МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ
ДЕРЖАВНИЙ УНІВЕРСИТЕТ ТЕЛЕКОМУНІКАЦІЙ

НАВЧАЛЬНО-НАУКОВИЙ ІНСТИТУТ ЗАХИСТУ ІНФОРМАЦІЇ
КАФЕДРА СИСТЕМ ІНФОРМАЦІЙНОГО ТА КІБЕРНЕТИЧНОГО ЗАХИСТУ

«На правах рукопису»
УДК 681.3.06

До захисту допущено
Завідуючий кафедрою СІКЗ
_____к.т.н. Г.В. Шуклін
«____» _____2021 р.

МАГІСТЕРСЬКА АТЕСТАЦІЙНА РОБОТА

зі спеціальності 125 “Кібербезпека”

на тему: **ВИЯВЛЕННЯ ТРИВОЖНИХ ПОДІЙ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНИМИ СИСТЕМАМИ ВІДЕОСПОСТЕРЕЖЕННЯ НА БАЗІ МЕТОДІВ КОНТУРНОГО АНАЛІЗУ**

Виконав: студент 6 курсу, групи СЗДМ-61
Спеціальності 125 Кібербезпека
Освітньо-професійної програми
«Технічні системи інформаційного та кібернетичного захисту»
(шифр і назва спеціальності)
Акулінічева М.В.
(прізвище та ініціали)
Керівник Крючкова Л.П.
(прізвище та ініціали)
Рецензент _____
(прізвище та ініціали)
Нормоконтролер Гребенніков А.Б.

КИЇВ – 2021

ЗАТВЕРДЖУЮ

Завідувач кафедри СІКЗ

к.т.н. Г.В. Шуклін

«_____»_____ 2020 р.

ЗАВДАННЯ

на атестаційну роботу магістра

студенту: Акулінічевій Марії Володимирівні

1.Тема роботи: Виявлення тривожних подій інтелектуальними системами відеоспостереження на базі методів контурного аналізу, керівник Крючкова Лариса Петрівна, д.т.н.

Затверджена наказом університету від « » 2020 р. №

2.Термін здачі студентом оформленої роботи «21» грудня 2020р.

3.Об'єкт дослідження: процес виявлення тривожних подій інтелектуальними системами відеоспостереження.

4.Предмет дослідження: методи і алгоритми виявлення в реальному часі тривожних подій інтелектуальними системами відеоспостереження на базі контурного аналізу зображень об'єктів.

5.Мета роботи: синтез алгоритмів виділення контурів зображень об'єктів в задачах виявлення тривожних подій інтелектуальними системами відеоспостереження.

6.Перелік питань, які мають бути розроблені:

1. Розглянути методи і алгоритми виявлення в реальному часі тривожних подій інтелектуальними системами відеоспостереження.
2. Виконати аналітичний огляд основних методів і алгоритмів контурного аналізу для виділення контурів зображень об'єктів.
3. Здійснити синтез алгоритмів виділення контурів зображень об'єктів в задачах виявлення тривожних подій інтелектуальними системами відеоспостереження.
4. Здійснити оцінку ефективності запропонованих алгоритмів.

7.Перелік публікацій:

Акулінічева М.В. Алгоритми виділення контурів зображень об’єктів в інтелектуальних системах відеоспостереження / Л.П. Крючкова, В.І. Стрельников, М.В. Акулінічева, О.С. Бортник // Зв'язок – 2020. – №5.

8. Перелік ілюстративного матеріалу. Презентація виконана на 15 слайдах для подання за допомогою світло-проекторів та комп’ютерних засобів.

9.Дата видачі завдання «____» ___ ____ _____2020 р.

Науковий керівник _____ Крючкова Л.П.

(підпис)

Завдання прийняв до виконання _____ Акулінічева М.В.

(підпис)

КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

№ з/п	Назва етапів дипломної роботи	Строк виконання етапів роботи	Примітка
1	Підбір наукової літератури	до 30.09.20 р.	виконано
2	Написання першого розділу роботи	до 23.10.20р.	виконано
3	Написання другого розділу роботи	до 15.11.20 р.	виконано
4	Написання третього розділу роботи	до 29.11.20 р.	виконано
5	Написання висновків по роботі	до 09.12.20 р.	виконано
6	Підготовка демонстраційних матеріалів	до 17.12.20 р.	виконано
7	Захист у ДЕК	18.01.2021 р.	виконано

Студент: СЗДМ - 61 Акулінічева М.В. _____

(підпис)

Науковий керівник: д.т.н., Крючкова Л.П. _____

(підпис)

РЕФЕРАТ

Дипломна робота містить 87 сторінок, 23 рисунки, 1 таблицю.

Мета роботи. синтез алгоритмів виділення контурів зображень об’єктів в задачах виявлення тривожних подій інтелектуальними системами відеоспостереження.

Завдання дослідження:

- Розглянути методи і алгоритми виявлення в реальному часі тривожних подій інтелектуальними системами відеоспостереження.
- Виконати аналітичний огляд основних методів і алгоритмів контурного аналізу для виділення контурів зображень об’єктів.
- Здійснити синтез алгоритмів виділення контурів зображень об’єктів в задачах виявлення тривожних подій інтелектуальними системами відеоспостереження.
- Здійснити оцінку ефективності запропонованих алгоритмів.

Об’єкт дослідження: процес виявлення тривожних подій інтелектуальними системами відеоспостереження.

Предмет дослідження: методи і алгоритми виявлення в реальному часі тривожних подій інтелектуальними системами відеоспостереження на базі контурного аналізу зображень об’єктів.

Методи дослідження. Методи системного аналізу, чисельні методи.

В роботі приведено основні відомості про інтелектуальні системи відеоспостереження, методи контурного аналізу, алгоритми оконтурювання ат їх оцінки, виявлено тенденції їх сучасного розвитку. Сформульовано нові задачі підвищення їх ефективності. Розроблено алгоритм виявлення об’єктів на зображеннях з рівномірним фоном та сформовано систему обмежуючих вимог для коректної роботи алгоритмів.

Галузь використання – інтелектуальні системи відеоспостереження.

Ключові слова: ІНТЕЛЕКТУАЛЬНІ СИСТЕМИ ВІДЕОСПОСТЕРЕЖЕННЯ, ВІДЕОАНАЛІЗ, ЦИФРОВА ОБРОБКА ЗОБРАЖЕНЬ, КОНТУРНИЙ АНАЛІЗ

ABSTRACT

The thesis contains 87 pages, 23 drawings, 1 spreadsheet.

Contour analysis is a set of methods for selecting, describing and processing image contours that allows you to describe, store, compare and search for objects presented in the form of their external contours, as well as effectively solve the main problems of pattern recognition - transfer, rotate and zoom image of the object. In this case, the contour means a space-length gap, difference or abrupt change in brightness values.

The problem of selection of contours of images of objects in problems of detection of disturbing events by intelligent systems of video surveillance is considered.

The purpose of the publication is to consider the algorithms for selecting the contours of images of objects in the problems of detecting alarming events by intelligent video surveillance systems.

Objectives of the study:

- research the methods and algorithms of detection in real time of the alarm pods by the intelligent video surveillance systems.
- an analytical review of the main methods and algorithms of contour analysis for seeing the contours of the image of objects.
- create a synthesis of algorithms for visualizing the contours of the image of objects in the tasks of detecting alarms by intelligent video systems.
- create an assessment of the effectiveness of the proponated algorithms.

Object of study. the process of detecting alarming events by intelligent video surveillance systems.

Research methods. Methods of system analysis, numerical methods

Area of application – intelligent video surveillance systems.

Key words: intelligent video surveillance systems, video analytics, alarm detection, digital image processing, object detection, object tracking, object image contours, contour analysis.

ЗМІСТ

ВСТУП..... 9

1 МЕТОДИ І АЛГОРИТМИ ВИЯВЛЕННЯ ТРИВОЖНИХ ПОДІЙ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНИМИ СИСТЕМАМИ ВІДЕОСПОСТЕРЕЖЕННЯ В РЕАЛЬНОМУ ЧАСІ……...…… 11

1.1 Актуальність використання інтелектуальних систем відеоспостереження……... 11

1.2 Розвиток і досягнення галузі відеоспостереження…… 14

1.3 Методи і алгоритми, що використовуються в інтелектуальних системах відеоспостереження:……. 16

1.3.1 Методи, засновані на шаблонах…….. 18

1.3.2 Методи з використанням контурних моделей…….. 20

1.3.3. Нейромережеві методи……..... 22

1.3.4. Метод Віоли-Джонса……... 25

1.3.5. Метод опорних векторів…… 28

Висновки до розділу 1……...…… 29

2 АНАЛІТИЧНИЙ ОГЛЯД ОСНОВНИХ МЕТОДІВ І АЛГОРИТМІВ КОНТУРНОГО АНАЛІЗУ ДЛЯ ВИДІЛЕННЯ КОНТУРІВ ЗОБРАЖЕННЯ ОБ'ЄКТІВ……... 31

2.1 Підготовка зображення.…….. 31

2.2 Методи контурного аналізу.…….... 33

2.2.1 Метод активних контурів……...…… 34

2.2.2 Метод деформованих шаблонів ...…… 36

2.2.3 Детектор кордонів Кенні ……...…… 36

2.2.4 Відстеження контурів…..……...…… 38

2.2.5 Кластеризація……...…… 41

2.2.6 Локальна обробка……...…… 42

2.2.7 Аналіз за допомогою графів ……..…… 43

2.2.8 Алгоритми фільтрації на основі операторів…… 44
2.3 Методи характерних точок..... 51
Висновки до розділу 2……. 56
3 СИНТЕЗ АЛГОРИТМІВ ВИДІЛЕННЯ КОНТУРІВ ЗОБРАЖЕНЬ ОБ'ЄКТІВ В ЗАДАЧАХ ВИЯВЛЕННЯ ТРИВОЖНИХ ПОДІЙ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНИМИ СИСТЕМАМИ ВІДЕОСПОСТЕРЕЖЕННЯ У РЕЖИМІ РЕАЛЬНОГО ЧАСУ…..…. 58
3.1 Недоліки алгоритмів виділення контурів для застосування інтелектуальними системами відеоспостереження ……..…… 58
3.2 Алгоритми виявлення, що враховують основні і додаткові ознаки відмінності об'єкта від оточуючого фону……. 59
Висновки до розділу 3……. 64
4 МЕТОДИКА ОЦІНКИ ЕФЕКТИВНОСТІ ЗАПРОПОНОВАНИХ АЛГОРИТМІВ…… 67
4.1 Підходи до оцінки ефективності алгоритмів……. 67
4.2 Методики оцінки ефективності алгоритмів……... 70
4.3 Критерії оцінювання якості виділення контурного зображення…. 73
4.4 Аналітична оцінка ефективності алгоритмів……. 80
Висновки до розділу 4
ВИСНОВКИ..... 82
ПЕРЕЛІК ПОСИЛАНЬ..... 84

ВСТУП

У міру збільшення популярності систем відеоспостереження відзначена тенденція до збільшення площі та геометричної складності контрольованих територій. Чималу роль в цьому процесі зіграв бурхливий розвиток електронно-обчислювальної техніки, що спостерігається протягом останнього десятиліття і яке триває і в даний час. Розвиток засобів кодування, передачі, зберігання і відображення відеоінформації призвів до швидкого зростання числа відеопотоків, що надходять від реєструючих пристроїв в центри аналізу даних. Традиційно вся робота по оцінці ситуації на контрольованій території відводиться оператору, який візуально оцінює відеоінформацію, що надходить. Це фізично і психологічно складна робота, що вимагає постійної зосередженості на одноманітній інформації, а це в свою чергу призводить до швидкої стомлюваності і зниження якості аналізу.

Видима сьогодні інтелектуалізація засобів відеоспостереження – створення і впровадження технологій комп'ютерного аналізу, що виконують частину функцій оператора, спрямована на подолання наведених вище складнощів і повинна істотно розширити коло вирішуваних завдань. В ідеальному випадку оператор може виступати в ролі експерта, якому пред'являються зображення від камер спостереження, відеоряд яких був попередньо класифікований в автоматичному режимі як представляє певний інтерес. Це дозволить істотно збільшити кількість оброблюваної одним оператором відеоінформації, а актуальність такого підходу підтверджується збільшенням кількості робіт[1-16], присвячених створенню методів автоматичного аналізу відеоданих, методів відеоаналітики.

Виділення послідовності відеокадрів, до якої необхідно привернути увагу оператора, здійснюється, як правило, на основі аналізу траєкторій і швидкісних режимів рухомих об'єктів. Таким чином, в послідовності відеокадрів проводиться пошук рухомих об'єктів, характеристики руху яких не вкладається в норму.

Однак норма визначається для виду рухомого об'єкту. Дозволені напрямки і швидкості руху пішоходів і транспортних засобів на пішохідному переході будуть істотно відрізнятися.

Визначення контуру об’єкта є одним із першочергових етапів відеоаналізу. Від ефективності визначення контуру залежить чи віднесе система подію до тривожних тобто чи сповістить про її настання відповідну особу. Помилка у роботі алгоритму чи його повільність може призвести до несвоєчасної реакції служби безпеки об’єкту, або навіть пропуску тривожної події. В свою чергу такі помилки призводять до матеріальних збитків.

Методи контурного аналізу мають широке поширення у сфері організації безпеки, медичних дослідженнях, картографії, художньої фотографії. Проблеми неякісного виділення контуру вирішуються за допомогою залучення камер інфрачервоного бачення (для номерних знаків), збільшенням контрастності, чіткості вихідного зображення (застосування попередньої обробки притаманно сфері художньої фотографії. Однак такі маніпуляції не є достатньо результативними. Тому багато досліджень [1,5,27,28] присвячені пошуку досконаліших методів та алгоритмів, оптимізації тих, що вже використовуються.

Найпоширенішими проблемами алгоритмів оконтурювання є виділення ліній, що не є контурними, як контурних, та втрата частини або всього об’єкту, якщо фон не є однорідним чи є велика кількість шумів. Тому розробка алгоритму, що дозволить швидко та якісно виявляти контури на зображеннях з різними показниками яскравості є актуальною.

У даній роботі проведено огляд сучасної літератури, проаналізовано методи та алгоритми контурного аналізу, методики оцінки алгоритмів оконтурювання. Запропоновано та оцінено алгоритми виявлення, що враховують основні і додаткові ознаки відмінності об’єкта від оточуючого фону, визначено умови, за яких можливе виявлення зображень об’єктів.

1 МЕТОДИ І АЛГОРИТМИ ВИЯВЛЕННЯ ТРИВОЖНИХ ПОДІЙ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНИМИ СИСТЕМАМИ ВІДЕОСПОСТЕРЕЖЕННЯ В РЕАЛЬНОМУ ЧАСІ

1.1 Актуальність використання інтелектуальних систем відеоспостереження

Системи відеоспостереження використовуються як надійні охоронні засоби у сучасних системах безпеки та захисту інформації. Станом на 2020 рік інтелектуальні системи відеоспостереження (ІСВ) набувають все більшого застосування в різних галузях промисловості, приватному та державному секторі. Можливість безперервно стежити за станом периметра або приміщень, що перебувають під охороною, у режимі реального часу дає змогу оперативно аналізувати та своєчасно реагувати на різні позаштатні ситуації. У зв'язку з цим використання систем відеоспостереження з метою забезпечення безпеки сьогодні є вкрай актуальним.

Відповідно до поставленої задачі на різних об’єктах використовуються різноманітні системи, що мають необхідні функції. Найчастіше об’єктами, що потребують встановлення відеоспостереження, є місця великого скупчення людей, транспортна структура, а також контрольно-пропускні пункти і території, що перебувають під охороною.

Сучасні системи відеоспостереження дозволяють:

- здійснювати відеофіксацію подій зі створенням відеоархівів;
- здійснювати розпізнавання об'єктів (людей, автотранспорту, інших предметів), які представляють інтерес або небезпеку;
- виконувати охоронні функції стратегічних об'єктів, зокрема здійснювати моніторинг території для убезпечення від несанкціонованого

проникнення підозрілих і сторонніх осіб;

- підвищити безпеку транспортної інфраструктури;
- автоматизувати допуск осіб на певні об'єкти і контролювати територію в'їзду і виїзду автотранспорту.

У звичайних охоронних системах відеоспостереження застосовуються різні виявлячі руху або перетину периметра. Деякі виробники пропонують камери з вбудованими виявлячами.

Оператори систем відеоспостереження вимушені виконувати монотонну роботу протягом тривалого часу, звідки виникає проблема стомленості і зниження концентрації уваги. Так, встановлено [10], що при безперервному спостереженні за відеоінформацією протягом 12 хвилин оператор починає пропускати 45% потенційно тривожних подій, а при збільшенні часу спостереження до 22 хвилин відсоток пропуску зростає до 95%. Це обумовлює необхідність створення інтелектуальних систем відеоспостереження, в яких не тільки поліпшуються технічні характеристики відеокамер спостереження, а й здійснюється автоматичний контроль за заздалегідь визначеними подіями з оперативним сповіщенням оператора системи про настання таких подій.

Застосування інтелектуальних систем відеоспостереження дозволяє вирішувати завдання пов’язані з питаннями безпеки, а також питаннями контролю і управління, які постійно розвиваються і потребують все більше високотехнологічних рішень. Необхідною характеристикою інтелектуальних відеосистем є здатність реалізовувати послідовності дій відповідно до аналізу відеозображення, що надходить з камер. Іншими словами, система відеоспостереження може вважатись інтелектуальною, якщо вона здатна до відеоаналітики у режимі реального часу. Інтелектуальні детектори, які вбудовані в систему відеоспостереження і працюють в автоматичному режимі, дають можливість не просто спостерігати за подіями, що відбуваються і збирати їх в архівах, але також сповіщати оператора про різні події та інциденти. Відеоаналітика полягає у аналізі зображення за допомогою логічних алгоритмів.

Наприклад, принцип роботи системи розпізнавання осіб заснований на

автоматичному виділенні камерою відеоспостереження осіб, які перебувають в полі зору камери. В такому разі відеоспостереження полягає в наступному: система в автоматичному режимі виділяє, фотографує і зберігає зображення осіб, що потрапили в поле зору камери, при цьому система може розпізнати обличчя і оповістити оператора про те, що та чи інша особа перебуває на конкретному об'єкті або в конкретній зоні [12]. Застосування подібних систем можливо не тільки і не стільки з метою забезпечення безпеки та / або контролю доступу, можливості таких технологій дозволять вирішувати більш складні завдання.

Сьогодні застосовуються як системи двовимірного, так і об'ємного машинного зору. Сам термін "машинний зір" має на увазі комп'ютерну обробку відеоінформації, отриманої з камер спостереження. Система, яка функціонує на основі алгоритмів машинного зору, перш за все, включає детектор захоплення зображень і детектор аналізу і обробки зображень, що надає можливість вирішувати вкрай широкий спектр завдань.

