення вносить в зображення. Ми також можемо збільшити коефіцієнт відображення, щоб отримати деякі кращі границі, оскільки границі пов'язані з високочастотною інформацією.

Зазвичай ми фільтруємо освітлення за допомогою фільтра нижніх частот, а відбивну здатність - за допомогою фільтра високих частот. В цьому випадку виберемо гаусовий kernel з Сигмою 10 в якості фільтра нижніх частот. Фільтр високих частот можна отримати, взявши 1 і віднімаючи з допомогою

фільтра низьких частот. Перетворюємо зображення в логарифмічну область, потім фільтруємо зображення в частотній області за допомогою фільтрів низьких і високих частот. Потім масштабуємо результати низьких і високих частот, додаємо ці компоненти назад, а потім беремо анти-журнал. Тепер це зображення краще підходить для порогового значення, так як воно має низьку варіацію [25, с. 96].

Те, що робиться в якості додаткової обробки поста, полягає в тому, що ми порогуюємо зображення. Букви темніше загального фону, тому будь-які пікселі, які нижче певного порогу, будуть класифікуватися як текст. Обираємо поріг інтенсивності 65. Після цього очищаємо всі пікселі, які стосуються кордону, а потім видаляємо всі області зображення, які мають менше 160 (MATLAB) або 120 (Python) пікселів загальної площі. Також обрізаємо деякі стовпці зображення, оскільки вони не потрібні для нашого аналізу.

3.3. Практична реалізація алгоритму сегментації номерних знаків

Для початку необхідно перевести зображення з RGB у напівтіньове, тому що для виділення частин номера немає необхідності у кольорах, а розпізнавання ліній простіше в інтенсивностях яскравості. В MATLAB це робиться функцією `rgb2grey`, яка створює напівтіньове зображення, перетворюючи R-, G-, B- в складові пікселів повнобарвного зображення у відповідні їм значення яскравості. Яскравість вважаються рівною Y- складової колірної системи YIQ. Приклад перекладу зображення в напівтіньове представлено на рис. 3.6.



Рис. 3.6. Переклад вихідного зображення в напівтіньове

Далі потрібно розтягти гістограму зображення, тому що картинка може бути занадто світлою, або навпаки - занадто темною. У даній роботі була використана функція `imadjust (originalimage, [low high], [bottom top], gamma)`, яка створює півтонове зображення шляхом розтягання діапазону вихідного зображення. Значення яскравості, які менше `low`, приймають значення `bottom`, а значення, більші `high` - `top`. Причому всі ці значення перебувають в інтервалі $[0, 1]$. Якщо в якості другого параметра (`[lowhigh]`) або третього (`bottom top`) передається порожній вектор, то буде використовуватися вектор $[0 \ 1]$. При передачі параметра `gamma` можна додатково здійснити перетворення, що має назву гамма-корекція. Цей параметр визначає форму кривої характеристики передачі рівнів яскравості. При `gamma` менше одиниці характеристика передачі рівнів буде опуклою й результуюче зображення буде світліше вихідного. При `gamma` більше одиниці - характеристика буде ввігнута й зображення вийде темніше. За замовчуванням цей параметр рівний 1, що відповідає відсутності гаммакорекції. Усі параметри, крім вихідного зображення, можна вилучити [16, с. 43].

Видалення шуму відбувається медіанною фільтрацією. В MATLAB є функція `medfilt2 (s, [m n])`, яка створює півтонове зображення, кожний піксель якого утворюється в такий спосіб: пікселі вихідного півтонового зображення

S , відповідні до всіх елементів маски фільтра розміру $m \times n$, становлять упорядковану послідовність A . Пікселю з координатами (x, y) - у поточному положенні центрального елемента маски, привласнюється значення медіани послідовності A .

Для відповідності розмірів вихідного зображення й результату функції, при проведенні обчислень вихідне зображення тимчасово доповнюється необхідною кількістю рядків і стовпців нульових пікселів. Формат представлення даних результуючого зображення збігається з форматом вихідного зображення.

Якщо вектор $[m \ n]$ при виклику функції $D=\text{medfilt2}(S)$ не заданий, то в якості маски фільтра використовується стандартна маска розміру 3×3 .

Для пошуку елементів на зображенні необхідно знайти контури, які виділяються по кольору. Тому зображення представимо у вигляді матриці, елементами якої є яскравість чорного кольору пікселя (в інтервалі від 0 до 255), то ця матриця представляється у вигляді функції по координатах (x, y) .

Розглянемо функцію f , де $f(x)$ - яскравість пікселя x . Очевидно, що точка з екстремальним значенням першої похідної від даної функції відповідає максимально швидкому перепаду яскравості. Необхідною й достатньою умовою для існування екстремального значення першій похідній у крапці x є рівність нулю другий похідній у цій крапці. Причому друга похідна повинна перетинати вісь абсцис у деякій границі x . [21, с. 80]

У двовимірному випадку $f(X, Y)$, аналогом першої похідної є вектор градієнта.

$$\nabla f(x, y) = \left(\frac{\partial f}{\partial x}, \frac{\partial f}{\partial y} \right)$$

Аналог другої похідної - скалярний оператор, який називається лапласианом.

$$\nabla^2 f = \Delta f = \left(\frac{\partial^2 f}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 f}{\partial y^2} \right)$$

Але при використанні одного лише лапласиана, даний алгоритм буде занадто чутливий до шуму. Тому перед застосуванням лапласиана зображення зазнає обробці за допомогою Гауссового фільтра, що згладжує.

При застосуванні даного фільтра, невеликі об'єкти будуть розмиватися, що дозволяє більш точно знайти границі, використовуючи фільтр лапласиана. Тому що композиція лінійних фільтрів - є фільтр, то композицію цих двох фільтрів називають лапласиан - гаусса. Приклад використання двох фільтрів представлено на рис. 3.7.



Рис. 3.7. Приклад використання лапласиана гаусса для штучно зашумленого зображення

Бінаризація зображення

На даному етапі зображення представляється у вигляді матриці, елементи якої перебувають в інтервалі $[0, 255]$, які відповідають яскравості пікселя. Однак для розпізнавання елементів немає необхідності знати якої яскравості пікселі. Досить оперувати тільки з абсолютно білими або абсолютно із чорними. Для цього необхідно привести бінаризацію зображення. Суть даної операції полягає в тому, що якщо значення яскравості пікселя менше певного значення N , то піксель вважається рівним 0. В іншому випадку пікселю привласнюється значення 255. Є 2 способи бінаризації зображення. При першому варіанті перебуває середнє значення яскравості N на всьому зображенні, а потім перераховуються всі пікселі щодо цього значення. Плюс даного способу в основному у швидкості написання алгоритму й у швидкості його виконання. Інший спосіб - знаходження

середнього значення яскравості для частини зображення. Це відбувається в такий спосіб [32, с. 65]:

1. вихідне зображення розбивається на рівні по розмірах частини;
2. для кожної частини (i) вираховується своє значення N_i ;
3. перераховуються всі пікселі в області й;
4. перехід до наступної області $y+1$.

При збільшенні кількості досліджуваних областей поліпшується вихідне зображення, тому що на вихідних даних може бути викривлення в яскравості тільки на невеликій ділянці (наприклад, через спалах або відсвічування від поверхні). У такому випадку це викривлення буде сильно впливати на перший спосіб бінаризації й внесе більшу погрішність у знаходження середнього значення яскравості. Другий спосіб більш стійкий до викривлень подібного роду, тому що вираховує середнє значення не для всього вихідного зображення, а тільки для частини й.

Однак даний метод має й мінуси. Якщо у вихідному зображенні є більша частина приблизно однієї яскравості, і нам необхідно вважати це одним цілим (наприклад, білий аркуш із незначними по яскравості, але частими вкрапленнями об'єктів, який ми прагнемо вважати повністю білим), то другий спосіб бінаризації привласнить усім об'єктам на аркуші чорний колір, у той час як перший спосіб майже завжди порахує це одним білим елементом. Приклад бінаризації показано на рис. 3.8.



Рис. 3.8. Приклад бінаризації

Замикання областей здійснюється за допомогою морфологічного розкриття. Якщо даний крок пропустити, то висока ймовірність того, що деякі лінії будуть мати дірки, які обумовлені якістю зображення, обробкою на попередніх кроках або заступленням ліній границь невеликими сторонніми об'єктами. Морфологічне розкриття - це комбінація морфологічної ерозії й нарощування з використанням того самого структурного елемента [10, с. 94].

Якщо зображення піддати операції морфологічної ерозії, то всі об'єкти, які виявляються менше ніж структурний елемент, зітруться. А об'єкти, з'єднані тонкими лініями, виявляться роз'єднаними.

Одна з основних формул для виконання даної операції:

$$A \ominus B = \{z \in A | B_z \subseteq A\}$$

де A - оброблюване зображення, а B - структурний елемент.

При виконанні даної операції структурний елемент проходить по всіх пікселях зображення. Якщо всі пікселі структурного елемента збігаються з усіма пікселями вихідного зображення, то виконується логічне додавання центральних пікселів структурного елемента й зображення.

У цій роботі в якості структурного елемента для даної операції використовувалася сфера радіуса 3 чорного кольору.

Після ерозії необхідно наростити області, щоб замкнути ті об'єкти, які розташовані в безпосередній близькості друг до друга. Нарощування бінарного зображення A структурним елементом B позначається й задається вираженням:

$$A \oplus B = \bigcup_{b \in B} A_b$$

У даному вираженні оператор об'єднання можна вважати оператором, застосовуваним в околиці пікселів. Структурний елемент B застосовується до всіх пікселів бінарного зображення. Щораз, коли початок координат структурного елемента сполучається з одиничним бінарним пікселем, до всього структурного елемента застосовується перенесення і наступне логічне додавання (логічне АБО) з відповідними пікселями бінарного зображення. Результати логічного додавання записуються у вихідне бінарне зображення, яке зазвичай ініціалізується нульовими значеннями [23, с. 96].

Очевидно, що при використанні тільки лише операції нарощення можуть виникнути випадки, коли різні об'єкти замкнуться, тому що ці об'єкти не зменшувалися в розмірах через відсутність попередньої операції.

При операції нарощування до всіх пікселів вихідного зображення застосовується структурний елемент. При збігу початку координат структурного елемента й одиничного бінарного пікселя застосовується операція переносу й логічного додавання.