Розробки в сфері інтелектуального відеоспостереження і відеонаналізу, пов'язані з фізіогномікою і розпізнаванням емоцій людини, знайдуть ефективне застосування, в тому числі і в правоохоронній сфері. На сьогоднішній день дослідження в області фізіогноміки і розпізнавання людських емоцій знаходиться в стадії активного розвитку. "Розумні" системи вже навчилися розпізнавати посмішку на обличчі людини або ж відсутність такої. Прикладом успішної роботи в даному напрямку може служити французький авто концерн PSA, інженери якого розробили систему розпізнавання емоцій людини, призначену для встановлення в автомобілях. Передбачається, що ця технологія також буде використовуватись і в інших областях. Мета розробників подібнних систем – створити програмне забезпечення, яке могло б розпізнавати базові людські емоції: здивування, радість, смуток та ін., для подальшого аналізу емоційного стану людини і прогнозування поведінки людини.

Таким чином, інтелектуальне відеоспостереження є одним з прогресивних напрямків у пошуку ефективного вирішення низки складних соціальних і технічних завдань, що дозволяють усувати позаштатні ситуації.

1.2 Розвиток і досягнення галузі відеоспостереження

Цінність інформації залежить від часу. Чим більше потрібно часу аби обійти систему безпеки і скоїти злочин, тим ефективнішим є захист. Чим швидше вдається вирахувати злочинця, тим менше шкоди і збитків він може заподіяти. Записуючи все, що в полі зору камери, без подальшого аналізу, спеціалісти не отримують нічого окрім завдання накопичення записів у архіві та подальшого видалення через певний період часу. Адже, якщо злочинець вже покинув країну чи штат, то через втрачений час його набагато складніше знайти і притягти до відповідальності. Встановлення камер відеоспостереження може допомогти у пошуку злочинця, але не має змоги застерегти від скоєння злочину без застосування своєчасного аналізу.

Прикладом вдалого застосування комплексного рішення безпеки із впровадженням інтелектуальних систем відеоспостереження є проєкти «Безпечне місто» та «Розумний дім».

«Безпечне місто» – це застосування сучасної інформаційно-комп’ютерної системи, яка надає можливість цілодобового моніторингу оперативної обстановки в Києві та інших містах України. Камери можуть тривалий час працювати без електрики, у нічний час та за будь-яких погодних умов.

7.07.20 Антон Геращенко повідомив, що наразі Міністерством внутрішніх справ розробляється проект закону під умовною назвою «Про безпечну Україну», яким пропонується встановити відповідальність за незаконне використання інформації, зібраної з відеокамер спостереження в громадських закладах. Такі дані повинні використовуватися лише правоохоронними органами в цілях національної безпеки.

Директор торгівельного центру «Lavina Mall» Дмитро Лашин зауважив, що після підключення відеокамер до міської системи адміністрація закладу одразу побачила позитивний результат і тому було прийнято рішення інтегрувати камери з інших ТРЦ в систему «Безпечного міста» найближчим часом.

Система «Безапечне місто» не є українською новацією. Подібні проєкти мають міста по всьому світу. Головний ефект від впровадження системи «Безпечне місто» – зниження злочинності і аварійності на дорогах. І чим сучасніша система, тим більше вражають результати. Там, де застосовуються сучасні рішення, аналітичні засоби, які реагують на ті чи інші інциденти в автоматичному режимі, можна розраховувати на дворазове зниження вуличної злочинності, числа аварій і загиблих в ДТП. Такі показники відзначені як в Вологодської області Росії, так і в пакистанському Лахорі або кенійському Найробі. Інший значущий ефект – підвищення розкриття злочинів. Наприклад, за результатами дослідження Університету Ноттінгема (Великобританія) рівень розкриття крадіжок зріс з 9 до 56%, а вандалізму і псування майна – з 10 до 40%. Тільки 2% крадіжок було розкрито без використання даних відеоспостереження.

У разі застосування систем минулого покоління ефект теж буде, але менш вражаючий. Можна очікувати, що кількість злочинів і ДТП знизиться лише на 20-25%. Причини очевидні: оператору іноді доводиться дивитися на кілька десятків екранів, вони вимушені виконувати монотонну роботу протягом тривалого часу, звідки виникає проблема стомленості і зниження концентрації уваги. Не варто забувати, що старі (або найдешевші) камери не завжди здатні фіксувати значиму інформацію, наприклад, ідентифікувати риси обличчя правопорушника або номер транспортного засобу, що порушив правила дорожнього руху, особливо в темний час доби. Це спричиняє необхідність постійного вдосконалення та оновлення побудованої системи.

За даними [3] станом на 13.12.2020 у Києві в рамках загальноміської системи відеоспостереження працює 5823 камери. Вже зараз функціонує система розпізнавання облич і номерів автомобілів. Також відкрито три ситуаційні центри та налагоджена взаємодія з оперативними частинами МВС та СБУ. У майбутньому до системи підключать пожежну, рятувальну, медичну, дорожню й інші комунальні та державні служби.

За даними глави ГУ МВС РФ у Москві Олега Баранова за допомогою камер "Безпечного міста" в 2019 році були розкриті 4 тисячі злочинів, затримано вісім

осіб, які перебували в розшуку. Ефективність роботи системи зростає щорічно на 15-20%, за рахунок збільшення кількості під’єднаних камер та вдосконалення їх функціоналу. Все більшої актуальності набуває функція розпізнавання облич. Начальник главку підкреслив, що в Москві встановлено 178 тисяч камер, в 2020 році планували встановити ще 9 тисяч камер відеоспостереження.

“Розумний дім” – це проєкт української компанії AJAX, що представляє собою автоматизовану систему програмного забезпечення та технічного обладнання для створення максимального комфорту, енергоощадності та безпеки у будинках. Цей проєкт активно розвивається та користується попитом не тільки в Україні, а й на Європейському ринку. Серед нещодавніх вдосконалень бездротовий датчик руху з фотокамерою для підтвердження тривог – Ajax MotionCam. При виявленні руху він передає сигнал тривоги на хаб – інтелектуальна централь для керування системою захисту Ajax, що відправляє сигнал тривоги власнику, а також на пульт охорони. Датчик визначає появу людини в приміщенні на відстані до 12 метрів, при цьому ігнорує домашніх тварин, та робить анімовану серію фотознімків для оцінки того, що відбувається. Інфрачервоне підсвічування дозволяє забезпечити високу деталізацію знімків навіть в повній темряві.

1.3 Методи і алгоритми, що використовуються в інтелектуальних системах відеоспостереження

Всі інтелектуальні системи відеоспостереження використовують відеоаналітіку – технологію, яка використовує методи комп'ютерного зору для автоматизованого отримання різних даних на підставі аналізу послідовності зображень, що надходять з відеокамер в режимі реального часу або з архівних записів.

Відеоаналітіка являє собою програмне забезпечення для роботи з відеоконтентом. В основі програмного забезпечення лежить комплекс алгоритмів

машинного зору, що дозволяють вести відеомоніторинг і проводити аналіз даних без прямої участі людини. Алгоритми відеоаналітики можуть бути інтегровані в різні бізнес-системи, оскільки вони найчастіше використовуються у відеоспостереженні і інших сферах безпеки.

Відеоаналітіка автоматизує чотири функції засобів охорони [4]:

1. виявлення;
2. спостереження;
3. розпізнавання;
4. прогнозування.

Всі чотири функції виконуються багаторазово, забезпечуючи безперервне уточнення гіпотез про кількість, розташування і типах об'єктів в контрольованій зоні, а також усунення надмірності в результатах. Відеоаналітіка периметру виконує всі чотири функції: виявлення, стеження (для виключення повторних спрацьовувань по одному об'єкту), розпізнавання (для мінімізації помилкових спрацьовувань, викликаних тваринами і іншим «шумом» навколишнього світу) і прогнозування (для стеження при тимчасовому зникненні об'єкта з поля). Під розпізнаванням можна розуміти широкий спектр завдань: від класифікації об'єкта на ціль / шум, до ідентифікації або верифікації об'єкта за біометричними ознаками.

Технологія розпізнавання осіб на основі біометрії є «вершиною» відеоаналітики: вона ставить найбільш складні завдання і задіє широкий спектр математичних інструментів. З одного боку, біометрична система реалізує функцію розпізнавання, встановлюючи вірогідний зв'язок зображення з ідентифікаторами людей, які зареєстровані в базі даних. З іншого боку [4], біометрична система вимагає бездоганної роботи функцій виявлення і стеження.

Для оптичного розпізнавання образів можна застосувати метод перебору виду об'єкта під різними кутами, масштабами, зміщеннями і т. д. Для літер потрібно перебирати шрифт, властивості шрифту тощо.

Інший підхід – знайти контур об'єкта і досліджувати його властивості (зв'язність, наявність кутів і тощо)

Ще один підхід – використовувати механізм класифікації (штучні нейронні мережі або класифікатори). Цей метод вимагає або великої кількості прикладів завдання розпізнавання (з правильними відповідями), або спеціальної структури алгоритму, що враховує специфіку даного завдання.

Таким чином, можна виділити основні методи для вирішення задачі розпізнавання рухомих об'єктів в системах охоронного відеоспостереження:

1. Методи, засновані на шаблонах.
2. Методи з використанням контурних моделей.
3. Нейромережеві методи.
4. Метод Віоли-Джонса.
5. Метод опорних векторів

1.3.1 Методи, засновані на шаблонах

Найбільш поширеним методом, заснованому на шаблонах, є обчислення коефіцієнта кореляції між двома матрицями.

Розглянемо метод розпізнавання об'єктів на зображенні на основі використання коефіцієнта кореляції. В даному випадку необхідно крім вихідного зображення мати також зображення шуканого об'єкта. Таке зображення будемо називати еталонним.

Зображення представлене в пам'яті комп'ютера матрицею. Нехай A – матриця вихідного зображення, B – матриця еталона, розміри матриць $m \times n$, тоді коефіцієнт кореляції обчислюється за формулою(1.1):

$$k = \frac{\sum_m \sum_n (A_{mn} - \overline{A})(B_{mn} - \overline{B})}{\sqrt{\sum_m \sum_n (A_{mn} - \overline{A})^2 \sum_m \sum_n (B_{mn} - \overline{B})^2}} \quad (1.1)$$

де $\overline{A}$, $\overline{B}$- середні значення елементів матриць.

Необхідно пам'ятати, що кореляція обчислюється для матриць однакового розміру, тому з більшою матриці вихідного зображення необхідно вирізати частини, які дорівнюють матриці еталонного зображення.

Цей підхід отримав досить широке поширення. Однак при розпізнаванні реальних об'єктів кореляційний метод характеризується великою обчислювальною складністю. Пов'язано це з масштабуванням і поворотами зображення, що розпізнається.

Ще одним підходом може бути застосування колірної сегментації. На практиці цей метод застосовується для пошуку кольору шкіри людини на зображенні.

Колір – не є фізичною властивістю об'єкта, це властивість людського сприйняття, тому суворого математичного визначення поняття "колір шкіри" не існує, що представляє собою деяку складність при побудові систем автоматичного розпізнавання кольору шкіри. У комп'ютерному поданні зображення колір пікселя задається в якості координат в деякому колірному просторі. Психологи встановили, що в оці людини є три типи світлочутливих клітин, налаштованих на різні розподіли енергії по видимому спектру. Виходячи з цього факту, будь-який колір, що сприймається людським оком, можна представити у вигляді тривимірного вектора. Основними недоліками такого методу є:

1. залежність кольору від умов зйомки (наприклад, освітлення);

2. залежність одержуваних колірних значень об'єктів від конкретної камери;
3. різноманіття відтінків шкіри.

Таким чином, методи даної категорії не можуть бути повноцінним рішенням завдання оптичного розпізнавання образів в системах відеоспостереження для охорони. На практиці їх використовують для модифікації існуючих методів з метою отримання додаткових ознак на етапі попередньої обробки.

1.3.2 Методи з використанням контурних моделей

Існує безліч різних методів виділення контурів. Вони можуть поєднуватися з корекцією по гістограмі і бінаризацією зображення.

Найпопулярнішим методом виділення контурів є метод просторового диференціювання [5], заснований на оцінці швидкості зміни (градієнта) яскравості для кожної точки спостережуваного зображення.

Якщо яскравість змінюється досить швидко, то точка знаходиться на кордоні двох областей різної яскравості, тобто належить контуру. Оцінка абсолютної величини градієнта яскравості для дискретного зображення може бути обчислена за правилом (1.2):

$$g(i, j) = \sqrt{g_x^2(i, j) + g_x^2(i, j)} \qquad (1.2)$$

де $g_x(i, j) = (\frac{\partial \hat{f}(x, y)}{\partial x})(i, j)$, $g_y(i, j) = (\frac{\partial \hat{f}(x, y)}{\partial y})(i, j)$ – оцінки похідних, що обчислюються шляхом згортки масиву вихідних значень яскравості *f(i,j)* з маскою оператора просторового диференціювання

Оператори просторового диференціювання по суті є високочастотними фільтрами. Найчастіше використовуються маски операторів Собеля, Превітт або Робертса [6], які для випадку виділення горизонтальних перепадів (обчислення $g_y(i,j)$ мають вигляд:

а) маска оператора Собеля
$$\begin{matrix} -1 & -2 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 2 & 1 \end{matrix}$$

б) маска оператора Превітт
$$\begin{matrix} -1 & -1 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 1 \end{matrix}$$

в) маска оператора Робертса
$$\begin{matrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & -1 \end{matrix}$$

Оператор Собеля – це дискретний диференціальний оператор, який обчислює наближене значення градієнта яскравості зображення.

Маски операторів Собеля і Превітт для виділення вертикальних перепадів яскравості (обчислення $g_x(i,j)$) виходять з однойменних масок для виділення горизонтальних перепадів шляхом транспонування, а маска оператора Робертса – поворотом на 90° за годинниковою стрілкою.

В результаті одержуємо масив $g(i, j)$, який називають градієнтним зображенням. Далі здійснюється порогова обробка градієнтного зображення за правилом (1.3):

$$b_{i,j} = \begin{cases} 1, \text{якщо } g(i, j) \geq T, \\ 0, \text{якщо } g(i, j) \lhd T, \end{cases} \tag{1.3}$$

де T – постійний або мінливий залежно від локальних властивостей зображення поріг.

Величина порогу в більшості випадків вибирається пропорційно середньому значенню яскравості сусідніх елементів за формулою (1.4):

$$T = p\frac{b_{i,j} + b_{i-1,j} + b_{i+1,j} + b_{i,j-1} + b_{i,j+1}}{5}, \quad (1.4)$$

де *p* – коефіцієнт пропорційності.

В результаті виходить бінарне зображення *b(i, j)*, поодинокі точки якого відповідають потенційним граничним точкам вихідного зображення.

Головною причиною популярності методів, заснованих на використанні масок просторового диференціювання, є простота їх реалізації на електронно-обчислювальних машинах. Однак вони чутливі до шуму, присутнього на зображенні, і не можуть гарантувати необхідний результат при обробці складних природних зображень.

Як правило, методи контурної сегментації застосовуються тільки на етапі попередньої обробки зображень.

1.3.3 Нейромережеві методи

На відміну від розглянутих методів, нейромережеві методи пропонують інший підхід до вирішення задачі розпізнавання образів. Архітектура і функціонування нейронних мереж мають біологічні прообрази. Навчаються нейронні мережі на наборі навчальних прикладів. В процесі навчання нейронних мереж відбувається автоматичне вилучення ключових ознак, визначення їх важливості та побудова взаємозв'язків між ними. Навчена нейронна мережа може успішно застосовувати досвід, отриманий в процесі навчання, на невідомі образи за рахунок хороших узагальнюючих здібностей.

Елементарним перетворювачем в даних мережах є штучний нейрон або просто нейрон, названий так за аналогією з біологічним прототипом [7]. Термін «нейронні мережі» сформувався в 40-х роках XX ст. в середовищі дослідників, які вивчали принципи організації і функціонування біологічних нейронних мереж. Основні результати, отримані в цій області, пов'язані з іменами американських дослідників У.Маккалоха, Д.Хебба, Ф.Розенблатта, Мінська, Дж.Хопфілда та інших [8].

З математичної точки зору штучний нейрон (рис. 1.1) – це акумулятор всіх вхідних сигналів, що застосовує до отриманої зваженої суми деяку просту, в загальному випадку, нелінійну функцію, безперервну на всій області визначення. Зазвичай дана функція монотонно зростає. Отриманий результат надсилається на єдиний вихід.

Штучні нейрони (надалі нейрони) об'єднуються між собою певним чином, утворюючи штучну нейронну мережу. Кожен нейрон характеризується своїм поточним станом за аналогією з нервовими клітинами головного мозку, які можуть бути порушені або загальмовані. Він володіє групою синапсів – односпрямованих вхідних зв'язків, з'єднаних з виходами інших нейронів, а також має аксон – вихідний зв'язок даного нейрона, з якого сигнал надходить на синапси наступних нейронів.

Кожен синапс характеризується величиною синаптичного зв'язку або його вагою w_i, яка є еквівалентом електричної провідності біологічних нейронів.

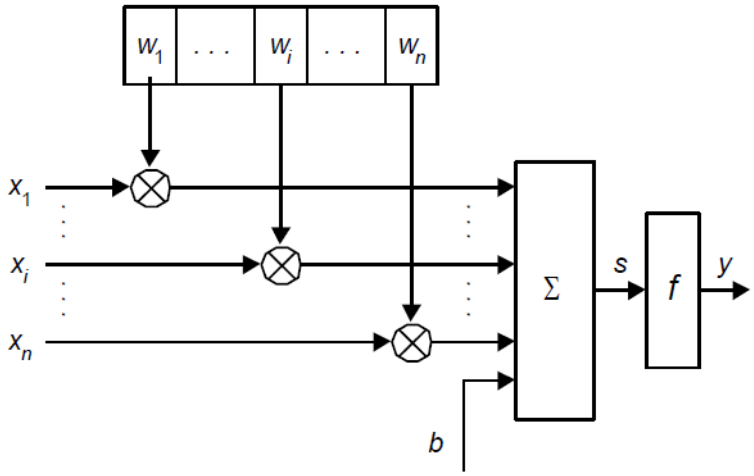

Рис. 1.1 Структура штучного нейрону [7]

Поточний стан нейрону визначається як сума його входів за формулами :

$$s = \sum_{i=1}^{n} w_i x_i + b, \tag{1.5}$$

$$y = f(s), \tag{1.6}$$

де w_i – вага синапсу, $(i = 1 \ldots n)$; b – значення зміщення; s – результат підсумовування; x_i – компонента вхідного вектора (вхідний сигнал), $(i = 1 \ldots n)$; y – вихідний сигнал нейрона; n – число входів нейрона; f – нелінійне перетворення (функція активації або передавальна функція) [7].

З точки зору топології, можна виділити три основні типи нейронних мереж, зображених на рисунку 1.2 [9]:

1. повнозв'язні;
2. багатошарові;
3. слабозв'язні (з локальними зв'язками).