В MATLAB для цього використовується функція `imopen (image, strel)`, де `image` - вихідне зображення, а `strel` - структурний елемент. Приклад морфологічного розкриття представлено на рис. 3.10.



Рис. 3.10 Приклад морфологічного розкриття

Розділимо зображення на блоби. Блоб - частина зображення. Пошук усіх замкнених блобів на зображенні з підходящими параметрами, такими як площа й відношення сторін. Зображення може містити велику кількість замкнених областей, і для відкидання зайвих необхідно обмежити умови вибірки. У цьому випадку ми шукаємо номерний знак, у якого можна оцінити співвідношення сторін. Знаючи орієнтацію замкненої області, можна обчислити співвідношення сторін у поверненій області, тим самим посиливши умови пошуку. Також досвідченим шляхом можна знайти мінімальну й максимальну площу номерного знака в пікселях, що ще більше відсіє невідповідні блоби. Тому що є державний стандарт номерних знаків (див. додаток), тобто обчислити співвідношення сторін не становить труднощів. Однак є кілька типів знаків, що ускладнює створення алгоритму, який підходить для всіх випадків. Одні знаки більш витягнутої форми (співвідношення сторін приблизно $= 2:7$), інші більш квадратні ($2:3$). Перший тип використовується на автомобілях, у те час як другий - на мотоциклах, велосипедах і їм подібних транспортних засобах. У даній роботі буде розглянутий тільки один тип - перший, як найбільш популярний [45, с. 71].

Якщо робити вибірку замкнених областей тільки по співвідношенню сторін, то потрапить багато непотрібних образів. Наприклад, лобове скло, деякі значки марок автомобілів і т.д. Для відсівання таких зайвих деталей, можна поставити обмеження на площу області. Однак тут починаються труднощі. Тому що ми не знаємо відстань до автомобіля, то ми не можемо навіть приблизно визначити кількість пікселів на знакові. Є 3 варіанта вирішення даної проблеми:

1. Поставити умову, що відстань до знака буде завжди приблизно однакова. Чим менша різниця між максимально й мінімально можливими відстанями, тим точніше буде знаходження знака.

2. Визначити відстань до об'єкта. За допомогою однієї тільки камери зробити це досить складно, але при використанні додаткового встаткування, такого як далекомір, завдання стає розв'язуваною. Але тут є присутнім інший недолік - неможливість використання даного методу для аналізу тільки лише картинки, без зв'язку із зовнішнім світом. Знайти відстань до об'єкта дослідження можна й без використання додаткових засобів, а за допомогою інших підходів, наприклад, такого як визначення машини і її габаритів. А потім порівняння їх з реальними розмірами. Але автомобілі можуть сильно відрізнятися один від іншого, а також перебуває під різними кутами, що робить цей метод складним у реалізації [34, с. 86].

3. Перебирати всі замкнені області з підходящим розміром. Головний мінус цього підходу - велика кількість схожих областей. Причому це можуть бути не тільки реальні області (такі як скло), а й викривлення даних, які можуть бути помилково прийняті за підходящу область. При використанні такого підходу прийде для кожного підходящого по співвідношенню сторін блоба намагатися визначити цифри. Це не тільки занадто затратно за часом, але ще й може дати неправильні результати, при наявності якого-небудь схожого прямокутника із цифрами в кадрі.

У даній роботі використовувався перший варіант, який обмежує можливу відстань до машини, і, відповідно, до номера.

Також необхідно згадати, що визначення областей інтересу прямо залежить від обробки вихідного зображення. При використанні занадто малого структурного елемента в попередніх кроках висока ймовірність залишити шумове забруднення на зображенні, внаслідок чого лінії не замкнуться і частина з номером може бути не знайдена. При використанні занадто великих структурних елементів можна злити границі в одну, що знову приведе до того, що частина з номером може залишитися непоміченою.

Хоч області інтересу шукаються в обробленому зображенні, для наступних кроків необхідна оригінальна, неопрацьована частина з номером. Створюється список передбачуваних зображень номерних знаків, де ці зображення вирізблюються з початкової картини [18, с. 64].

В MATLAB використовується функція `regionprops`, яка ухвалює зображення й необхідні параметри, а результатом є список областей зображення із цими параметрами. У цьому випадку запитується "Area", "Image", "BoundingBox" і "Orientation". "Area" - скаляр, дійсне число пікселів у позначеній області. "Image" - бінарне (логічне) зображення, розміри якого збігаються з розмірами прямокутника, що обмежує область (усі пікселі поза регіоном віддаляються). "BoundingBox" - вектор, мінімальний прямокутник, що вміщає розглянуту локальну область. "Orientation" - скаляр, кут (положення) між максимальною віссю еліпса й хосью. Для відсікання непотрібного проводиться перевірка на обмеження по площі й співвідношенню сторін.

3.4. Розробка інтерфейсу

Після того як ми знайшли підходящі області з номером, необхідно заново їх обробити. Це допоможе уникнути впливу стороннього шуму, засвітлення та інш, що не належить до даної області.

Як і для всього зображення, для усунення шуму застосовується медіанна фільтрація. Зображення тепер півтонове (через вирізання картини на попередньому кроці), тому необхідно заново провести операцію бінаризації. Морфологічне закриття для невеликої частини зображення щодо всього зображення приведе до більш якісного видалення дрібного сміття [25, с. 32].