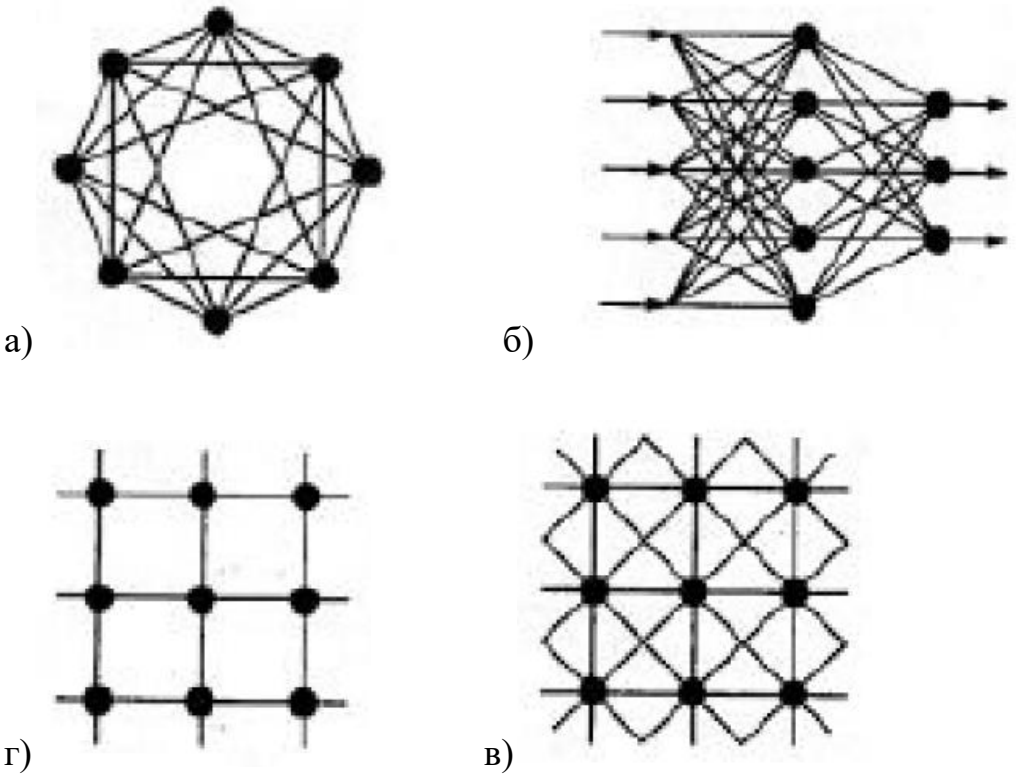

Рис. 1.2 Архітектури нейронних мереж: а) повнозв’язна мережа; б) багатошарова мережа з послідовними зв’язками; в), г) слабозв'язні мережі

Як правило, в задачах розпізнавання об'єктів для систем охоронного відеоспостереження використовуються багатошаровий персептрон, імовірнісні нейронні мережі, мережі Кохонена, згорткові нейронні мережі. При цьому, вибір тієї чи іншої архітектури залежить від специфіки розпізнавання об'єкта.

1.3.4 Метод Віоли-Джонса

На даний момент метод Віоли-Джонса є базовим для пошуку об'єктів на зображенні в реальному часі і має низьку ймовірність помилкового виявлення. Даний метод успішно застосовується для пошуку людей та фрагметів обличчя. Раніше вважалося, що його не можна застосовувати для виявлення тексту [10]. Дане твердження було спростовано в роботі [11].

Метод Віоли-Джонса заснований на наступних принципах [12]:

1. використовуються зображення в інтегральному уявленні;
2. використовуються ознаки Хаара;
3. використовується бустінг для вибору найбільш відповідних ознак для шуканого об'єкта на даній частині зображення;
4. всі ознаки надходять на вхід класифікатора, який дає результат «вірно» або «брехня»;
5. використовуються каскади ознак для швидкого відкидання вікон, де не знайдений шуканий об’єкт.

В інтегральному уявленні зображень формується матриця розміру $m \times n$, що збігається за розмірами з вихідним зображенням. Елементи матриці розраховуються за формулою (1.7):

$$L(x, y) = \sum_{i=0, j=0}^{i \le x, j \le y} A(i, j), \tag{1.7}$$

де *A (i, j)* – яскравість пікселя вихідного зображення.

Кожний елемент матриці *L (x, y)* є сумою пікселів у прямокутнику від *(0,0)* до *(x, y)*, тобто значення кожного пікселя *(x, y)* дорівнює сумі значень усіх пікселів лівіше і вище даного пікселя *(x, y)*. Розрахунок матриці займає час, пропорційно числу пікселів у зображенні. Розрахунок матриці можливий за формулою (1.8):

$$L(x, y) = I(x, y) - L(x - 1, y - 1) + L([-1, y). \tag{1.8}$$

Перевагою інтегрального уявлення є можливість швидко розрахувати сумарну яскравість довільного прямокутника на зображенні, при цьому швидкість розрахунку не залежить від масштабу прямокутника. Після перетворення зображення в інтегральний вигляд відбувається пошук об'єкта з використанням ознак Хаара.

Кожен образ об'єкта $a \in X$ може характеризуватися значеннями ознак f_i, $i = 1, .., r$, набори яких однакові для всіх об'єктів. Тоді вектор ознак x об'єкта $a \in X$ може бути визначений так:

$$x = (f_1(a), ..., f_r(a)) \tag{1.9}$$

Вектор ознак допустимо ототожнювати з самими об'єктами [12].

Тоді, якщо вектор ознак заданий виразом (1.9), а D_f – множина допустимих

значень ознаки, то можна визначити простір ознак :

$$X = D_{f1} \times D_{f2} \times \ldots \times D_{fn}. \quad (1.10)$$

У методі Віола-Джонса такі ознаки були названі ознаками Хаара.

Ознака Хаара визначається суміжними темними і світлими прямокутними областями. Величина кожної ознаки обчислюється як різниця між сумою пікселів в білих областях і сумою пікселів в чорних областях. Ознаки Хаара дають точкове значення перепаду яскравості по осі абсцис і ординат відповідно. Обчислити значенням такого показника можна за формулою (1.11):

$$f = \sum_{S_1} I - \sum_{S_2} I \quad (1.11)$$

де I – інтенсивність пікселів; S_1 – всі пікселі в області чорного прямокутника; S_2 – всі пікселі в області білого прямокутника. Для їх обчислення використовується поняття інтегрального зображення, розглянуте вище.

При послідовному проходженні скануючого вікна по зображенню необхідно обчислити всі значення ознак в даному вікні, що вимагає значних обчислювальних витрат. У методі Віола-Джонса ознаки Хаара організовані в каскадний класифікатор, який представляє собою дерево прийняття рішень. Необхідно навчити такий класифікатор, який буде реагувати тільки на певну, потрібну підмножину всіх ознак.

У методі Віоли-Джонса завдання класифікації є двокласовим, тобто $y_i \in Y = \{-1;+1\}$.

Для вирішення проблеми такого складного навчання існує технологія бустінга (від англ. Boost – поліпшення, посилення). Бустінг – це процедура послідовної побудови композицій алгоритмів машинного навчання, коли кожен наступний алгоритм прагне компенсувати недоліки побудови всіх попередніх алгоритмів [13]. Ефективна модель, яка припускає мало помилок класифікації, називається «сильною». «Слабка» ж, навпаки, не дозволяє надійно розділяти класи або давати точні прогнози, робить в роботі велику кількість помилок.

В результаті роботи алгоритму бустінга на кожній ітерації формується простий класифікатор виду [12]:

$$h_j = \begin{cases} 1, якщо\ p_j f_j < p_j \theta_j \\ 0, якщо\ p_j f_j \geq p_j \theta_j \end{cases} \quad (1.12)$$

де p_j – змінює напрямок знака нерівності, якщо значення ознаки буде негативним і вказується для кожної ознаки окремо; θ_j – значення порога; $f_j\ (z)$ – обчислене значення ознаки; z – вікно пошуку; j – ітерація.

Розвитком даного підходу є розробка більш досконалого сімейства алгоритмів бустінга AdaBoost (adaptive boosting – адаптоване поліпшення), запропонована Йоавом Фройндом (Freund) і Робертом Шапіро (Schapire) в 1999 році, яка може використовувати довільне число класифікаторів і виробляти навчання на одному наборі прикладів, по черзі застосовуючи їх на різних етапах. AdaBoost вибирає набір слабких класифікаторів для об'єднання і присвоює кожному з них свою масу [14]. Ця зважена комбінація і є сильним класифікатором. Віола і Джонс об'єднали серії класифікаторів AdaBoost як послідовність фільтрів, що особливо ефективно для класифікації областей зображення. Кожен фільтр є окремим класифікатором AdaBoost з досить невеликим числом слабких класифікаторів.

Незважаючи на те, що даний метод є основним для пошуку об'єктів на зображенні в реальному часі, і те, що він має високі показники швидкості роботи, даний метод має низку недоліків:

1. Узагальнююча здатність класифікатора падає при зміні умов освітленості.
2. Низька стійкість до кутів і поворотів особи.
3. Процес навчання виконується в «пакетному режимі», тобто класифікатор навчається заздалегідь без можливості донавчання.
4. Процес навчання досить трудомісткий і може займати до декількох тижнів.

1.3.5 Методи опорних векторів

Мета тренування більшості класифікаторів – мінімізувати помилку

класифікації на тренувальному наборі (звану емпіричним ризиком). На відміну від них, за допомогою методу опорних векторів, можна побудувати класифікатор, що мінімізує верхню оцінку очікуваної помилки класифікації (в тому числі і для невідомих об'єктів, що не входили в тренувальний набір). Застосування методу опорних векторів до задачі виявлення особи полягає в пошуку гіперплощини в просторі ознак, що відокремлює клас зображень «осіб» від зображень "не-осіб».

Основна ідея методу опорних векторів [15] – переведення первиних векторів у простір більш високої розмірності і пошук гіперплощини розділу, що здійснює поділ простору на класи з максимальним проміжком. Дві паралельні гіперплощини будуються по обидва боки гіперплощини, що розділяє наші класи. Гіперплощиною розділу буде гіперплощина, яка максимізує відстань до двох паралельних гіперплощин (рис 1.3).

Алгоритм працює на припущенні, що чим більша різниця або відстань між цими паралельними гіперплощинами, тим меншою буде середня помилка класифікатора.

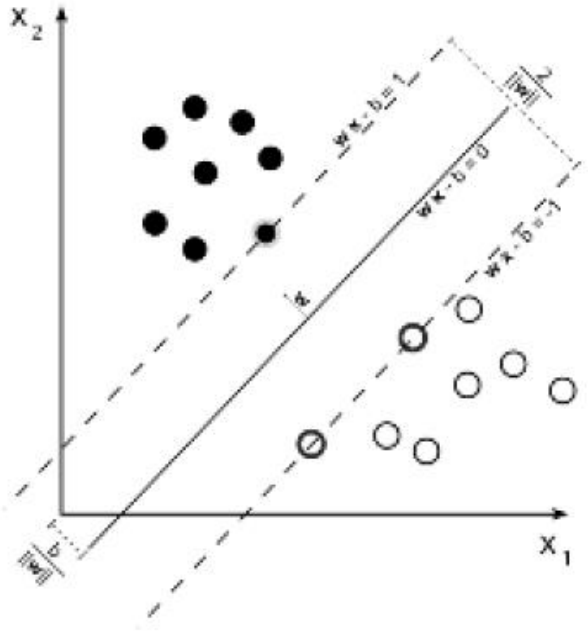

Рис. 1.3 Геометрична інтерпретація методу опорних векторів [15]

Розглянемо задачу класифікації для двох непересічних класів, в якій об'єкти описуються n-мірними векторами: нехай $X = R^n$ – простір об'єктів, Y = {-1, 1} –

множина класів. Дана початкова вибірка: $\{(x_1, y_1), \ldots, (x_m, y_m)\}$.

Функція (класифікатор) $F:X \to Y$, що зіставляє клас y довільному опису характеристик об'єкта a, буде мати наступний вигляд:

$$F(a) = \text{sign}(\langle w, x \rangle + b), \quad (1.13)$$

де w – перпендикуляр, що розділяє гіперплощини, параметр b по модулю дорівнює відстані від гіперплощини до початку координат. Якщо параметр b дорівнює нулю, гіперплощина проходить через початок координат, що обмежує рішення.

Висновки до роділу 1

Задачі розпізнавання образів на зображенні присвячена велика кількість публікацій, проте в цілому вона все ще залишається не вирішеною остаточно.

Наявні алгоритми розпізнавання образів або характеризуються складними обчисленнями, або мають низьку стійкість до впливу зовнішніх факторів.

Основні труднощі методів виявлення та розпізнавання номерних знаків транспортних засобів полягають у тому, що система повинна розпізнавати їх незалежно від зміни умов освітленості і ракурсу.

Подібна ситуація спостерігається і при вирішенні завдання виявлення та розпізнавання обличчя людини, при цьому додатковими факторами, що ускладнюють локалізацію та ідентифікацію особи людини є: індивідуальні особливості рис обличчя різних людей, невелика зміна орієнтації особи щодо камери тягне за собою серйозну зміну зображення особи, частина особи може бути невидима або відсутня в кадрі.

Розробка інтелектуальної системи охоронного відеоспостереження, позбавленої зазначених недоліків, дозволить вивести забезпечення безпеки на абсолютно новий рівень.

Отже, актуальними задачами сьогодення є:

1. Розробка стійких до впливу зовнішніх факторів методів і алгоритмів виявлення та розпізнавання номерних знаків,.

2. Розробка стійких до впливу зовнішніх факторів методів і алгоритмів виявлення та розпізнавання осіб.
3. Розробка інтелектуальної системи охоронного відеоспостереження стійкої до змін освітленості, якості зображення та кутів повороту камер.

2 АНАЛІТИЧНИЙ ОГЛЯД ОСНОВНИХ МЕТОДІВ І АЛГОРИТМІВ КОНТУРНОГО АНАЛІЗУ ДЛЯ ВИДІЛЕННЯ КОНТУРІВ ЗОБРАЖЕННЯ ОБ’ЄКТІВ

2.1 Підготовка зображення

Однією з важливих характеристик будь-якого об'єкта на зображенні є контур цього об'єкта, оскільки часто саме контур містить ключову для розпізнавання інформацію. У зв'язку з цим отримало розвиток такий напрямок в області обробки та аналізу зображень, як контурний аналіз, який охоплює методи виділення і опису контурів, їх перетворення і аналізу. Завдяки такому підходу, виявляється можливою робота системи в режимі реального часу за рахунок скорочення кількості обчислень [2].

Базові алгоритми і поняття для основних напрямків в області обробки і аналізу цифрових зображень представлені в [1]. Ця книга охоплює безліч алгоритмів, серед яких алгоритми поліпшення, відновлення, стиснення і сегментації зображень. Незважаючи на те що контурному аналізу приділено недостатньо уваги, все ж книга дає той фундамент, без якого неможливо подальшу плідну вивчення цього напрямку.

Більш вузько спеціалізованим науковим працею є [2]. У цій книзі розглядаються алгоритми для комплексного уявлення контуру, в якому точка задається комплексним числом $a + ib$, де a – це зміщення вздовж осі x від фіксованої початкової точки, a b – зміщення по y.

Обов'язковим етапом будь-якої системи аналізу контурних ліній є, звичайно ж, виділення самих контурів об'єктів, які представлені на зображенні. В результаті застосування подібного роду алгоритмів отримують уявлення контуру у вигляді замкнутої ламаної лінії, заданої впорядкованим набором точок $C = f(xi; yi)gn\ i$=1.

Лише потім можливий перехід до вирішення поставленого завдання. До таких завдань можна віднести задачі розпізнавання об'єктів по їх формі, пошук схожих зображень і аналіз отриманого контуру з метою отримання специфічної для конкретної предметної області інформації.

Найчастіше, перш ніж перейти до безпосереднього вирішення завдання необхідно спеціальним чином підготувати контур, наприклад провести генералізацію або згладжування контуру. Алгоритми згладжування застосовуються для усунення шумів, наприклад, при аналізі контурів отриманих з рентгенівських знімків [3]. Також, алгоритми згладжування використовуються для додання контуру більш естетичного вигляду, наприклад в картографії [9].

Досить поширена така класифікація алгоритмів згладжування [8]:

1. Алгоритми апроксимації. Результатом роботи такого роду алгоритмів є математична функція, яка описує геометричний характер лінії, що підлягає згладжуванню. Параметри отриманої функції можуть бути збережені і потім використані для відтворення контурної лінії на довільній кількості точок.

2. Алгоритми, що використовують різні геометричні відносини між точками. Такі алгоритми можуть прибирати непотрібні точки з вихідного контуру і генерувати додаткові.

3. Алгоритми на основі усереднення точок. Результатом роботи подібного роду алгоритмів є набір точок, розмір якого залишається незмінним. Значення координат точок згладженого контуру виходить шляхом усереднення координат сусідніх точок. Такі алгоритми згладжування відносно легко модифікувати.

Якість згладжування можна оцінювати за наступними критеріями:

1. Усунення ступінчастості контуру. Цей критерій є ключовим, тому що більшість контурів має ступінчастий вигляд в силу дискретності зображень, за допомогою яких вони були отримані.

2. Усунення шумів. Використання чутливих приладів для отримання зображень призводить до шумів в контурних лініях. Алгоритм згладжування повинен зменшити вираженість шумів.

3. Збереження форми кутів. Кути часто є особливими ознаками для контурів, тому бажано щоб форма кутів в результаті згладжування не сильно змінювалася.

2.2 Методи контурного аналізу

Методи контурного аналізу є актуальними на сучасному етапі у сфері розпізнавання об'єктів. Наприклад, у програмах розпізнавання тексту, такі програми зараз поширені у повсякденному житті. Окрім розпізнавання тексту, контурний аналіз використовують у системах розпізнавання об'єктів потокового відео. Такі системи на сучасному етапі використовують у сфері безпеки, для автопілотів автомобілів тощо. Під час використання методів контурного аналізу можна підраховувати кількість потрібних об'єктів на зображенні, такі системи використовуються на складі підприємств для проведення аудитів товарів.

Виділення контурів зображень об'єктів – це одна з основних операцій попереднього аналізу зображення в інтелектуальних системах відеоспостереження.

Контур цілком визначає форму зображення і містить всю необхідну інформацію для розпізнавання зображень за їх формою. Такий підхід дозволяє не розглядати внутрішні точки зображення, що суттєво скорочує об’єм інформації, яка опрацьовується під час аналізу зображення. Отже, надає можливість здійснювати аналіз зображень в режимі реального часу. Це обмежує область застосування алгоритмів контурного аналізу, але розгляд тільки контурів дає змогу перейти від двомірного простору образу до простору контурів і, отже, зменшити обчислювальну й алгоритмічну складності.

Контур визначається шляхом пошуку різких перепадів яскравості або виділення однорідних областей з подальшим використанням методів відстеження контурів.

До алгоритмів першого типу слід віднести: алгоритм змії, метод Кенні, фільтрацію на основі операторів Собеля, Лапласа, Превіта тощо [8-12]. Дані алгоритми базуються на підкресленні різких перепадів яскравості, які характерні краям об’єктів. Результатом їх роботи є набір незв’язних областей. Для отримання зв’язного контуру необхідно провести додаткову обробку, наприклад використати алгоритми морфологічного аналізу.

Серед відомих алгоритмів виділення областей є такі: порогова сегментація, кластеризація, нарощування областей, алгоритм водоподілу, блочна сегментація тощо [8-12]. Дані алгоритми базуються на об’єднанні пікселів в однорідні області на основі певного закону однорідності або ознаки. Результатом їх роботи є набір однорідних областей. Для отримання зв’язного контуру об’єкта необхідно використати алгоритми проходження контуром. Проходження контуром – процес послідовного перебору пікселів цифрового зображення за певними правилами з метою знаходження зв’язного контуру об’єкта.

2.2.1 Метод активних контурів

Активні контури часто застосовуються в задачах виділення контурів, меж і сегментації зображень. Для виявлення контурів на зображенні використовуються криві мінімальної енергії, або змійки.

Метод полягає у тому, що спочатку контур визначається як проста лінія, а потім він деформується для створення області об'єкта. Точки в контурі прагнуть до кордону об'єкта при мінімізації енергії контуру. Для кожної точки v_i енергія може бути обчислена за формулою:

$$E_i = \alpha E_{int}(v_i) + \beta E_{ext}(v_i), \qquad (2.1)$$

де α,β – константи, що забезпечують відносну корекцію енергії; E_{int} (v_i) – функція енергії, що залежить від форми контуру; E_{ext} (v_i) – функція енергії, що залежить від властивостей зображення і типу градієнта в околиці точки v_i.

Величини E_i, E_{int} (v_i), E_{ext} (v_i) є квадратними матрицями. Значення в центрі кожної матриці відповідає енергії контуру в позначці v_i.

Кожна вершина v_i потенційно може перейти в будь-яку точку $v_i^{/}$, відповідну мінімальній енергії E_i.

Недоліки методу:

1. якщо об'єкт не має чітких меж або площа неоднорідна і містить плавні градієнти, то алгоритм не вирішить завдання сегментації коректно, що призведе до неможливості подальшої автоматизації аналізу;

2. нормаль вектора дотичної *y* точки може сильно змінюватися в напрямку, що може спричинити злиття точок. Від цього контур може вийти грубим і сильно відрізнятися від кордонів об'єкта.

3. при застосування методу в автоматизованих системах недолік полягає у визначенні коефіцієнтів α і β. Вони коригуються оператором. також оператор вибирає функції енергій всередині контуру і за його межами.

На основі даного методу розроблено алгоритми для виділення контурів об'єктів різної природи. Швидкий алгоритм активних контурів, запропонований Donna J. Williams і Mubarak Shah [4], виділяє контури різних об'єктів, однак, як і в самому методі, необхідно пряма участь оператора при виборі коефіцієнтів. Компанією Biomedical Imagine Group (BIG) [2] запропонований метод моделювання контурів біологічних об'єктів методом змійки (E-Snake) із застосуванням експоненційних сплайнів (рис. 2) [3]. Такий алгоритм є найбільш підходящим для морфологічного аналізу клітин. Серед різних можливих уявлень кривої використовується B-сплайн, який характеризується M точками управління. Точки (хрестики) задають контрольний полігон (прямі лінії між точками), який управляє сплайн-змійкою (крива лінія). Еволюція кривої сформульована як задача

мінімізації. Пов'язана з нею функція називається енергією змійки. Використовуються комбінації контуру і області енергій. Енергія контуру відповідає інтегралу від проекції зображення градієнта на кривій. Ця енергія використовує згладжену версію вихідного зображення з Гаусовим ядром α стандартного відхилення. Області енергій максимізують різницю між інтенсивністю області, обмеженої кривою, і інтенсивністю поза нею.

2.2.2 Метод деформованих шаблонів

Метод заснований на відповідності графічних даних деяким шаблонами, які можуть змінюватися під впливом функції внутрішньої енергії. Є модель вихідного об'єкта і вхідне зображення, яке задає силове поле, що деформує вихідну модель. Деформовані моделі задані не "жорстко" і можуть змінювати свою форму [7].

Даний метод схожий на метод активних контурів, шаблони також деформуються відповідно до енергією кожної точки, але на відміну від методу активних контурів, метод деформованих шаблонів здатний більш гнучко налаштовуватися на пошук об'єктів з різною структурою. Все залежить від різних енергій.

Як приклад [8] деформованої моделі може виступати модель «змії». Це деформована модель, яка задається сплайном. Контрольні точки сплайна переміщаються по зображенню, а енергія подається як зважена сума внутрішньої і зовнішньої енергії (формула енергії має такий же вигляд, як формула (2.1)).

2.2.3 Детектор кордонів Кенні

Дж. Кенні [16] вивчав математичну проблему отримання фільтра, оптимального за критеріями виділення, локалізації та мінімізації декількох

відгуків одного краю. Це означає, що детектор повинен реагувати на межі, але при цьому ігнорувати помилкові, точно визначати лінію контуру і реагувати на кожен контур один раз, що дозволяє уникнути сприйняття широких смуг зміни яскравості, як сукупності контурів.

Алгоритм включає в себе:

1. згладжування – розмиття зображення для видалення шуму;
2. пошук градієнтів – межі відзначаються там, де градієнт зображення набуває максимального значення;
3. придушення не максимумів – тільки локальні максимуми позначати як контур;
4. подвійну порогову фільтрацію – потенційні межі визначаються порогами;
5. трасування області неоднозначності – підсумкові контури встановлюються шляхом придушення всіх меж, не пов'язаних з виділеними (сильними) контурами.

Алгоритм був розроблений в 1986 році, Дж. Кенні ввів поняття Non-Maximum, яке означає, що пікселями контурів оголошуються пікселі, в яких досягається локальний максимум градієнта в напрямку вектора градієнта. Хоча його робота була проведена на початках розвитку комп'ютерного зору, детектор контурів Канні досі є одним із кращих детекторів.

Для зменшення чутливості алгоритму до шуму застосовується перша похідна від Гауссіана. Після застосування фільтра, зображення може ставати злегка розмитим (рис. 2.1).

Рис. 2.1 Ілюстрація роботи контурного детектора Кенні

За результатами [26] порівняльного аналізу методів виділення контурів. Аналіз швидкодії, середньоквадратичного відхилення та пікового відношення сигналу до шуму показали, що метод Канні має найнижчу швидкість виділення контурів, проте за критеріями середньоквадратичного відхилення та пікового відношення сигналу до шуму має найкращі результати.

2.2.4. Відстеження контурів

Важливе значення для ефективності та працездатності алгоритмів проходження контуром зображення мають критерії зупинки роботи алгоритму. Серед відомих критеріїв зупинки можна виділити такі [6]:

– зупинка, коли алгоритм відвідав стартову точку *n*-разів. Цей критерій є ефективним за наперед відомої кількості повернення алгоритму до стартової точки;

– критерій зупинки після відвідування алгоритмом стартової точки два рази (критерій зупинки Джакобса). Цей критерій є частковим випадком попереднього. До переваг цього алгоритму належить висока ефективність під час роботи з простими контурами фігур та простота реалізації, недоліком – вибір стартової точки.

– критерій зупинки під час потрапляння на точку, яку вже було визнано точкою контуру. Перевагою цього критерію є довільний вибір стартової точки, недоліками: необхідність маркування пройдених контурних точок, неефективність визначення виступів на контурі (завтовшки в один піксель).

На сьогоднішній день відомі декілька алгоритмів відстеження контурів:

1. Алгоритм «жука» (Square Tracing Algorithm) [17].

Метод полягає в послідовному кресленні кордону між об'єктом і фоном. Контур проходиться за допомогою двох простих правил: якщо значення активного пікселя дорівнює одиниці (активний піксель належить однорідній області), то проводиться поворот ліворуч; якщо значення активного пікселя дорівнює нулю (активний піксель не належить однорідній області), то проводиться поворот праворуч. Алгоритм зупиняє свою роботу, колиі він повернувся в стартовий піксель.

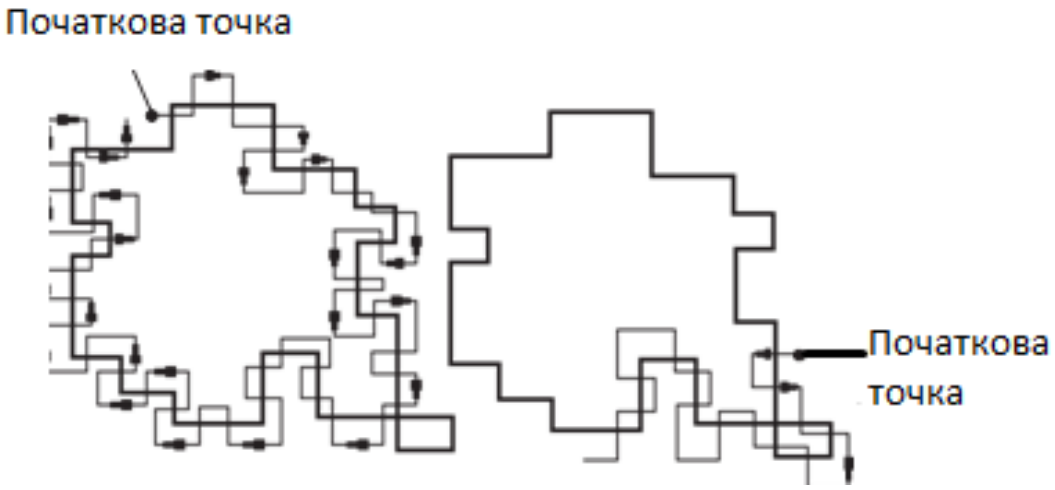

Рис.2.2. Ілюстрація методу простежування контурів [17]

2. Алгоритм «Moore-Neighbor Tracing» [8] базується на покроковій перевірці всіх сусідніх пікселів з метою знаходження наступного контурного пікселя. Пошук наступного контурного пікселя починається з пікселя, з якого відбувся перехід на активний піксель. Зупинка роботи алгоритму відбувається при поверненні алгоритму в стартовий піксел.

3. «Redial Sweep» [9]. Даний алгоритм є модифікацією попереднього. Основна відмінність полягає у виборі піксела, з якого починається пошук наступного контурного піксела. У даному алгоритмі це піксел, який був визнаний контурним на попередньому кроці алгоритму, а не піксел, з якого відбувся перехід на активний піксел.

4. «Theo Pavlidi's Algorithm» [12]. Основна ідея даного алгоритму полягає у використанні групи з трьох пікселів для визначення наступного контурного піксела (рис. 2). Перевірка здійснюєтсья за наступними правилами: спочатку піксел P1 (згідно з рухом стрілки, рис. 2.3), якщо піксел P1 не є контурним, то проводиться перевірка піксела P2, при негативному результаті перших двох пікселів – перевіряється піксел P3. Якщо жоден з пікселів не є контурним, то проводиться поворот на кут 90 градусів за годинниковою стрілкою, в іншому випадку поворот здійснюється згідно зі схемою поворотів (рис. 2.1).

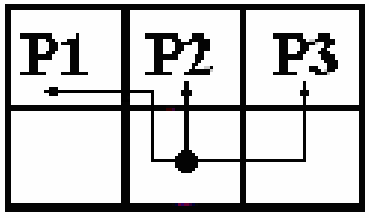

Рис. 2.3 Приклад групи з трьох точок для алгоритму «Theo Pavlidi's Algorithm»

На теперішній час дані алгоритми широко використовуються для проходження контуру [13-16]. Практично для кожної мови програмування існують бібліотеки з реалізаціями даних алгоритмів.

2.2.5. Кластеризація

Суть кластеризації полягає в тому, що всі початкові об'єкти (в даному випадку пікселі) розбиваються на кілька непересічних груп. Таким чином, щоб об'єкти, що потрапили в одну групу, мали подібні характеристики. У той час як у об'єктів з різних груп ці характеристики повинні мати відчутні відмінності. Отримані групи називаються кластерами. Вихідними значеннями в найпростіших методах кластеризації є координати пікселя. У більш складних випадках, наприклад для напівтонових зображень, використовується тривимірний вектор, який крім координат включає також градації сірого.

Основна проблема методів кластеризації полягає в тому, що просторове розташування точок або не враховується, або враховується опосередковано (наприклад, координати точки як одна з ознак). Тому зазвичай після кластеризації точок зображення необхідно проводити процедуру виділення зв'язкових компонент.

Результати кластеризації для зашумлених зображень часто незадовільні: втрачаються окремі точки, утворюється багато дрібних областей. Також при великих розмірах зображення і необхідності розділення на кілька класів методи кластерного аналізу вимагають значних обчислень. Один із способів зменшити обсяг обчислень – розглядати їх застосування не для всіх елементів зображення, а тільки для їх частини. Досягти цього можна, застосувавши метод зниження розмірності, зокрема метод головних компонент, хоча і його використання пов'язане зі збільшенням обчислювальної складності.

По відношенню до швидкості і відстані використовують саме кластеризацію найближчого сусіда. Математично цей процес виглядає наступним чином: позначимо дві лінії як $\{p_1,...p_m\} \in S_1$, $\{q_1...q_n\} \in S_2$ за умови, що вони задовольняють (2.2, 2.3, 2.4) нерівності:

$$\left\{\left|x_p - x_q\right| + \left|y_p - y_q\right|\right\} \le \alpha_d \tag{2.2}$$

$$\left\{\left|u_{p_i} - u_{q_j}\right|\right\} \le \alpha_u \tag{2.3}$$

$$\left\{\left|v_{p_i} - v_{q_j}\right|\right\} \le \alpha_v \tag{2.4}$$

де α_d , α_u , α_v – порогові константи; u_p , v_p – складові швидкості точки p в координатах (x_p, y_p);

2.2.6 Локальна обробка

Методи виявлення кордонів виділяють в зображенні тільки пікселі, що лежать на контурі. На практиці ця множина пікселів рідко відображає контур досить точно через шумів, розривів контурів через неоднорідність освітлення і т. п. Тому алгоритми виявлення контурів зазвичай доповнюють процедурами зв'язування, щоб сформувати множини контурних точок.

Один із способів зв'язування точок контуру полягає в аналізі характеристик пікселів в невеликій околиці кожної точки зображення, яка була відзначена як контурна. Всі точки, що є подібними відповідно до деяких критеріїв, зв’язуються і утворюють контур. При цьому використовуються два основних параметри для встановлення подібності пікселів контуру: відгук оператора градієнта, що визначає значення пікселя контуру, і напрямок вектора градієнта.

Піксель контуру *(x_0, y_0)* розташований всередині заданої околиці точки *(x, y)*, вважається схожим з пікселем *(x, y)* по модулю градієнта, якщо

$$\nabla f(x, y) - \nabla f(x_0, y_0) \le E \tag{2.5}$$

де *E* – заданий невід'ємних поріг, і у напрямку градієнта, якщо

$$\alpha(x, y) - \alpha(x_0, y_0) \le A \tag{2.6}$$

де $\alpha(x, y) = \operatorname{arctg} \frac{\partial x}{\partial y}$, А – заданий невід'ємних кутовий поріг.

Піксель в заданій околиці об'єднується з центральним пікселем *(x, y)*, якщо виконані критерії подібності і за значенням, і за напрямком. Цей процес повторюється в кожній точці зображення з одночасним запам'ятовуванням знайдених пов'язаних пікселів при русі центру околиці.

Простий спосіб обліку даних полягає в тому, що кожній множині пов'язаних пікселів контуру присвоюється своє значення яскравості [17].

2.1.7 Аналіз за допомогою графів

Підхід до виявлення і зв’язування контурів на основі подання у вигляді графа і пошуку на цьому графі шляхів з найменшою вартістю, які відповідають значущим контурам, дозволяє побудувати метод, що добре працює в присутності шуму. Така процедура виявляється досить складною і вимагає великого часу обробки [20].

При використанні такого підходу прийнято вважати, що контур – послідовність з'єднаних між собою елементів. Елемент контуру – межа між двома пікселями p і q, які є сусідами. Елементи контуру ідентифікуються координатами точок p та q. Наприклад, на рис. 4 елемент контуру визначається парами (x_p, y_p) (x_q, y_q):

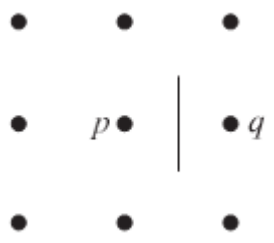

Рис. 2.4 Елемент контуру, що знаходиться між пікселями p і q

Кожному елементу контуру відповідає певна вартість, яку можна обчислити за формулою:

$$c(p,q) = H - [f(p) - f(q)] \tag{2.7}$$

де H – максимальний рівень яскравості в зображенні, а $f(q)$, $f(p)$ – яскравість пікселів q і p відповідно.

Завдання пошуку на графі шляху мінімальної вартості є складним для обчислення, тому доводиться жертвувати оптимальністю на користь швидкості обчислень.

Складність реалізації і велика ресурсовитратність є основними недоліками такого аналізу, перевагою якого є слабка чутливість до шумів.

2.1.8 Алгоритми фільтрації на основі операторів

Просторова фільтрація полягає у переміщенні ковзкої маски по зображенню з подальшим обрахуванням градієнта рівня яскравості у кожній точці зображення. Ковзка маска – це квадратна матриця коефіцієнтів відповідної групи пікселів вхідного зображення. Однотонні простори зображення матимуть низький градієнт рівня яскравості, тобто потемнішають на вихідному зображенні, а області з високим рівнем градієнта на вихідному зображенні матимуть яскравіші лінії.

Перед обрахунком градієнта потрібно вирахувати відгук R фільтрації в точці (x, y) за формулою (2.8):

$$\begin{aligned} R = {} & w(-1,-1)f(x-1,y-1) + w(-1,0)f(x-1,y) + \ldots + w(0,0)f(x,y) + \ldots \\ & + w(1,0)f(x+1,y) + w(1,1)f(x+1,y+1) \end{aligned} \tag{2.8}$$

тобто це сума добутку коефіцієнтів маски на значення пікселів, до яких застосовується маска.

Для визначення градієнта яскравості використовуються дискретні аналоги похідних першого і другого порядку. Перша похідна *f(x)* визначається як різниця значень сусідніх пікселів, а друга похідна – як різниця значень сусідніх значень першої похідної.

Піксель зображення звичайно має дві координати, а отже, у випадку двох змінних *(x, y)* потрібно обрахувати часткові похідні за двома просторовими осями. Обчислення першої похідної зображення виконують на дискретних наближеннях двовимірного градієнта. Градієнт зображення – це вектор, що обчислюється за формулою (2.9):

$$\nabla = \begin{bmatrix} \frac{\partial}{\partial x} f \\ \frac{\partial}{\partial y} f \end{bmatrix} \tag{2.9}$$

У методах контурного аналізу важливим є модуль вектора градієнта функції:

$$|\nabla f| = \sqrt{G_x^2 + G_y^2} \tag{2.10}$$

Напрямок вектора градієнта теж є основною характеристикою під час знаходження контурів:

$$a(x, y) = \operatorname{arctg}\left(\frac{G_y}{G_x}\right) \tag{2.11}$$

Напрямок контура в точці (x, y) буде перпендикулярний напрямку вектора градієнта [23].