Розкриття, як і раніше, використовується для замикання ліній, щоб усунути неточності зображення або погрішностей на попередніх кроках обробки. Приклад обробки блоба представлено на рис. 3.11.



Рис. 3.11. Приклад повної обробки блоба

Відбувається пошук блобів з підходящими параметрами. Для символів номерного знака можна приблизно оцінити співвідношення ширини до площі, співвідношення висоти до номера, а також оцінити площу в пікселях.

Кілька основних способів визначення фігур на зображенні:

1.Порівняння з ідеалом. Суть полягає в тому, що є зображення, які вважається еталоном. Для кожного зображення (блоба на номері з передбачуваною цифрою) вираховується коефіцієнт кореляції з кожної ідеальною цифрою. Далі вибирається максимальне значення кореляції. Якщо це значення не проходить мінімальний поріг збігу, то вважається, що на даному зображенні відсутні цифри. В іншому випадку результатом буде значення, яке відповідає значенню на ідеальному зображенні, з максимальним коефіцієнтом кореляції. Для поліпшення порівняння зручно буде розтягти номерний знак до якоїсь константи, тому що це збільшить коефіцієнт кореляції й вибірка буде давати більш точний результат [18, с. 46].

До плюсів можна віднести швидкість написання. При великій кількості ідеальних значень більша ймовірність правильного розпізнавання. До недоліків відноситься те, що правильність залежить від ідеальних зображень.

2.Нейронні мережі. Штучна нейронна мережа (ШНМ) - математична модель, а також її програмне або апаратне втілення, побудована за принципом організації й функціонування біологічних нейронних мереж - мереж нервових кліток живого організму. Це поняття виникло при вивченні процесів, що протікають у мозку, і при спробі змодельовати ці процеси. Першою такою спробою були нейронні мережі У. Маккалока й У. Піттса. Після розробки алгоритмів навчання одержувані моделі стали використовувати в практичних

цілях: у завданнях прогнозування, для розпізнавання образів, у завданнях керування та ін.

ШНМ являє собою систему з'єднаних і взаємодіючих між собою простих процесорів (штучних нейронів). Такі процесори звичайно досить прості (особливо в порівнянні із процесорами, використовуваними в персональних комп'ютерах). Кожний процесор подібної мережі має справу тільки із сигналами, які він періодично одержує, і сигналами, які він періодично посилає іншим процесорам. І, проте будучи з'єднаними в досить велику мережу з керованою взаємодією, такі окремо прості процесори разом здатні виконувати досить складні завдання. З погляду машинного навчання, нейронна мережа являє собою окремий випадок методів розпізнавання образів, дискримінантного аналізу, методів кластеризації і т.д. До переваг ШНМ можна віднести визначення більшої кількості зображень і навченість. До недоліків відносяться складність у написанні нейронної мережі й складність у навчанні [4, с. 97].

3. Вирішальне дерево. Дерево прийняття рішень (також може називатися деревом класифікації або регресійним деревом) - засіб підтримки прийняття рішень, що використовується в машинному навчанні, аналізі даних і статистиці. Структура дерева являє собою "листи" і "гілки". На ребрах ("гілках") дерева розв'язки записані атрибути, від яких залежить цільова функція, в "листяках" записані значення цільової функції, а в інших вузлах - атрибути, по яких різняться випадки. Щоб класифікувати новий випадок, треба спуститися по дереву до листків й видати відповідне значення. Подібні дерева рішень широко використовуються в інтелектуальному аналізі даних. Ціль полягає в тому, щоб створити модель, яка пророкує значення цільової змінної на основі декількох змінних на вході. Кожний аркуш являє собою значення цільової змінної, зміненої в ході руху від кореня по листках. Кожний внутрішній вузол відповідає однієї із вхідних змінних. Дерево може бути також "вивчене" поділом вихідних наборів змінних на підмножини, заснованих на тестуванні значень атрибутів. Це процес, який повторюється на

кожному з отриманих підмножин. Рекурсія завершується тоді, коли підмножина у вузлі має ті ж значення цільової змінної, таким чином, воно не додає цінності для пророкувань. Процес, що йде "зверху вниз", індукція дерев рішень, являє приклад поглинаючого "жадібного" алгоритму, і на сьогоднішній день є найпоширенішою стратегією дерев рішень для даних, але це не єдина можлива стратегія. В інтелектуальному аналізі даних, дерева рішень можуть бути використані в якості математичних і обчислювальних методів, щоб допомогти описати, класифікувати й узагальнити набір даних, які можуть бути записані в такий спосіб:

$$(x, Y) = (x_1, x_2, x_3 \dots x_k, Y)$$



Залежна змінна Y є цільовою змінною, яку необхідно проаналізувати, класифікувати й узагальнити. Вектор x складається із вхідних змінних x_1, x_2, x_3 і т.д., які використовуються для виконання цього завдання.









Із плюсів можна виділити середню швидкість написання алгоритму й середню складність навченості. Але недоліком є точність, яка залежить від навчання [26, .с 83]

У даній роботі був розглянутий спосіб порівняння з ідеалом. Приклад порівняння представлено в таблиці 3.1.