Наступним кроком після обчислення відгуку фільтрації є вибір маски, за допомогою якої буде відбуватись обробка зображення.

У статті [24] на однаковому зображенні роздільною здатністю 6016×4000 пікселів протестовано дію 4 масок на основі операторів Лапласа, Кірша, Собеля та Превітт. Під час порівняння методів особливу увагу приділено використанню обчислювальних ресурсів апаратних засобів: оперативній пам'яті та завантаженості процесора, а також швидкості виконання алгоритму.

Оператор Превітт використовує маску 3×3 для просторової фільтрації.

$$G_x = (z_7 + z_8 + z_9) - (z_1 + z_2 + z_3) \;.\; G_x = (z_7 + z_8 + z_9) - (z_1 + z_2 + z_3) \qquad (2.12)$$

$$G_y = (z_3 + z_6 + z_9) - (z_1 + z_4 + z_7) \qquad (2.13)$$

У цих функціях різниця між сумами по верхній і нижній строками області 3×3 є наближеними значеннями похідної по осі *x*, а різниця між сумами по першому та останньому стовпцям – похідна по осі *y*. Реалізуються ці функції за допомогою маски фільтрації по осях *x* та *y*

$$G_x = \begin{bmatrix} -1 & 0 & +1 \\ -1 & 0 & +1 \\ -1 & 0 & +1 \end{bmatrix}, \; G_y = \begin{bmatrix} -1 & -1 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ +1 & +1 & +1 \end{bmatrix} \qquad (2.14)$$

Результат застосування оператора Превітт на тестовому зображенні роздільної здатності 6016×4000 px вказаний на наступних рисунках (рис. 2.5-2.7):

а) б)

Рис.2.5 а) оригінальне зображення, б) результат виконання оператора Превітт.

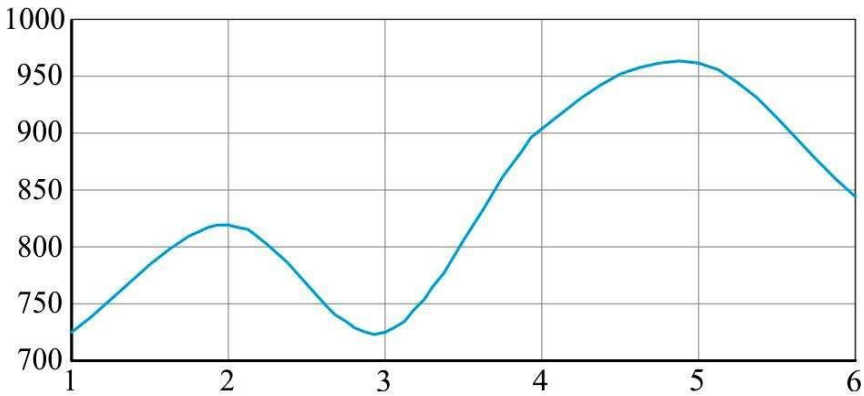

Рис. 2.6 графік завантаженості процесора (Гц) під час виконання оператора Превітт

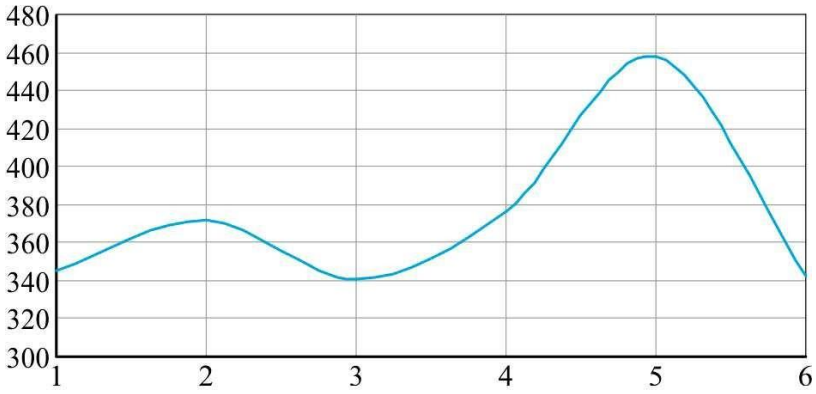

Рис. 2.7 Графік завантаженості оперативної пам'яті (МБ) під час виконання оператора Превітт.

Оператор Собеля використовує маску 3×3 для просторової фільтрації. Однак його особливістю є використання вагового коефіцієнта для значень середніх елементів:

$$G_x = (z_7 + 2z_8 + z_9) - (z_1 + 2z_2 + z_3) \tag{2.15}$$

$$G_y = (z_3 + 2z_6 + z_9) - (z_1 + 2z_4 + z_7) \tag{2.16}$$

$$G_x = \begin{bmatrix} -1 & 0 & +1 \\ -2 & 0 & +2 \\ -1 & 0 & +1 \end{bmatrix}, G_y = \begin{bmatrix} -1 & -2 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ +1 & +2 & +1 \end{bmatrix} \tag{2.17}$$

Для перевірки роботи оператора Собеля використаємо те саме тестове зображення (рис. 2.8-2.10).

а) б)

Рис. 2.8 а) оригінальне зображення, б) результат виконання оператора Собеля

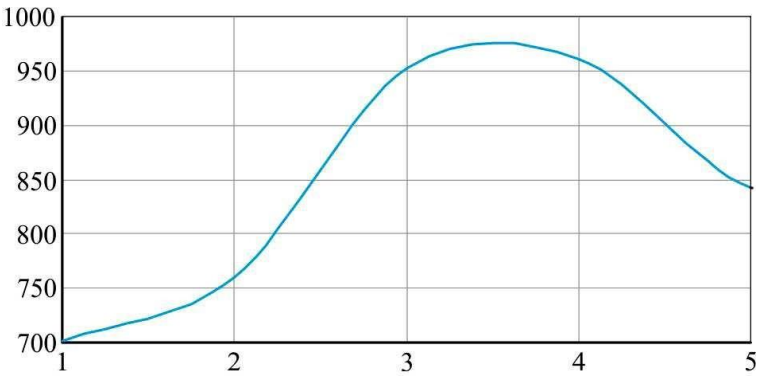

Рис. 2.9 Графік завантаженості процесора (Гц) під час виконання оператора Собеля

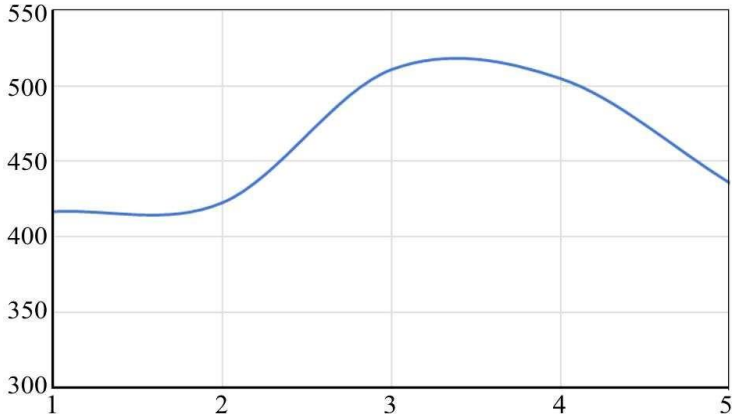

Рис. 2.10 Графік завантаженості оперативної пам'яті (МБ) під час виконання оператора Собеля

Оператор Кірша використовує коефіцієнти для всіх значень, окрім середнього. Маска оператора Кірша має вигляд:

$$G_x = \begin{bmatrix} 5 & -3 & -3 \\ 5 & 0 & -3 \\ 5 & -3 & -3 \end{bmatrix}; \; G_y = \begin{bmatrix} 5 & 5 & 5 \\ -3 & 0 & -3 \\ -3 & 3 & -3 \end{bmatrix} \tag{2.18}$$

Результати роботи оператора Кірша наведено на рис. 2.11-2.13:

а) б)

Рис.2.11 а) оригінальне зображення, б) результат виконання оператора Кірша.

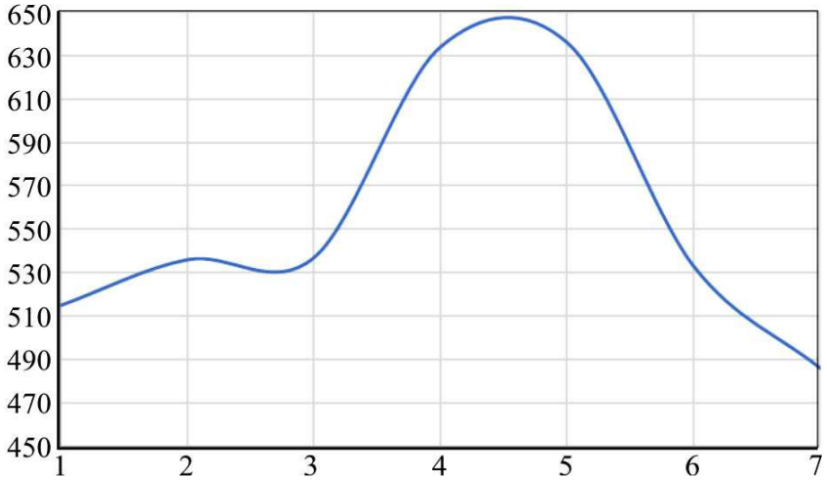

Рис. 2.12 Графік завантаженості оперативної пам'яті (МБ) під час виконання оператора Кірша

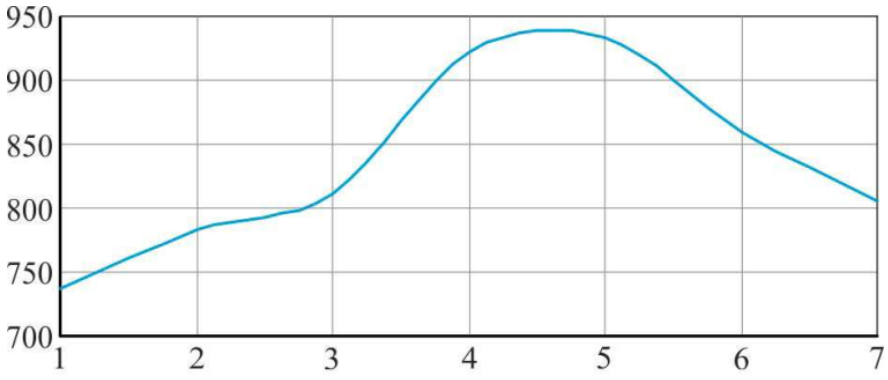

Рис. 2.13 Графік завантаженості процесора (Гц) під час виконання оператора Кірша

Оператор Лапласа, що використовують для виділення контурів, це розширення векторного оператора Лапласа. Цей оператор має однакову маску для просторової фільтрації як для осі *x*, так і для осі *y*:

$$G_{x,y} = \begin{bmatrix} -1 & -1 & -1 & -1 & -1 \\ -1 & -1 & -1 & -1 & -1 \\ -1 & -1 & 24 & -1 & -1 \\ -1 & -1 & -1 & -1 & -1 \\ -1 & -1 & -1 & -1 & -1 \end{bmatrix} \quad (2.19)$$

Результати використання оператору Лапласа (рис.2.14–2.16)

а) б)

Рис. 2. 14 а) оригінальне зображення, б) результат виконання оператора Лапласа

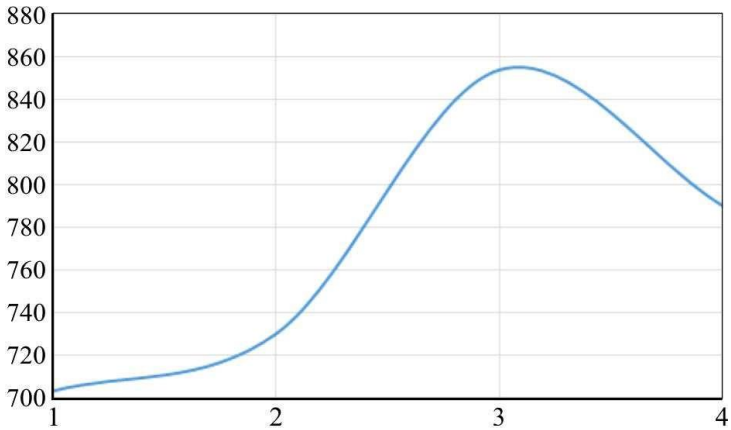

Рис. 2.15 Графік завантаженості процесора (Гц) під час виконання оператора Лапласа

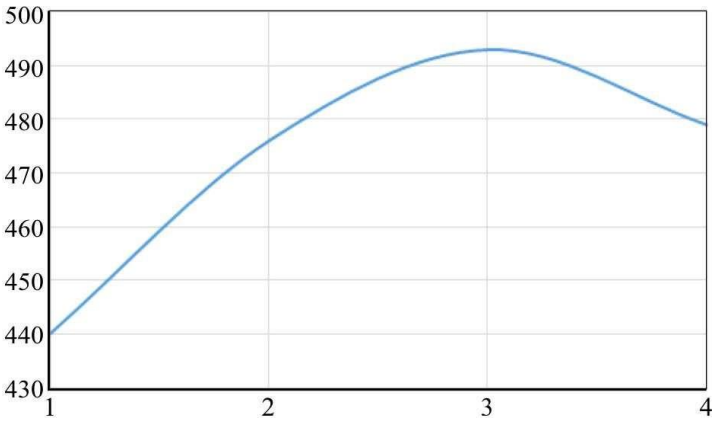

Рис. 2.16 Графік завантаженості оперативної пам'яті (МБ) під час виконання оператора Лапласа

2.3 Методи характерних точок

Точки контуру представляють незначну частину всього зображення, проте і серед них існують такі, за допомогою яких можна ефективно описувати контур зображення об’єктів оскільки при їх сполученні відрізками форма фігури зберігається [23].

У 1954 р. було проведено психологічний експеримент, який полягав в тому, щоб розбити криву в точках найбільшої кривизни і сполучити точки перегину прямими лініями [28]. Цінність цього методу підтверджується відомим малюнком Аттніву (сплячий кіт), який побудований згідно описаного правила. Такі точки, які передають суть фігури, знаходяться на ділянках значно кривизни контуру називаються характерними точками контуру.

Тому можна переходити до розпізнавання зображень використовуючи тільки інформацію про ХТ. Дослідження можливості ідентифікації зображень за допомогою набору ХТ почалися в минулому столітті з робіт по стереоприв’язці з використанням детектора кутів.

Характерні точки – це точки зображення, що володіють високою локальною інформативністю, тобто це точки максимуму, мінімуму, перегину і максимально кривизни [33]. Характерні точки ще називають точками інтересу,

ключовими точками, точками уваги, особливими точками, точковими особливостями, англійською мовою salient, keypoints, representative, feature points, characteristic points, inflection points [50-54]. Прикладами таких точок будуть: кінці відрізка, вершини многокутників, точки перегину ламаної, точки перегину сплайнів, кінцеві точки півосей еліпса.

У 2006 Tuytelaars і Mikolajczyk описали властивості характерних точок [24]:

– повторюваність (repeatability) – характерні точки знаходяться в одному і тому ж місці сцени або об'єкта зображення, незважаючи на зміни точки огляду і освітленості;

– відмінність / інформативність (distinctiveness / informativeness) – повинен бути окіл ХТ, де вона повинні мати великі відмінності від решти точок в цьому околі, так, щоб можливо було виділити і зіставити особливі точки;

– локальність (locality) – ХТ повинна займати невелику область зображення, щоб зменшити ймовірність чутливості до геометричних і фотометричних спотворень між двома зображеннями, знятих в різних точках огляду;

– кількість (quantity) – число виявлених ХТ має бути достатньо великим, так щоб їх вистачило для виявлення навіть невеликих об'єктів. Однак оптимальна кількість ХТ залежить від предметної області. В ідеалі кількість виявлених ХТ має адаптивно визначатися з використанням простого й інтуїтивного порога. Щільність розташування ХТ повинна відображати інформаційний вміст зображення, щоб забезпечити його компактне представлення;

– точність (accuracy) – виявлені ХТ повинні точно локалізувати, як у вихідному зображенні, так і взятому в іншому масштабі;

– ефективність (efficiency) – час виявлення ХТ на зображенні має бути допустимим в критичних за часом додатках.

В загальному, ці властивості перетинаються з попередніми, але по-різному інтерпретуються. Виділення ХТ на зображенні відноситься до процедури КС.

Основною перевагою використання ХТ для задач ідентифікації є відносна простота і швидкість їх виявлення. Відомі наступні методи виділення ХТ:

– диференціальний;

– полігональний;

– інтерполяційний.

Диференціальний метод полягає в аналізі функції кривизни контуру, як диференціальної функції координат контуру, яка має властивості інваріантності до зсуву, повороту [33]. З математичної точки зору такий підхід пов'язаний з природнім рівнянням кривої, яке визначає її кривизну як функцію довжини дуги.

Отже, описаний метод еквівалентний встановленню природного рівняння кривої її екстремальними точками. ХТ є точки перегину та екстремуми функції кривизни та кінцеві точки. Для пошуку ХТ диференціальним методом потрібно побудувати функцію кривизни та дослідити її на екстремуми. Проте, в силу своєї диференціальної природи цей метод має низьку завадостійкість (не стійкий до шумів), а також не можна регулювати кількість виділених ХТ.

Полігональний метод полягає у послідовному вписуванні многокутників у контур зображення із наперед заданою точністю, а ХТ будуть вершини вписанного многокутника. Реймер [55] використовував метод, схожий до процедури ітеративного підбору кінцевих точок для полігональної апроксимації замкнутих кривих довільної форми. Павлідіс і Хоровіц [56] розробили алгоритм для полігональної апроксимації кривих.

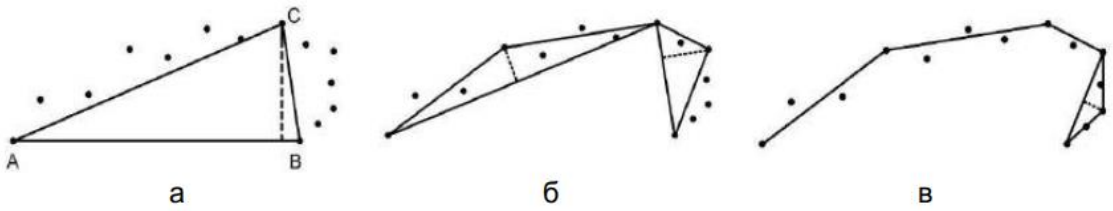

Рис. 2.17. Ітеративний підбір кінцевих точок а) перший етап; б) другий етап; в) третій етап

На першому етапі роботи алгоритму полігонального методу, представлені кінцеві точки *A* і *B* з'єднуються прямою лінією (рис. 2.17). Потім шукається точка, відстань від якої до прямої, що містить побудований відрізок, є найбільшою (точка *C*). Якщо відстань велика (перевищує наперед задану точність), то ця точка відноситься до ХТ та береться в якості точки з'єднання двох відрізків (*AC* і *CB*). Дана процедура повторюється для кожного з відрізків до тих пір, поки всі точки контуру будуть знаходитись на відстані, яка менша за наперед задану точність. Проте алгоритм полігональної апроксимації складний в реалізації і не володіє достатньо великою швидкодією.