Таблиця 3.1

Приклади порівняння цифр:

Цифра на номері	Ідеальне зображення з найбільшим коеф. Кореляції	Найбільший коефіцієнт кореляції
		0.7057

		0.6178
		0.5608
		0.4715
		0.4855

3.5. Тестування ефективності роботи алгоритму сегментації номерних знаків

При створенні алгоритму найбільші труднощі виникли при первісній обробці зображення. Необхідно було задати такі параметри обробки, щоб для кожного зображення можна було виділити номерний знак, причому з мінімальною кількістю неправильних зображень. Приклад поганого вибору параметра показано на рис. 3.1.



Рис. 3.12. Приклад поганої обробки зображення

При різній відстані до автомобіля необхідно використовувати різні параметри для обробки (наприклад, ширину фільтрів). Якщо автомобіль перебуває близько, то повинна використовуватися більш "тверда" обробка (наприклад, ширина структурного елемента при медіанній фільтрації = 3). Але якщо застосувати таку фільтрацію для зображення, але автомобіль розташований далеко, то номер може злитися із частиною машини. Якщо для всіх зображень використовувати меншу ширину структурного елемента, то на зображеннях, на яких номерний знак розташований близько до камери, з'являться зайві передбачувані блоби з номером. Так само таке зображення може просто не обробитися й не замкнути границі номерного знака через невеликі параметри фільтрації, як показано на рис. 3.13. [42, с. 96]



Рис. 3.13. Приклад не замкнених меж

Після такої обробки зображення номерний знак добре видний і може бути виділений. Результат функції `findpossible number` показано на рис. 3.14.



Рис. 3.14. Передбачуваний блоб з номером.

Інша немаловажлива проблема полягає в розпізнаванні частин із символами на знаку. У деяких випадках цифри можуть бути об'єднані яким небудь викривленням, і тоді при аналізі областей вони порахуються як один символ і не пройдуть перевірку відносини сторін для символів, як показано на рис. 3.15.



Рис. 3.15. Приклад з'єднання сусідніх цифр в один об'єкт.

Третя проблема, на яку необхідно звернути увагу - це розпізнавання символів. У даній роботі був обраний метод порівняння з оригіналом через швидкість написання такого алгоритму і його стабільності для того самого зображення. Однак він має деякі недоліки. Через невеликий кут нахилу вихідне зображення трохи спотворилося, що дало невірний результат. Приклад представлено в таблиці 3.2.

Таблиця 3.2

Приклад неправильного розпізнавання символу



Вихідне зображення	Оброблене зображення	Дійсне значення	Результат розпізнавання	Коефіцієнт кореляції
		1	I	0.4



Рис. 3.16 Приклад 1

Результат програми - AX5755CA. Помилки у розпізнаванні немає.



Рис. 3.17. Приклад 2

Результат програми - AA00558P. Програма помилково прийняла В за 8. Це відбулося через схожість цих 2 символів. На рис. 3.18 показано порівняння схожих символів [24, с. 75].



Рис. 3.18. Порівняння ідеальних символів

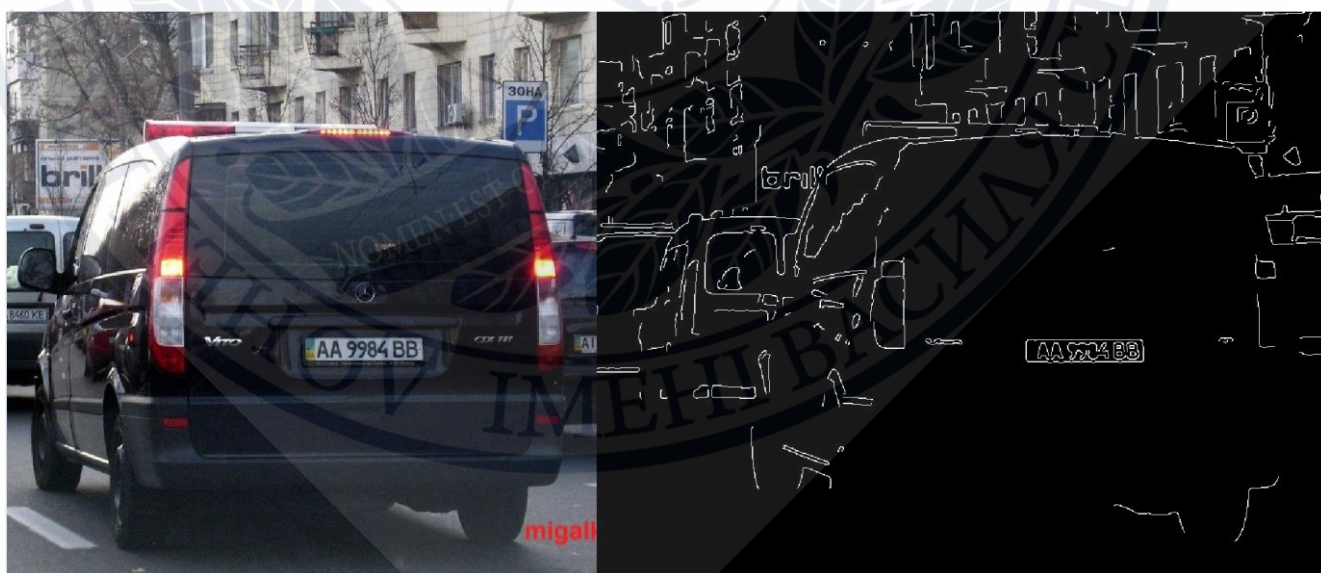


Рис. 3.19. Приклад 3

Результат програми - AA9984B8. Тут також програма помилково прийняла В за 8.



Рис. 3.20 Приклад 4

У даному прикладі програма буде обробляти 2 блоба з номерною пластиною, але в кінцевому результаті виведе більш повний із двох. Результат програми - 8Н6777СН. Програма помилково ухвалює В за 8.



Рис. 3.21 Приклад 5

Результат - АК1234АВ. Помилки у розпізнаванні немає. У даному прикладі використовувалося максимальне наближення номерної пластини.

Для використання даного програмного коду буде потрібно:

- а) ОС Windows 7/8/10;
- б) програма MATLAB версії 9.2.0.5380 і вище;
- в) папка idealdigitals з ідеальними зображеннями кожного символу;
- г) папка numbers із зображеннями які потрібно розпізнати.

Кожний клас коду програми занести в програму MATLAB. Запуск коду здійснюється за допомогою класу Test. Результат розпізнавання відображається усередині програми MATLAB.

ВИСНОВКИ

Таким чином, завдання розпізнавання автомобільних номерів часто вирішується в складних умовах експлуатації: при різних погодних умовах, висвітленні, забрудненні номерних знаків. Вирішення даного завдання потрібно в таких додатках, як керування автомобільним трафіком, автоматична обробка дорожніх аварій, автоматичне паркування.

Зашумлення й нахил номерного знака є серйозними проблемами, що виникають при розробці подібних систем. У даній роботі вирішення завдання відбувається шляхом розпізнавання символів під нахилом, що дозволяє уникнути додаткових викривлень при приведенні номера в горизонтальне положення.

До існуючих методів сегментації відносяться методи математичної морфології, виділення меж, перетворення Хафа, горизонтальне й вертикальне проектування, алгоритм Adaboost, згорткові нейронні мережі (ЗНМ). Для вирішення завдання розпізнавання часто застосовуються дерева рішень, сховані моделі Маркова, машини опорних векторів, зіставлення із шаблонами, різні алгоритми на базі штучного інтелекту: багатошарові персептрони, нейронні мережі, СНН і ін.

Пропонована технологія складається із трьох основних етапів. На першому етапі відбувається передобробка зображення, що включає застосування оператора Собеля, морфологічних операцій, статистичного аналізу й бінаризації зображення. На наступному етапі відбувається сегментація номера на основі методу зв'язних компонентів (МЗК), що дозволяє успішно сегментувати номерний знак без втрати якості зображення. Третім етапом є розпізнавання сегментованих символів ієрархічною тимчасовою мережею (ІТМ).

Розглянуті алгоритми нормалізації зображень номерних знаків по куту повороту й сегментації символів на них по якості й швидкості роботи дозволяють використовувати їх у системі розпізнавання автомобільних

номерів як попередніх етапів підготовки зображень до розпізнавання. Запропоновані моделі зображень номерів можуть бути легко доповнені або замінені іншими моделями, відповідними до інших стандартів розташування символів на номері. Одержувана на етапі сегментації інформація дозволяє визначити також і тип номера, що спрощує подальше розпізнавання за рахунок знання про приналежність символу буквам або цифрам. Подальші дослідження в напрямку створення системи автоматичного розпізнавання можуть бути пов'язані з розробкою алгоритмів розпізнавання символів номера, одержуваних на виході розробленого комплексу алгоритмів нормалізації й сегментації зображення номерного знака.

Таким чином, була виявлена й описана головна проблема комп'ютерного зору: неможливість вирішення схожих завдань. Ця проблема розглянута на прикладі розпізнавання номерних знаків, які розташовані під різним кутом і відстанню. Описані можливі шляхи вирішення цієї проблеми.

У розділі 3 наведені приклади розпізнавання зображень, описані проблеми, які перешкодили коректно знайти номер. Практично на всіх зображеннях, на яких відстань до машини було невелике, номерний знак виділений правильно. Однак найбільшою проблемою було розпізнавання символу й переклад його в строковий вид.

Під час тестування великої кількості зображень було виявлено, що порівняння символу з ідеалом має невисоку надійність, тому що ті самі символи на різних знаках можуть відображатися по-різному. Так само великою погрішністю мають символи, які розташовані під нахилом. Це сильно ускладнює порівняння їх з ідеальними зображеннями й може видавати некоректний результат з більшим значенням кореляції. Також впливає якість зображення. Зображення з низькою якістю або, що мають розмитість програма буде розпізнавати невірно або не бачити номер взагалі. Середні й високого якості зображення будуть розпізнаватись ідеально або з 1-2 помилками, яка обумовлена схожістю символів. Видалення шуму відбувається за допомогою медіанної фільтрації й використанням фільтра лапласіан - гауссіана.

У такий спосіб використання методу порівняння з ідеалом можливо при наявності правильного кута розташування номерної пластини, середньої якості й ідеальних зображень знаків номера.