Інтерполяційний метод [30] виділення ХТ контуру зображення полягає в підборі найдовшого прямолінійного відрізка між двома точками контуру так, щоб відстань від проміжних точок контуру до прямолінійного відрізка не перевищувала наперед заданого порогу DELTA. (рис.2.18):

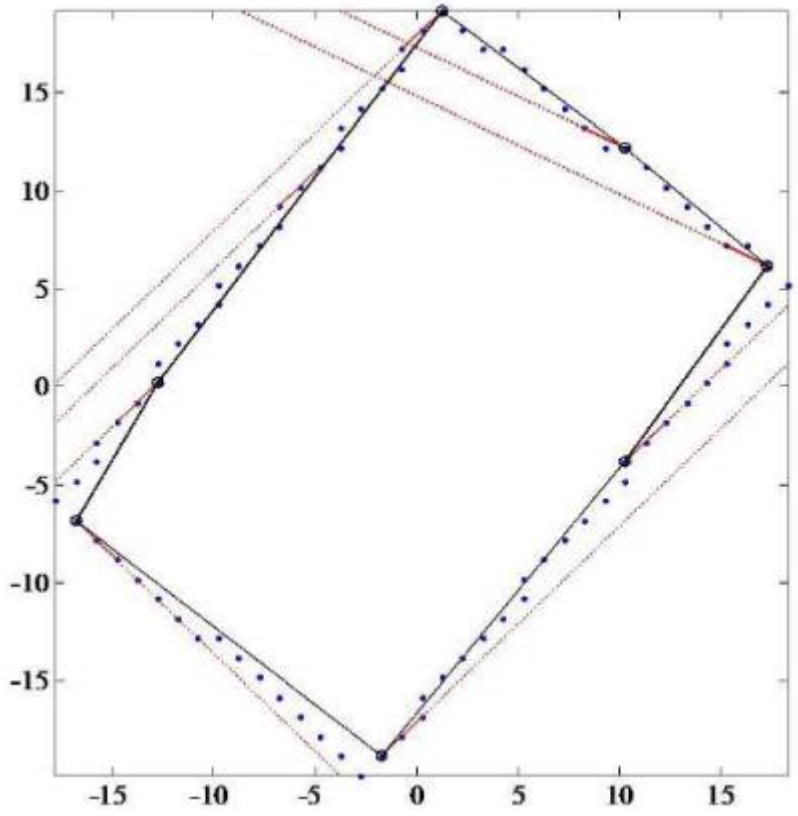

Рис. 2.18 Застосування інтерполяційного методу

Основні кроки алгоритму для реалізації інтерполяційного методу полягають в наступному:

1. Вводиться масив координат прослідкованих точок контуру (*x* та *y*), довжина інтерполяційного відрізка (*n* – кількість точок) та поріг (*DELTA* – відстань від інтерполяційного відрізка до точки контуру).

2. Визначається кількість точок (*N* – довжина) вхідного масиву та оголошуються додаткові змінні.

3. Поки не пройдено усі точки контуру виконуються наступні операції:

3.1. Вибирається дві точки у вхідному масиві (*v1* та *v2*), що є початком та кінцем інтерполяційного відрізка довжиною в *n* точок. Через даний відрізок проводиться промінь з початком в точці *v1*.

3.2 В циклі послідовно (починаючи з наступної точки, що знаходиться після точки – початку інтерполяційного відрізка *v1*) обчислюється відстань (*delta*) від поточної точки контуру до інтерполяційного променя.

3.3 Якщо відстань від поточної точки до інтерполяційного відрізка (*delta*) перевищує заданий поріг (*DELTA*), то дана точка визначається як характерна, і заноситься в масив характерних точок (*XT*).

3.4 Здійснюється перехід до обробки наступних точок контуру (крок 3.1), під час якого знайдена характерна точка стає початком наступного інтерполяційного відрізка (*v1*).

4. Для графічного представлення, шляхом нанесення ХТ на контур зображення та їх послідовного сполучення, для замикання контуру перша характерна точка заноситься в кінець масиву та здійснюється вихід з алгоритму.

Загалом, виділення ХТ в даний час залишається предметом активних досліджень. Основним алгоритмічним апаратом, що застосовується для виділення ХТ, є аналіз функції кривизни контуру. В силу своєї диференціальної природи вона має низьку завадостійкість. До недоліків полігонального методу відносять складність в реалізації та високі вимоги до обчислювальних затрат, а в інтерполяційному методі – низька точність виділення ХТ.

Висновки до розділу 2

Існує ряд проблем при виділенні контурів зображення:

1. розриви контуру в місцях, де яскравість змінюється не дуже швидко;

2. наявність помилкових контурів внаслідок шуму на зображенні;

3. широкі контурні лінії через розмитість або шум.

На основі отриманих результатів під час аналізу реалізації нелінійних методів контурного аналізу можна зробити подальші висновки. Оператор Превітт найменш ресурсно-витратний, але при цьому більшість контурів на зображенні просто не виділяються, але дуже добре підійде для зображень з високою загальною яскравістю, тому що в такому випадку менша імовірність прояву контуру, якого не існує на вхідному зображенні, це зумовлене менш чутливою маскою. Оптимальним методом з огляду на ресурсні витрати та знаходження контурів є оператор Собеля. Це зумовлено використанням маски з коефіцієнтами тільки для середніх значень. Окремо можна виділити оператор Лапласа. Цей метод виконується швидше і має меншу обчислювальну вартість. При цьому дає не набагато гірший за інші методи результат.

Існуючі вузькоспрямовані алгоритми, призначені для ефективного вирішення завдання в конкретній постановці, потребують виконання ряду обмежувальних умов.

3 СИНТЕЗ АЛГОРИТМІВ ВИДІЛЕННЯ КОНТУРІВ ЗОБРАЖЕНЬ ОБ'ЄКТІВ В ЗАДАЧАХ ВИЯВЛЕННЯ ТРИВОЖНИХ ПОДІЙ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНИМИ СИСТЕМАМИ ВІДЕОСПОСТЕРЕЖЕННЯ У РЕЖИМІ РЕАЛЬНОГО ЧАСУ

3.1 Недоліки алгоритмів виділення контурів для застосування інтелектуальними системами відеоспостереження

Відповідно до призначення та сфери застосування методів контурного аналізу до них висуваються відповідні вимоги. Для сфери відеоспостереження особливої цінності набувають швидкість реалізації алгоритму, зменшення складності подальшої обробки, зменшення об'єму даних для подальшого зберігання, підвищення якості та інформативності отриманих даних.

При вирішенні задачі виділення контурів намагаються знайти компроміс між числом помилкових контурів та числом і величиною розривів контуру. Відомо, що на результат операції відстежування набагато менше впливають невеликі розриви. Їх легше усунути, ніж помилкові контури, в яких легко заплутатися [25].

Співвідношення між числом помилкових контурів та числом і величиною розривів визначається завадостійкістю методу виділення контурів.

Основна складність пошуку ідеального методу, алгоритмів його втілення полягає у тому, що вирішуючи проблему низької завадостійкості, автоматично ускладнюються математичні обчислення або ж кількість етапів, які має пройти об'єкт при обробці алгоритму. Це в свою чергу призводить до зниження швидкодії алгоритму або вимагає збільшення ресурсів для обробки та зберігання даних, а це призводить до подорожчання інтелектуальної системи відеоспостереження в цілому.

Дуже багато залежіть від вихідного зображення, його зашумленості, відмінності яскравості об'єкту від оточуючого середовища, чи весь об'єкт

потрапляє у кадр поля зору камери. У випадку необхідності ідентифікації особи, що потрапила у поле зору камери інтелектуальної системи відеоспостереження, з’являються додаткові вимоги до точності дії алгоритмів, а особливо процедури згладжування контурів. Бо за умови сильного згладжування, втрачається чіткість рис обличчя.

Проблеми методів контурного аналізу можна розділити на дві групи:

1. Складність початкового зображення(зашумленість, складний контур, мала відмінність об’єкту від фону)
2. Недоліки методів контурного аналізу (недостатня чутливість, висока розрядність або навпаки занадто низька, через що дуже важко виділити інформацію про шуканий об’єкт з кількості виявлених контурних ліній, занадто тонкі чи широкі лінії контурів, низька завадостійкість)

Перспективним напрямком для розробки алгоритмів є розрахунок обмежень, за якими можна виявити контури на зображеннях з неоднорідними фонами, перепадами яскравості з оптимальною кількістю виявлених точок контуру, тобто тією, що дозволить не пропускати настання тривожних подій, але не викликатиме багато хибних спрацювань.

Однак проблема хибних спрацювань належить до сфери застосування нейронних мереж, що за рахунок навчання здатні приймати рішення в умовах невизначеності. Тому пріоритетними характеристиками алгоритму є швидкодія (висока швидкість реалізації за рахунок простоти математичного апарату), завадостійкість, достовірність(точність визначення контуру).

3.2 Алгоритми виявлення, що враховують основні і додаткові ознаки відмінності об’єкта від оточуючого фону

Практично всі підходи до виділення контурів зображень об'єктів можна розділити на дві категорії [8]: методи, засновані на пошуку максимумів, і методи, засновані на пошуку нулів.

Більшість алгоритмів, за якими здійснюється виділення контурів зображень об'єктів, базується на обчисленні градієнта зображення. Для функції *f* градієнт

$$\nabla = \begin{bmatrix} \frac{\partial}{\partial x} f \\ \frac{\partial}{\partial y} f \end{bmatrix} \tag{3.1}$$

Обчислення градієнта зображення полягає в отриманні величин частинних похідних $\partial f/\partial x$ і $\partial f/\partial y$ для кожної точки.

Один з найбільш ранніх алгоритмів виділення контурів зображення об'єкта належить Лоуренсу Робертсу. Даний алгоритм базується на диференціюванні амплітуди сигналу, що рівнозначно обчисленню дискретних різниць амплітуд відліків [9]:

$$\partial f(x, y) / \partial x \approx \Delta f_x(x, y) = f(x, y) - f(x-1, y); \tag{3.2}$$

$$\partial f(x, y) / \partial y \approx \Delta f_y(x, y) = f(x, y) - f(x, y-1). \tag{3.3}$$

Градієнт зображення обчислюється за допомогою матриць згортки:

$$G_x = \begin{bmatrix} +1 & 0 \\ 0 & -1 \end{bmatrix} * A, \quad G_y = \begin{bmatrix} 0 & +1 \\ -1 & 0 \end{bmatrix} * A, \; G = \sqrt{G_x^2 + G_y^2}, \tag{3.4}$$

де *A* – зображення; * – оператор згортки; *G* – градієнт зображення.

Для підвищення швидкості обчислення градієнта зі зниженою точністю оператор Робертса спрощується:

$$A = \begin{pmatrix} a_{11} & a_{12} \\ a_{21} & a_{22} \end{pmatrix}, \; A' = |a_{11} - a_{22}| + |a_{12} - a_{21}|, \tag{3.5}$$

де A' – оброблене зображення.

Найбільш простим і швидким методом виділення контурів є перехресний градієнт Робертса

$$R(i, j) = \sqrt{(B_{i,j} - B_{i-1,j-1})^2 + (B_{i-1,j} - B_{i,j-1})^2}, \tag{3.6}$$

або

$$R_1(i, j) = |B_{i,j} - B_{i-1,j-1}| + |B_{i-1,j} - B_{i,j-1}|; \tag{3.7}$$

попарно-різницевий оператор

$$G_1(i,j) = \left|B_{i-1,j} - B_{i+1,j-1}\right| + \left|B_{i,j-1} - B_{i,j+1}\right| \ . \tag{3.8}$$

де $B_{i,j}$ – яскравість елемента.

Для підвищення ефективності підкреслення контурів довільного напрямку використовують об'єднаний оператор

$$G_2(i,j) = [R_1(i,j) \geq \varepsilon] V [G_1(i,j) \geq \varepsilon] \tag{3.9}$$

Доктор Джудіт Превітт (Judith Prewitt) для виявлення контурів медичних зображень застосувала оператор, маски якого отримали її ім'я (Prewitt operator). Оператор Prewitt ґрунтується на понятті центральної різниці [9]:

$$\partial f(x,y)/\partial x = (f(x+1,y) - f(x-1,y))/2\,; \tag{3.10}$$

$$\partial f(x,y)/\partial y = (f(x,y+1) - f(x,y-1))/2\,. \tag{3.11}$$

Оператор обчислює градієнт інтенсивності зображення в кожній точці, задаючи напрямок максимально можливого зростання від світлого до темного і швидкість зміни в цьому напрямку. Таким чином, результат показує, наскільки «різко» або «плавно» зображення змінюється в цій точці, і, отже, наскільки ймовірно, що частина зображення представляє край, а також те, як цей край, ймовірно, буде орієнтований.

Градієнт зображення обчислюється за матрицями згортки:

$$G_x = \begin{bmatrix} -1 & 0 & +1 \\ -1 & 0 & +1 \\ -1 & 0 & +1 \end{bmatrix} \cdot A, \quad G_y = \begin{bmatrix} -1 & -1 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ +1 & +1 & +1 \end{bmatrix} \cdot A, \quad G = \sqrt{G_x^2 + G_y^2}\,. \tag{3.12}$$

Як недолік оператора Prewitt можна відзначити його чутливість до шуму на зображенні.

Оператор Собеля (Sobel), що застосовується частіше, також спирається на поняття центральної різниці. Однак вага центральних пікселів зростає вдвічі:

$$G_x = \begin{bmatrix} -1 & 0 & +1 \\ -2 & 0 & +2 \\ -1 & 0 & +1 \end{bmatrix} \cdot A, G_y = \begin{bmatrix} -1 & -2 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ +1 & +2 & +1 \end{bmatrix} \cdot A, G = \sqrt{G_x^2 + G_y^2}\,. \tag{3.13}$$

Це дозволяє знизити вплив шуму кутових елементів, що істотно при роботі з похідними.

Нарівні з градієнтними методами широко використовуються методи, засновані на лапласіані зображення [9]

$$\nabla^2 f = \frac{\partial^2}{\partial x^2} f + \frac{\partial^2}{\partial y^2} f, \tag{3.14}$$

важливою особливістю якого є його інваріантність до обертання.

Для обчислення лапласіану використовуються частинні похідні другого порядку:

$$\frac{\partial^2 f}{\partial x^2} \approx ((f(x+1,y) - f(x,y)) - (f(x,y) - f(x-1,y))) = f(x+1,y) - 2f(x,y) + f(x-1,y); \tag{3.15}$$

$$\frac{\partial^2 f}{\partial y^2} \approx ((f(x,y+1) - f(x,y)) - (f(x,y) - f(x,y-1))) = f(x,y+1) - 2f(x,y) + f(x,y-1), \tag{3.16}$$

сума яких дорівнює:

$$\frac{\partial^2 f}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 f}{\partial y^2} = f(x+1,y) + f(x-1,y) - 4f(x,y) + f(x,y+1) + f(x,y-1). \tag{3.17}$$

Двомірні диференціальні оператори Лапласа або Гамільтона можуть бути записані в наступному вигляді:

лапласіан (оператор Лапласа)

$$L_{(i,j)} = B_{i-1,j} + B_{i+1,j} + B_{i,j-1} + B_{i,j+1} - 4B_{i,j}, \tag{3.18}$$

модуль градієнта (оператор Гамільтона)

$$G(i,j) = \sqrt{(B_{i,j} - B_{i-1,j})^2 + (B_{i,j} - B_{i,j-1})^2}. \tag{3.19}$$

До контурних відносяться елементи, для яких виконується умова:

$$B_{i,j} = \begin{cases} 1, \text{якщо } L(i,j) > \varepsilon, \\ 0, \text{якщо } L(i,j) > \varepsilon. \end{cases} \tag{3.20}$$

Величина порогу в більшості випадків вибирається пропорційно середньому значенню яскравості сусідніх елементів:

$$\varepsilon = p\frac{B_{i,j} + B_{i-1,j} + B_{i+1,j} + B_{i,j-1} + B_{i,j+1}}{5}, \tag{3.21}$$

де p – коефіцієнт пропорційності.

Слід зазначити, що підкреслення контурів, як будь-яка диференціальна операція, підсилює одночасно просторові шуми. Для їх згладжування і для виявлення лінійних складових елементів зображення використовують операції підсумовування уподовж прямолінійних контурних елементів. Алгоритм виявлення лінійного краю об'єкта на рівномірному по яскравості фоні може бути записаний як:

$$\left\{\sum_{j}^{i}\left|B_{j\phi} - B_{jo}\right| \geq \varepsilon_1\right\} \in K. \tag{3.22}$$

Тут $B_{j\,\phi}$ і $B_{j\,o}$– яскравість елементів фону і об'єкта відповідно; l – протяжність лінійного краю; ε_1– поріг, що визначає приналежність контура зображення краю *(K)* об’єкта.

Якщо яскравість фону нерівномірна, то його елементи можуть бути яскравішими або темнішими елементів об'єкта, а в окремих зонах можуть збігатися за яскравістю з об'єктом. У цьому випадку спостерігається ефект «зникнення» частини краю об'єкта, і за алгоритмом (3.22) об'єкт не може бути виявлений:

$$\left\{\sum_{j}^{i}\left|B_{j\phi} - B_{jo}\right| \lhd \varepsilon_1\right\} \notin K. \tag{3.23}$$

Однак ця ж умова буде характеризувати і наявність на рівномірному по яскравості фоні лінійного краю об'єкта, довжина якого менша заданої $(l_1 < l)$. Для розкриття цієї невизначеності необхідна додаткова інформація про властивості (структури) фону, на якому знаходиться об'єкт пошуку. З точки зору виявлення одиночного локального об'єкта на заданому полі фон може бути описаний двома спрощеними операторами:

$$\left\{\left[\sum_{j}^{l}\Delta B_{j\phi}<\varepsilon_2\right]\leftrightarrow\left[D_{l\phi}<\varepsilon_2\right]\right\}\in\overline{B}_{\phi};\tag{3.24}$$

$$\left\{\left[\sum_{j}^{i}\Delta B_{j\phi}>\varepsilon_2\right]\leftrightarrow\left[D_{l\phi}>\varepsilon_2\right]\right\}\in\widetilde{B}_{\phi}.\tag{3.25}$$

Тут $\Delta B_{j\,\phi}$ і $D_{l\,\phi}$ – різниця яскравості елементів фону j і дисперсія яскравості фону уздовж протяжності лінійного краю l відповідно; ε_2– поріг, $\overline{B_\phi}$ і $\widetilde{B_\phi}$ – рівномірний і нерівномірний за яскравістю фон відповідно.