У роботі запропонована технологія сегментації й розпізнавання автомобільних номерів. Спільне використання моделі ієрархічної тимчасової пам'яті, методу зв'язних компонентів і бінаризації методом Отсу показало гарні результати розпізнавання номерних знаків як для "денної", так і для "нічної" зйомки. Порівняння результатів розпізнавання різних алгоритмів показало, що запропонований алгоритм порівняно з існуючими й у більшості випадків не поступає їм по точності розпізнавання. Застосування методу зв'язних компонентів для сегментації дозволяє уникнути втрати якості вихідного зображення. Виконання сегментації на основі Rle-Стиску прискорює процес сегментації без втрати якості зображення. ІТМ дозволяє розпізнавати символи й цифри під нахилом із прийнятною точністю.

СПИСОК ВИКОРИСТНИХ ДЖЕРЕЛ ТА ЛІТЕРАТУРИ

1. Абраменко А. Компьютер читает [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <http://www.ocrai.narod.ru/fr.html>
2. Болотова Ю. А. Распознавание автомобильных номеров на основе метода связанных компонент и иерархической временной сети/ Ю. А. Болотова, В. Г. Спицын, М. Н Рудометкина // Компьютерная оптика: научный журнал / Институт систем обработки изображений Российской академии наук. - 2015. - Т. 39, № 2. - С. 275-280.
3. Брилюк Д.В., Старовойтов В.В. Нейросетевые методы распознавания изображений [Электронный ресурс]. – Режим доступа: http://rusnauka.narod.ru/lib/author/briluk_d_b/1/
4. Брюханов Ю. А., Приоров А. Л. Цифровые фильтры. - Ярославль: ЯрГУ, 2002. – 430 с.
5. Брюханов Ю.А. Цифровые цепи и сигналы: учеб. пособие. - Ярославль. ЯрГУ, 2005. – 398 с.
6. Винер Н. Кибернетика, или Управление и связь в животном и машине. / Пер. с англ. И.В. Соловьева и Г.Н. Поварова; Под ред. Г.Н. Поварова. – 2-е издание. – М.: Наука; Главная редакция изданий для зарубежных стран, 1983. – 344 с.
7. Воскресенский Е.М., Царев В.А. Моделирование и адаптация систем распознавания текстовых меток на видеоизображениях. – Череповец: ИНЖЭКОН-Череповец. – 2009. – 154 с.
8. Гонсалес Р. Цифровая обработка изображений / Р. Гонсалес, Р. Вудс – М. : Техносфера, 2006. – 1072 с.
9. Гонсалес Р., Вудс Р., Эддинс С. Цифровая обработка изображений в среде Matlab. - М.: Техносфера, 2006. – 430 с.
10. Грузман И.С., Киричук В.С. Цифровая обработка изображений в информационных системах: Учебное пособие. – Новосибирск: Изд-во НГТУ, 2002. – 352 с.

11. Дамьяновски В. Библия видеонаблюдения. Цифровые и сетевые технологии. - М.: Ай-Эс-Эс пресс, 2006. – 533 с.
12. Дьяконов В. Обработка сигналов и изображений. Специальный справочник. - СПб.: Питер, 2002. - 608 с.
13. Дьяконов В. П. MATLAB 6.0/6.1/6.5/6.5+SPI + Simulink 4/5. Обработка сигналов и изображений. - М.: СОЛТОН-Пресс, 2005.
14. Знаки номерні транспортних засобів : ДСТУ 4278:2004. – [Чинний від 2004-02-20]. – К. : Держстандарт України, 2004. – 22 с. – (Національний стандарт України).
15. Иглин С.П. Математические расчеты на базе MATLAB. СПб: БХВ. Петербург, 2011. – 322 с.
16. Колерс П., Мюррей Д., Распознавание образов. М:Мир, 1970. - 288с.
17. Ланнэ А. А., Матюшкин Б. Д., Улахович Д. А. Основы цифровой обработки сигналов. - Л.: ВАС, 1995. – 411 с.
18. Личканенко И.С.. Методы обработки изображений и распознавания образов для задачи обнаружения номерных знаков транспортных средств // Информатика и компьютерные технологии – 2013. – Донецк: Донецкий национальный технический университет, 2013. С. – 21-26
19. Лукьяница А. А., Шишкин А. Г. Цифровая обработка видеоизображений. -М.: «Ай-Эс-Эс Пресс», 2009. – 290 с.
20. Математическая морфология [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <http://habrahabr.ru/post/113626/>
21. Местецкий Л.М. Непрерывная морфология бинарных изображений: фигуры, скелеты, циркуляры // Москва, Физматлит. - 2009. - 288 с.
22. Метод распознавания лиц Виолы-Джонса (Viola-Jones) [Электронный ресурс] / Блог о высоких технологиях Oхозle. – URL: <http://oxozle.com/2015/04/11/metod-raspoznavaniyalic-violy-dzhonsa-viola-jones>
23. Мироновский Л.А., Петрова К.Ю. Введение в MATLAB. Учебное пособие. СПбГУАП. СПб., 2011. – 523 с.