Грубий поділ фону на рівномірний ($\overline{B_\phi}$) і нерівномірний ($\widetilde{B_\phi}$) може бути уточнений додатковим поділом останнього (нерівномірного) фону на простий ($П_\phi$) і складний (C_ϕ) за числом перепадів яскравості фону, що перевищують певний заздалегідь виставлений поріг ε_3:

$$\left\{\begin{matrix}n\le N\\ \Delta B_{i\phi}>\varepsilon_3\end{matrix}\right\}\in\Pi_{\phi};\tag{3.26}$$

$$\left\{\begin{matrix}n>N\\ \Delta B_{i\phi}>\varepsilon_3\end{matrix}\right\}\in C_{\phi}.\tag{3.27}$$

У більшості випадків об'єкти або їхні краї характеризуються рівномірною яскравістю. Однак у випадку камуфлювання об'єкта або накладання на нього структури фону, яскравість поверхні об'єкта буде нерівномірною. За аналогією з описом фону (формули (3.24) і (3.25)) може бути визначено алгоритм віднесення об'єкта для випадку рівномірної $\overline{B_0}$ і нерівномірної $\widetilde{B_0}$ яскравості зображення

$$\left\{\left[\sum_{j}^{l}\Delta B_{jo}<\varepsilon_2\right]\leftrightarrow\left[D_{lo}<\varepsilon_2\right]\right\}\in\overline{B}_{o};\tag{3.28}$$

$$\left\{\left[\sum_{j}^{l}\Delta B_{jo}>\varepsilon_2\right]\leftrightarrow\left[D_{lo}>\varepsilon_2\right]\right\}\in\widetilde{B}_{o}.\tag{3.29}$$

Як і для фону, опис нерівномірної яскравості об'єкта може бути додатково уточнений урахуванням зв'язності елементів контуру або краю об'єкта. При цьому

зв'язаними вважаються елементи контуру (K), яскравість яких (B_{i0}) менша деякого порогового значення (B_n) на інтервалі, меншому деякого наперед заданого значення (δ):

$$l_2 - l_1 = \Delta l \le \delta \tag{3.30}$$

$$\left\{ \begin{matrix} B_{io} \le B_n \\ \Delta l \le \delta \end{matrix} \right\} \in K \tag{3.31}$$

$$\left\{ \begin{matrix} B_{io} \le B_n \\ \Delta l > \delta \end{matrix} \right\} \in K \tag{3.32}$$

Таким чином, визначено умови, за яких можливе виявлення зображень об’єктів і знайдено алгоритми виявлення, що враховують основні і додаткові ознаки відмінності об’єкта від оточуючого фону.

Висновки до розділу 3

Виділення контурів зображень об'єктів є однією з основних операцій попереднього аналізу зображення в інтелектуальних системах відеоспостереження.

Істотним недоліком розглянутих алгоритмів виділення контурів зображень об'єктів є висока ймовірність помилки, яка суттєво зростає за наявності на зображенні шуму або текстури. Практично всі розглянуті алгоритми вимагають наявності рівномірного фону, на якому розташовані досить контрастні об'єкти. Помилки обумовлюють появу помилкових точок, які ідентифікуються як контурні, або як розриви дійсних протяжних контурних ліній. Причина подібних невдач закладена в самому підході, оскільки для прийняття рішення про наявність контура в кожній точці зображення аналізується фактично лише мала околиця цієї точки.

Існуючі вузькоспрямовані алгоритми, призначені для ефективного вирішення завдання в конкретній постановці, потребують виконання ряду обмежувальних умов.

Розглянуті алгоритми можуть використовуватись незалежно від типів відеокамер, задіяних в інтелектуальній системі спостереження. Однак слід враховувати, що збільшення кількості камер призводить до суттєвого збільшення трафіку через локальну обчислювальну мережу за рахунок передачі більшої кількості кадрів. Відповідно, зростуть потік інформації, що надходить для аналізу, та його складність.

4 МЕТОДИКА ОЦІНКИ ЕФЕКТИВНОСТІ ЗАПРОПОНОВАНИХ АЛГОРИТМІВ

4.1 Підходи до оцінки ефективності алгоритмів

Будь-який метод чи алгоритм потребує оцінки. Оцінку можливо провести за допомогою якісного або кількісного аналізу. Вибір критерію для аналізу є непростим завданням. Оцінка ефективності в широкому сенсі є мірою необхідного поводження алгоритму, визначає чи досягнуті прийнятні рівні стійкості, адаптивності його роботи. Вона дозволяє виділити істотні властивості алгоритму, а також оцінити його переваги та обмеження.

З цією оцінкою тісно пов'язаний процес аналізу його помилок і збоїв. Такий аналіз перш за все вимагає визначення характеристик успіху. Оцінка будь-якого алгоритму обробки зображень залежить від декількох факторів [31]:

1. самого алгоритму,
2. зображень, що використовуються для вимірювання,
3. ефективності алгоритму,
4. параметрів алгоритму, що були використані для його тестування,
5. методу оцінки ефективності.

Складність в оцінці алгоритму безпосередньо залежить від числа його параметрів. Для оптимізації роботи алгоритму потрібно проводити їх вибір, що є досить непросто. Крім того, на різних тестових зображеннях ці параметри можуть змінюватися. Що стосується впливу тестових образів на оцінку якості алгоритмів, то використання в тестуванні простих зображень часто дає істотно кращий результат, ніж використання зображень, які моделюють ситуації, складні для розпізнавання.

В даний час не існує суворого регламенту, що характеризує процес оцінки, однак тут слід брати до уваги наступний ряд чинників: протокол тестування, режим тестування, індикатори ефективності, заходи ефективності та бази тестових образів [30].

Перший з них, протокол тестування, відноситься до послідовного підходу, що використовується в цьому процесі. Режим тестування, визначає стратегію даного процесу. Тут виділяють чотири основні категорії тестування. Перший з них, вичерпне тестування, являє собою грубий підхід до тестування, заснований на переборі всіх тестових зображень з бази даних. Цей підхід часто є надмірним і може бути обмежений етапом верифікації розроблюваного алгоритму. Наступна категорія, тестування граничних значень, оцінює роботу алгоритму на певній репрезентативній вибірці зображень бази даних. Третя категорія, випадкове тестування, засноване на довільному виборі тестових образів. При такому тестуванні можуть виникати більш різноманітні ситуації, ніж при тестуванні граничних значень, оскільки в останньому випадку вибір зображень носить суб'єктивний характер і може не враховувати всього різноманіття випадків, що виникають на практиці. Наприклад, при перевірці алгоритму розпізнавання злоякісних пухлин в першу чергу будуть вибиратися зображення, що містять ці пухлини, хоча на практиці частіше зустрічаються випадки, коли пухлини доброякісні або взагалі відсутні. Остання категорія – тестування найгірших випадків, включає в себе розгляд ситуацій, коли тестовий образ містить рідкісні або незвичайні властивості.

Що стосується критеріїв ефективності, то це характеристики (визначення яких досить довільно), що визначають якості алгоритму. До типових критеріїв відносяться:

– чутливість: як алгоритм реагує на малі зміни вхідних даних;
– адаптивність: автоматичне підлаштування алгоритму під особливості різноманітних образів;

– надійність: перевірка подібності результатів при повторенні тесту з тими ж вхідними даними;

– оцінка кількості втрачених пікселів в контурі: порівняння кількості пікселів, що належать контуру еталонного зображення з кількістю пікселів в контурах зображень, виявлених за допомогою програмного комплексу з використанням представлених методів оконтурювання;

– стійкість методів виділення контурів до шумів: кількість втрачених пікселів контуру при накладенні на вихідне зображення шумів;

– середньоквадратична помилка знаходження контуру (MSE);

– індекс структурного подібності (SSIM).

Оцінка середньоквадратичної помилки проводилася попіксельно між еталонними зображеннями і зображеннями, отриманими програмним комплексом з використанням обраних методів виділення контурів. Середньоквадратичне значення помилки визначається співвідношенням:

$$\Delta = \frac{1}{S} * \sum_{i=begin}^{end} \sqrt{\left(\left(\frac{|t_{1i} - t_{2i}|}{b_{1i} - t_{1i}} \right)^2 + \left(\frac{|b_{1i} - b_{2i}|}{b_{1i} - t_{1i}} \right)^2 \right)} \quad (4.1)$$

де *begin* – координата початку лівої межі об'єкта, *end* – координата закінчення правої межі об'єкта, після якої аналіз не має сенсу, t_{1i} – поточне значення координати верхньої межі вихідного об'єкта в *i*-му перерізі, t_{2i} – поточне значення координати верхньої межі отриманого об'єкта в *i*-му перерізі, b_{1i} – поточне значення координати нижньої межі вихідного об'єкта в *i*-му перерізі, b_{2i} – поточне значення координати нижньої межі отриманого об'єкта в *i*-му перерізі, S – загальне число проаналізованих перетинів, перетинів в яких межа об'єкта має місце.

Індекс структурної подібності порівнює невеликі фрагменти зображення (Зазвичай 8×8 пікселів). Даний метод оцінки враховує «сприйняття помилки» завдяки обліку структурної зміни інформації. SSIM-індекс лежить в межах від -1 до +1; значення +1 досягається тільки при повній автентичності зразків.

$$SSIM(x, y) = \frac{(2\mu_x\mu_y + C_1)(2\delta_{xy} + C_2)}{(\mu_x^2 + \mu_y^2 + C_1)(\delta_x^2 + \delta_y^2 + C_2)} \quad (4.2)$$

Поняття бази тестових образів визначає, які саме зображення слід брати для тестування. Тут враховуються такі чинники, як різноманітність зображень, їх рівень складності і значимість при тестуванні тих чи інших класів алгоритмів (наприклад, алгоритмів сегментації або виділення контурів).

Одним з можливих підходів до отримання тестових зображень є використання алгоритмів, заснованих на побудові керованого однорідного марківського поля. Такий підхід дозволяє керувати ймовірнісними і спектральним властивостями створеного поля, його морфологією [3, 4], отримувати векторний опис контурного малюнка, що лежить в його основі. Один з алгоритмів побудови однорідного марківського поля з різними типами морфології був детально описаний в роботі [25], а методика проведення тестування алгоритмів контурного аналізу обговорювалась в роботі [26].

4.2 Методики оцінки ефективності алгоритмів

Хоча зараз вже розроблено велике число алгоритмів оконтурювання, виникають питання вибору і оптимізації, підбору параметрів і адаптації алгоритмів до певної предметної області. Більшість питань пов'язані з суб'єктивною і об'єктивною оцінкою якості обраного алгоритму з метою отримання задовільного кінцевого результату [27].

Ефективність алгоритму – це властивість алгоритму, пов'язана з ресурсами, які необхідні для реалізації обраного алгоритму. У сфері відеоспостереження ключовим є зменшення використання ресурсів для забезпечення максимальної продуктивності. Однак різні ресурси, такі як час і пам'ять, не можна порівняти безпосередньо, тому ефективність методу залежить від сфери застосування та

суб’єктивних факторів вибору приорітетних критеріїв. В результаті перед розробниками систем комп'ютерного зору постає непроста проблема вибору найбільш відповідних до їх завдань алгоритмів. Багато з них мають різні програмні реалізації, в тому числі що знаходяться у відкритому доступі (наприклад, це відноситься до відомим алгоритмом Canny виділення кордонів).

Відповідно до [30] методики порівняльного дослідження алгоритмів сегментації зображень можна поділити за наступною класифікацією (рис.4.1):

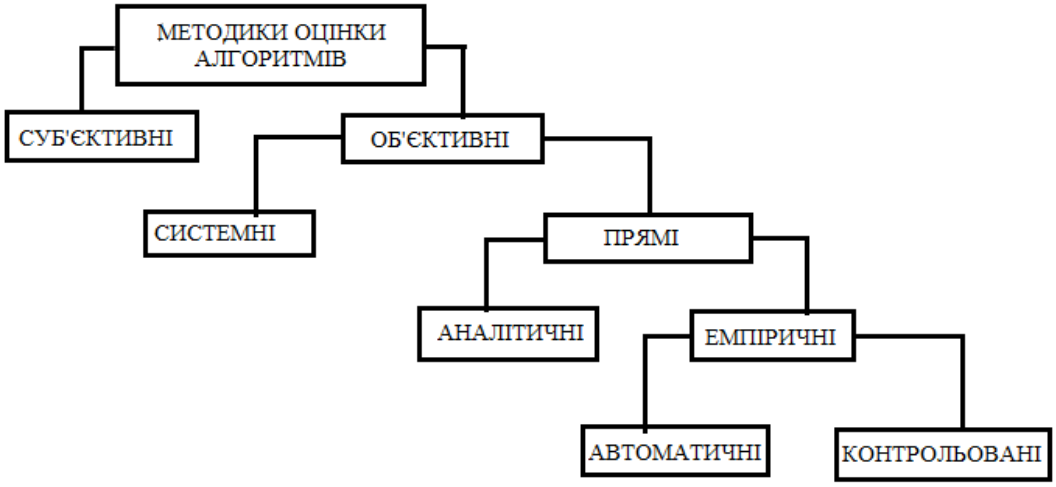

Рис. 4.1 Класифікація методик оцінки алгоритмів контурного аналізу

Суб'єктивні (вони ж візуальні) – найбільш широко використовувані методики оцінки. Їх основний недолік – оцінка якості дається людиною, тому у різних експертів ця оцінка може кардинально відрізнятися.

Об'єктивні методики, які не використовують візуальні оцінки, підрозділяються на системні і прямі.

Системні методики дають оцінку алгоритму на основі кінцевих результатів роботи всієї системи розпізнавання зображень. В якості прикладу можна привести оцінку роботи різних детекторів кордонів на основі результатів розпізнавання об'єктів, виділених на зображенні [6]. Така оцінка не обов'язково говорить про

якість роботи алгоритму, а може просто вказувати на більш відповідний результат для подальшої обробки.

Прямі методики, що мають справу безпосередньо з самим досліджуваним алгоритмом або з результатами його роботи, поділяються на аналітичні та емпіричні.

Аналітичні методики розглядають алгоритм незалежно від його виходу [7]. Вивчаються такі властивості алгоритму, як стратегія реалізації головної мети, складність, можливість розпаралелювання, ресурсомісткість і т.п. Ці властивості не мають прямого відношення до якості роботи алгоритму. Аналітичні методики, що розглядаються в літературі, мають справу в основному з завданнями спеціального виду [8].

Емпіричні методики, навпаки, оцінюють не сам алгоритм, а результати його роботи на деякому наборі тестових зображень. Вони підрозділяються на контрольовані і неконтрольовані (автоматичні).

Контрольовані методики використовують для оцінки кількісні заходи відмінності результату роботи алгоритму з деяким еталонним результатом. Останні, часто створені штучно, містять ідеальні з точки зору експериментатора результати. Наприклад, якщо досліджуються детектори кордонів, кожному тестового зображенню відповідає образ ідеальні кордону. Можлива ситуація, коли для кожного алгоритму досліджується кілька його властивостей, тоді кожному тестовому зображенню може відповідати відразу кілька образів [23]. Такі методики дають дуже хорошу оцінку. Але створення таких еталонних образів для багатьох тестових зображень часто вимагає великих трудовитрат (наприклад, при створенні еталонної сегментації зображень реального світу для дослідження алгоритмів сегментації) і вносить елемент суб'єктивності.

В автоматичних методиках проводиться кількісна оцінка деяких бажаних властивостей зображення, обробленого за допомогою досліджуваного алгоритму, на основі чого робиться висновок про якість останнього. Вони не вимагають

наявності еталонних зображень, що є їх основною перевагою. Це властивість дозволяє здійснювати контроль і самонавчання в системах реального часу.

4.3 Критерії оцінювання якості виділення контурного зображення

Відомо, що реальним оптичним зображенням відповідають поля яскравості, близькі до частково-постійних функцій двох змінних. Тобто зображення складаються з областей, всередині яких яскравість майже не змінюється і які відокремлені один від одного різкими межами – контурами.

Завданням контурного виявляча є виділення контурного малюнка з вихідного двовимірного зображення. До основних типів помилок, внесених детекторами контурів в шуканий контурний препарат, можна віднести: змазування контуру, локальні і глобальні зсуви, розриви контурного малюнка.

Ефективність алгоритмів пошуку і локалізації контурів на практиці можна оцінити виходячи з наступних результатів обробки:

- точність визначення точок контурного малюнка;
- однозначність кожного контуру (для кожної межі об'єкта повинна існувати тільки одна виділена межа контурного малюнка);
- стійкість виявляча до впливу шуму;
- швидкість знаходження контурного малюнка;
- необхідна пам'ять для проведення обробки;
- товщина виділеного контуру (повинна прагнути до одного пікселя);
- відсутність зміщення контурного малюнка.

Тому в даній роботі для оцінки якості виділення контурного малюнка були обрані п'ять показників:

1. Схожість $F|_{\vec{p}}$ одержуваного контурного рисунка з основним описом марківського поля.

2. Оцінка товщини контурних ліній $R_d|_{\vec{p}}$, отриманих в процесі виділення контурного рисунка зображення.

3. Оцінка середньої довжини розривів $L|_{\vec{p}}$ контурного рисунка.

4. Оцінка повної арифметичної складності алгоритму $K_{пас}|_{\vec{p}}$.

5. Оцінка зміщення контурного малюнка $R_{СК}|_{\vec{p}}$ відносно його справжнього стану.

Оцінка схожості контурного вектора з растровим зображенням

Проводячи зіставлення опису меж, отриманих в процесі виділення контурного рисунка *SV (x, y,* $\vec{P}_0$*)* з відомим, основоположним описом марківського поля, величину схожості кордонів можна визначити за співвідношенням:

$$F|_{\vec{p}} = \frac{1}{M}\sum_{j=1}^{M}\frac{\sum_{i=1}^{N_j} SV(v(j,i),X,v(j,i),Y,\vec{P}^0}{N_j} \qquad (4.3)$$

де *v (j, i)* – структура даних, що містить початкову сукупність контурних векторів; *j* – індекс контурного вектора сукупності; *i* – індекс точки в контурному j векторі; N_j – довжина контурного j вектора; *M* – кількість контурних векторів; *v (j, i) .X* – значення координат по осі *x* окремо взятої *i* точки в *j* контурному векторі; *v (j, i) .Y* – значення координат по осі *y* окремо взятої *i* точки в *j* контурном векторі; $\vec{P}^0 = (G^2, \alpha, ...\gamma)$ – сукупність параметрів оператора виділення контуру, *SV (x, y)* – растрове бінарне зображення контурного рисунка, яке є результатом порогової обробки градієнтного зображення:

$$SV(x,y) = \begin{cases} 1, g(x,y) \geq T \\ 0, g(x,y) \lhd T' \end{cases} \qquad (4.4)$$

де *g (x, y)* – градієнтне зображення; $T = \bar{f}(x,y)$ – адаптивна величина порогового значення.

Оцінка товщини контуру

Величина, що характеризує товщину виділеної контурної лінії, обчислюється за формулою:

$$R_{АКФ}(KK,LL)\Big|_{\vec{P}^0} = \frac{1}{M}\sum_{j=1}^{M}\frac{\sum_{i=1}^{N_j} SV\left(v(j,i)\cdot X + LL\cdot\Delta x, v(j,i)\cdot Y + KK\cdot\Delta y, \vec{P}^0\right)}{N_j} \quad (4.5)$$

де $R_{АКФ}$ – значення автокореляційної функції за умови фіксованого значення $\vec{P}^0$; Δx и Δy – крок зсуву, *LL* и *KK* – величина зсуву.