- 24.Мурыгин К.В. Нормализация изображения автомобильного номера и сегментация символов для последующего распознавания / К.В. Мурыгин // Искусственный интеллект. –2010. – № 3. – С. 364-369.
- 25.Мурыгин К.В. Обнаружение автомобильных номеров на основе смешанного каскада классификаторов / К.В. Мурыгин // Искусственный интеллект. – 2010. – № 2. – С. 147-152.
- 26.Мурыгин К.В. Применение МКВ-классификатора для распознавания символов автомобильных номеров / К.В. Мурыгин // Искусственный интеллект. – 2011. – № 4. – С. 203-206.
- 27.Петров В. А., Волохов В.А. Распознавание регистрационных номеров транспортных средств с использованием комитетов классификаторов // Молодёжь и наука: модернизация и инновационное развитие страны. Материалы международной научно-практической конференции часть 2, 2011 г. Стр. 332-334.
- 28.Петров В.А. Применение алгоритма локальной бинаризации цифровых изображений в задаче выделения автомобильных номеров // XIII межвузовская научно-практическая конференция курсантов «Проблемы развития и применения средств ПВО в современных условиях» сб. докл., 2013 г. Стр. 70-74.
- 29.Петров В.А., Федорин Д.В., Кралин А.Е. Применение НОГ-дескрипторов для описания объектов на цифровых изображениях // Шестидесят шестая всероссийская научно-техническая конференция студентов, магистрантов и аспирантов высших учебных заведений с международным участием. Электрон, сб. тез. докл. - Ярославль: Изд-во ЯГТУ, 2013. стр. 740.
- 30.Половко А.М., Бутусов П.Н. MATLAB для студента. СПб: БХВ-Петербург, 2011. – 423 с.
- 31.Потемкин В.Г. Вычисления в среде MATLAB М.: Диалог-МИФИ, 2011. – 211 с.

32. Приоров А. Л., Апальков И. В., Хрящев В. В. Цифровая обработка изображений. - Ярославль: ЯрГУ, 2007. – 298 с.
33. Путятин Е.П. Нормализация и распознавание изображений [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <http://sumschool.sumdu.edu.ua/is-02/rus/lectures/pytyatin/pytyatin.htm>
34. Рахманов, Х. Э. Решение задачи распознавания номерных знаков транспортных средств методом контурного анализа / Х. Э. Рахманов // Вестник ПГТУ, "Радиотехнические и инфокоммуникационные системы", №3, 2014, с. 66-73.
35. Свирин И., Ханин А. Аспекты автоматического РАМ – 2010, № 3. С. 26-29.
36. Сергиенко А. Б. Цифровая обработка сигналов. - СПб: Питер, 2003. – 365 с.
37. Система распознавания автомобильных номеров «НомерОк» [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <http://avtonomerok.com/>
38. Тельнов Ю.Ф. Интеллектуальные информационные системы / Московский государственный университет экономики, статистики и информатики. – М.: МЭСИ, 2004. – 98 с.
39. Трапезников И.Н., Федорин Д.В., Петров В.А., Носков А.А. Исследование устойчивости алгоритмов машинного обучения к шумам в задаче распознавания символов // Новые информационные технологии в научных исследованиях: материалы XVII Всероссийской научно-технической конференции студентов, молодых учёных и специалистов, 2012 г. Стр. 224-226.
40. Форсайт Д., Понс Ж. Компьютерное зрение. Современный подход. - М.: Издательский дом «Вильямс», 2004. – 398 с.
41. Фурман, Я. А. Введение в контурный анализ и его приложения к обработке изображений и сигналов / Я. А. Фурман, А. К. Передреев, А. В. Кревецкий и др.; Под ред. Я. А. Фурмана. – М.: Физматлит, 2003. 592 с.

- 42.Cui Y., Huang Q. Automatic license extraction from moving vehicles // In the International Conference on Image Processing. – Vol. 3. – 1997. – P. 115-165.
- 43.David Millán Escrivá, Khvedchenia Ievgen Mastering OpenCV //Published by Packt, 2012
- 44.Hontani H., and Koga T., (2001), Character extraction method without prior knowledge on size and information, Proceedings of the IEEE International Vehicle Electronics Conference (IVEC'01), pp. 67-72.
- 45.Kamat V. and Ganesan S. An Efficient Implementation of the Hough Transform for Detecting Vehicle License Plates Using DSP'S. Cellular Neural Networks and
- 46.Kim S.K., Kim D.W., and Kim H.J., 1996, A Recognition of Vehicle License Plate Using a Genetic Algorithm Based Segmentation, Proceedings of 3rd IEEE International Conference on Image Processing, V01.2., pp.661-664, 1996
- 47.Lotufo R.A., Morgan A.D., and Johnson AS., 1990, Automatic Number-Plate Recognition, Proceedings of the IEE Colloquium on Image analysis for Transport Applications, V01.035, pp.6/1-6/6, February 16, 1990.
- 48.Nijhuis J., Brugge M., Helmholt K. License Plate Recognition Using DTCNNs // Security Technology. – 1997. – P. 212-217.
- 49.Nijhuis J.A.G. , Brugge Ter M.H., Helmholt K.A., Pluim J.P.W., Spaanenburg L., Venema L., Westenberg M.A., 1995, Car License PlateRecognition with Neural Networks and Fuzzy Logic, IEEE International Conference on Neural Networks, pp.2232-2236, 1995
- 50.Satoshi Suzuki, Keiichi A beTopological structural analysis of digitized binary images by border following // Computer Vision Graphics and Image Processing 30(1):32-46 March 1985
- 51.Their Applications // Proceedings of the IEEE 31st Annual 1997 International Carnahan Conference. – 1997. – P. 209-218.