На основі $R_{АКФ}(КК,LL)|\vec{p}_0$ обчислюються значення кореляційних функцій в горизонтальному, вертикальному і діагональних напрямках. Після усереднення автокореляційної функції отримуємо значення зсуву на одну, дві, три точки при певному відношенні сигналу до шуму:

$$R_{\Sigma}(n)\Big|_{\vec{P}^0} = \frac{R_d(0,n,\vec{P}^0) + R_d(n,n,\vec{P}^0) + R_d(n,0,\vec{P}^0)}{3}, n \in N, n = 1,2,\ldots,J, \quad (4.6)$$

де *J* – максимальне значення зсуву.

Отримані криві є спадними функціями позитивного аргументу. Коли кореляційна функція набуває певного значення (рис. 4.1), формується оцінка товщини контурної лінії. За величину значення *n* береться найбільше ціле, при якому виконується умова $(R_{\Sigma}(n)\Big|_{\vec{P}^0} - 0{,}65 > 0$. Опорне значення $R_{d0}\Big|_{\vec{P}^0}$ показника якості «товщини контуру» контурних рисунків зображень знаходиться за допомогою формули: $R_{d0}\Big|_{\vec{P}^0} = B/2$, де *B* – значення величини вікна розрахунку кореляційної функції в горизонтальному або вертикальному напрямках.

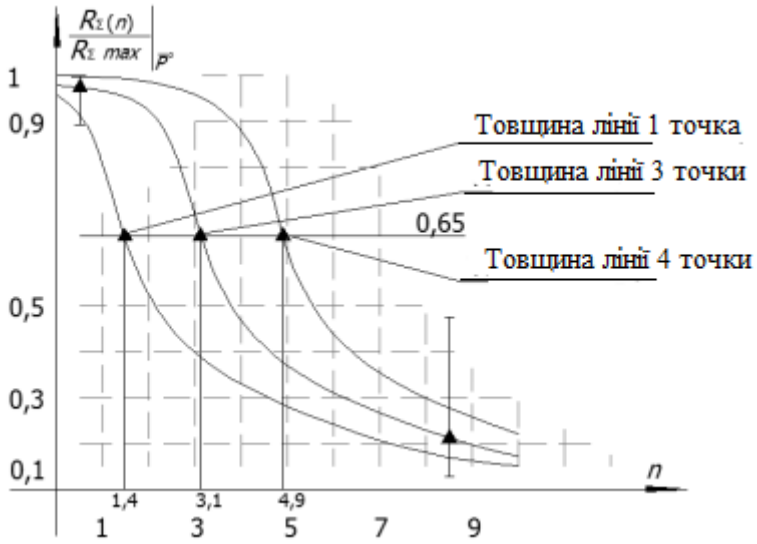

Рис. 4.2 Визначення товщини лінії

При цьому кількісну оцінку показника «товщини контуру» можна обчислити за такою формулою: $R_d\big|_{\vec{P}^0} = n / R_{d0}\big|_{\vec{P}^0}$, де n – оцінка товщини контуру; $R_{d0}\big|_{\vec{P}^0}$ – опорне значення показника якості; $R_d\big|_{\vec{P}^0}$ – оцінка товщини контуру при фіксованому значенні досліджуваного оператора виділення контуру.

Оцінка середньої довжини розривів контурного малюнка

Важливим параметром є середня довжина розриву контурного малюнка $L\big|_{\vec{P}^0}$ за рахунок впливу шумової складової. Під впливом шуму відбувається руйнування контурного рисунка, а в деяких випадках з'являються помилкові контури. У зв'язку з цим, для оцінки безперервності контурного рисунка використовується вираз:

$$L\big|_{\vec{P}^0} = \frac{1}{M}\sum_{j=1}^{M}\frac{N_j - \sum_{i=1}^{N_j} SV(v(j,i).X, v(j,i).Y, \vec{P}^0)}{K_j} \qquad (4.7)$$

де K_j – кількість секторів у jвекторі; N_j – довжина j-го контурного вектора.

Оцінка складності алгоритмів отримання контурного малюнка

Виділення контурного малюнка має відбуватися за прийнятний час. Для цього потрібно оцінити обчислювальну складність алгоритму детектування. У даній роботі оцінка повної обчислювальної складності розглянутого алгоритму $K_{ПАС}\big|_{\vec{P}^0}$ знаходиться шляхом вагового підсумовування обчислювальної складності окремих математичних операцій, які необхідні для визначення кордону, відповідно до формули:

$$\begin{aligned} K_{ПАС}\big|_{\vec{P}^0} &= a_1 N_{[+]}(\vec{P}^0) + a_2 N_{[-]}(\vec{P}^0) + a_3 N_{[*]}(\vec{P}^0) + \\ &+ a_4 N_{[/]}(\vec{P}^0) + a_5 N_{[\sqrt{\ }]}(\vec{P}^0) + a_6 N_{[ATAN]}(\vec{P}^0) + a_7 N_{[MOD]}(\vec{P}^0) \end{aligned} \tag{4.8}$$

де a_1 – a_7 – вагові коефіцієнти, що характеризують складність виконання математичної операції; $N_{[+]}(\vec{P}^0), N_{[-]}(\vec{P}^0), N_{[*]}(\vec{P}^0), N_{[/]}(\vec{P}^0), N_{[\sqrt{\ }]}(\vec{P}^0), N_{[ATAN]}(\vec{P}^0), N_{[MOD]}(\vec{P}^0)$ – кількість операцій додавання, віднімання, множення, ділення, обчислення квадратного кореня, арктангенса, остачі ділення цілих чисел відповідно.

За допомогою моделювання на ПК у роботі [28] була оцінена обчислювальна складність даних математичних операцій. За одиницю була обрана складність операції додавання. Результати моделювання наведені в таблиці 4:

Таблиця 4.1 Оцінки обчислювальної складності

Операція	додавання	віднімання	множення	ділення	Обчислення квадратного кореня	Обчислення арктангенсу	Обчислення остачі при діленні цілих чисел
Ваговий коефіцієнт a_i	a_1	a_2	a_3	a_4	a_5	a_6	a_7
Значення	1	1	4,19	4,5	12,85	12,84	9,30

Розрахунок повної обчислювальної складності алгоритмів проводився при фіксованому значенні параметрів оператора оконтурювання за такою формулою:

$$K_{ПАС_i}\Big|_{\bar{p}^0} = \frac{K_{ПАС_i}\Big|_{\bar{p}^0}}{\max\left[K_{ПАС_1}\Big|_{\bar{p}^0}, K_{ПАС_2}\Big|_{\bar{p}^0}, ..., K_{ПАС_U}\Big|_{\bar{p}^0}\right]} \tag{4.9}$$

де i – номер алгоритму, який тестується; U – кількість досліджуваних алгоритмів; $K_{ПАС_i}\Big|_{\bar{p}^0}$ – повна арифметична складність окремо взятого алгоритму.

Оцінка зміщення контурного малюнка

У деяких випадках вплив шуму може призводити до вертикального або горизонтального зсуву контурного рисунка. У зв'язку з цим, був введений показник якості оконтурювання, що дозволяє оцінити таке зрушення. Оцінка зміщення знаходиться на основі розрахунку автокореляційної функції $SV(x_{ji}, y_{ji})\Big|_{\bar{p}^0}$ за такою формулою:

$$R_{Offset}(KK, LL)\Big|_{\bar{p}^0} = \frac{1}{M}\sum_{j=1}^{M}\frac{\sum_{i=1}^{N_j}(v(j,i).X + LL\cdot\Delta x, v(j,i).Y + KK\cdot\Delta y, \bar{P}^0)}{N_j} \to \underset{KK,LL}{MAX} \tag{4.10}$$

Опорна значення $R_{Offset0}\Big|_{\bar{p}^0}$ показника якості «зсуву контуру» визначається за формулою: $R_{Offset\ 0}\Big|_{\bar{p}^0} = \sqrt{B^2 + H^2}$, де B – значення величини вікна розрахунку кореляційної функції в горизонтальному напрямку, H – значення величини вікна розрахунку кореляційної функції в вертикальному напрямку. В загальному випадку $B = H$. Тоді оцінку зсуву контурного малюнка можна обчислити за формулою:

$$R_{CK}\Big|_{\bar{p}^0} = \frac{\sqrt{KK^2 + LL^2}}{R_{Offset}\Big|_{\bar{p}^0}} \tag{4.11}$$

де LL і KK – зсув по горизонталі і вертикалі відповідно.

$R_{CK}\big|_{\bar{p}^0}$ – є зростаючою функцією. Тому, чим менше значення зміщення контурного рисунка від його істинного значення, тим якісніше працює алгоритм оконтурювання.

Узагальнений критерій оцінки якості оконтурювання

Для порівняння різних алгоритмів виділення контурного малюнка необхідно звести сукупність окремих показників якості до узагальненого або результуючого показника. Існують різні методи такого зведення [29]. У даній роботі використовується метод вагового підсумовування. З огляду на те, що менше значення показника якості відповідає кращій системі [27], описані вище характеристики детектування були використані для знаходження сукупності показників якості:

$$K_1\big|_{\bar{p}^0} = 1 - F\big|_{\bar{p}^0}, K_2\big|_{\bar{p}^0} = R_d\big|_{\bar{p}^0}, K_3\big|_{\bar{p}^0} = L\big|_{\bar{p}^0}, K_4\big|_{\bar{p}^0} = K_{ПАС}\big|_{\bar{p}^0}, K_5\big|_{\bar{p}^0} = R_{CK}\big|_{\bar{p}^0} \quad (4.12)$$

Використовуючи функцію вагового підсумовування, визначимо узагальнений показник якості оконтурювання рисунка:

$$K_{общ.кр.качества} = \lambda_1 K_1' + \lambda_2 K_2' + \lambda_3 K_3' + \lambda_4 K_4' + \lambda_5 K_5' \quad (4.13)$$

де $K_i' = K_i / K_{i0}$ – *i*-й показник якості системи; K_{i0} – опорне значення *i*-го показника якості; λ_i – вагові коефіцієнти, сума яких дорівнює одиниці. Вибір значень вагових коефіцієнтів здійснюється з урахуванням предметної області виконання алгоритмів, вибору апаратного і програмного забезпечення, а також конкретних умов реалізації. У даній роботі використовуються значення λ_i:

$$\{\lambda_1 = 0{,}4; \lambda_2 = 0{,}05; \lambda_3 = 0{,}4; \lambda_4 = 0{,}1; \lambda_5 = 0{,}05;\} \quad (4.14)$$

4.4 Аналітична оцінка ефективності алгоритмів

Розглянемо алгоритми, описані у розділі 3.

1. Алгоритм виявлення лінійного краю об'єкта на рівномірному по яскравості фоні:

$$\left\{\sum_{j}^{i}\left|B_{j\phi}-B_{jo}\right|\geq\varepsilon_1\right\}\in K. \tag{3.22}$$

2. Алгоритм віднесення об'єкта для випадку рівномірної $\overline{B_0}$ і нерівномірної $\widetilde{B_0}$ яскравості зображення:

$$\left\{\left[\sum_{j}^{1}\Delta B_{jo}<\varepsilon_2\right]\leftrightarrow\left[D_{lo}<\varepsilon_2\right]\right\}\in\overline{B}_o; \tag{3.28}$$

$$\left\{\left[\sum_{j}^{1}\Delta B_{jo}>\varepsilon_2\right]\leftrightarrow\left[D_{lo}>\varepsilon_2\right]\right\}\in\widetilde{B}_o. \tag{3.29}$$

Обидва алгоритми не використовують складних математичних операцій, що робить їх реалізацію достатньо простою, а відповідно швидкою. Алгоритми мають набір обмежуючих умов, що уточнюють віднесення досліджуваного пікселя до контуру чи до фону. В свою чергу це підвищує достовірність отриманого контуру.

Висновки до розділу 4:

Оцінка ефективності алгоритмів оконтурювання є складним завданням та включає в себе вибір методики та критеріїв оцінки алгоритму.

Узагальнений критерій оцінки контурних рисунків, дозволяє отримувати об'єктивну оцінку якості роботи алгоритмів оконтурювання і виробляти їх

кількісне порівняння. Він об'єднує п'ять основних показників якості оконтурювання, кожен з яких має свій ваговий коефіцієнт. За допомогою представленого методу оцінки можна виявити тенденції поведінки алгоритмів оконтурювання, а також дати ряд рекомендацій щодо їх використання.

Отримані алгоритми чутливі до шуму та вимагають виконання ряду обмежуючих умов, однак мають досить легку математичну реалізацію, а швидкість реалізації є одним із пріоритетних критеріїв для використання інтелектуальними системами відеоспостереження в режимі реального часу.

ВИСНОВКИ

Методи контурного аналізу застосовуються у багатьох сферах життя людини. Виявлення контуру – один з перших кроків для подільшого відеоаналізу, який може спростити роботу оператора відеоспостереження, лікаря, лаборанта чи картографа. Задачі розпізнавання образів на зображенні присвячена велика кількість публікацій, проте в цілому вона все ще залишається не вирішеною остаточно.

Наявні алгоритми розпізнавання образів або характеризуються складними обчисленнями, або мають низьку стійкість до впливу зовнішніх факторів.

Контур визначається шляхом пошуку різких перепадів яскравості або виділення однорідних областей з подальшим використанням методів відстеження контурів.

До алгоритмів першого типу слід віднести: алгоритм змії, алгоритм Кенні, фільтрацію на основі операторів Собеля, Лапласа, Превіта тощо [8-12]. Дані алгоритми базуються на підкресленні різких перепадів яскравості, які характерні краям об’єктів. Результатом їх роботи є набір незв’язних областей. Для отримання зв’язного контуру необхідно провести додаткову обробку, наприклад використати алгоритми морфологічного аналізу.

Серед відомих алгоритмів виділення областей є такі: порогова сегментація, кластеризація, нарощування областей, алгоритм водоподілу, блочна сегментація тощо. Дані алгоритми базуються на об’єднанні пікселів в однорідні області на основі певного закону однорідності або ознаки. Результатом їх роботи є набір однорідних областей. Для отримання зв’язного контуру об’єкта необхідно використати алгоритми проходження контуром. Проходження контуром – процес послідовного перебору пікселів цифрового зображення за певними правилами з метою знаходження зв’язного контуру об’єкта.

Оцінка ефективності алгоритмів оконтурювання є складним завданням та включає в себе вибір методики та критеріїв оцінки алгоритму.

Узагальнений критерій оцінки контурних рисунків, дозволяє отримувати об'єктивну оцінку якості роботи алгоритмів оконтурювання і виробляти їх кількісне порівняння. Цей критерій об'єднує п'ять основних показників якості оконтурювання, кожен з яких має свій ваговий коефіцієнт. За допомогою представленого методу оцінки можна виявити тенденції поведінки алгоритмів оконтурювання, а також дати ряд рекомендацій щодо їх використання.

Отримані алгоритми чутливі до шуму та вимагають виконання ряду обмежуючих умов, однак мають досить легку математичну реалізацію, а швидкість реалізації є одним із пріоритетних критеріїв для використання інтелектуальними системами відеоспостереження в режимі реального часу.

ПЕРЕЛІК ПОСИЛАНЬ

1. К. Гжешчик,. Системи відеоспостереження та методи виділення контурів на зображеннях / К. Гжешчик,, Д. Загородня,, А. Саченко. // Управління проектами та розвиток виробництва. – 2018. – С. 79

2. Київ-Smart city [Електронний ресурс] – Режим доступу до ресурсу: https://www.kyivsmartcity.com/projects/safe-city

3. Мирошниченко В.О. Біометрічна ідентифікація клієнтів в банківській сфері. Міжнародна та національна безпека: теоретичні і прикладні аспекти. Матер III Міжнар. наукпракт. конф. (м. Дніпро, 15 бер.2019 р.) Дніпро: Дніпроп. держ. ун-т внутр. справ, 2019, с. 263 – *265.*

4. Шамуратов О. Ю., Шаховська Н. Б. Алгоритми контурного аналізу зображень. Науковий вісник НЛТУ України. 2019, т. 29, № 6. С. 123–127

5. Алпатов Б.А., Селяев А.А. Алгоритм оценки местоположения объекта на двумерном изображении / Б.А. Алпатов, А.А. Селяев // Изв. вузов. Приборостроение – 1988 – Т. XXXI. № 5. – С. 3-6.

6. Амосов О.С. Интеллектуальные информационные системы. Нейронные сети и нечеткие системы : учебное пособие для студентов специальностей 010502 «Прикладная информатика (по областям)», 230201 «Информационные системы и технологии» вузов региона / О. С. Амосов.– Комсомольск-на-Амуре, КнАГТУ – 2006. 136 с.

7. Вершинина В.В., Паламарь И.Н. Организация базы знаний семантической сети на основе XML-формата. Тез. докл. IV ВНТК «Информационные технологии в науке, проектировании и производстве». Нижний Новгород, МВВО АТН РФ, 2002, с. 23.

8. Гонсалес Р.С., Вудс Р.Э. Цифровая обработка изображений. 3-е издание, исправленное и дополненное. – М.: Техносфера, 2012.

9. Гуткин Л.С. Оптимизация радиоэлектронных устройств по совокупности показателей качества. – М.: Советское радио, 1975. – 224 с

10. Дуда, Р. Распознавание образов и анализ сцен / Р. Дуда , П. Харт; пер. с англ. Г.Г. Вайнштейна и А.М. Васьковского под. ред. В.Л. Стефанюка. – М.: Мир, 1976. – 511с.

11. Круглов В.В., Дли М.И., Голунов Р.Ю., Нечеткая логика и искусственные нейронные сети / В.В. Круглов, М.И. Дли, Р.Ю. Голунов — М.: Физматлит, 2001. — 224 с

12. Крючкова Л.П., Кременський М.С. Методи виявлення тривожних подій в інтелектуальних системах відеоспостереження // Сучасний захист інформації. – 2019. – №3. – С. 64–69

13. Лаевский В.Е. Методика субоптимальной оценки работы алгоритмов получения контурного рисунка изображений // Известия Томского политехнического университета. – 2009. – Т. 314. – № 5. – С. 126–131.

14. В.Е. Лаевский, Оценка качества алгоритмов оконтуривания объектов на изображениях, аппроксимированных однородными марковскими полями / В.Е. Лаевский, А.И. Кочегуров, Д.В. Дубинин,. // Известия Томского политехнического университета.. – 2010. – С. 130–134

15. Методы компьютерной обработки изображений / под ред. Сойфера В.А. – 2-е изд., испр. – М.: ФИЗМАТЛИТ, 2003. – 784 с.

16. Сакович И.О., Белов Ю.С. Обзор основных методов контурного анализа для выделения контуров движущихся объектов. Инженерный журнал: наука и инновации, 2014, вып. 12. URL: http://engjournal.ru/catalog/it/hidden/1280.html

17. Торстен А., Иво К., Харальд Л. Видеоаналитика: Мифы и реальность / А. Торстен, К. Иво, Л. Харальд // Security Focus – 2012. — 176 Хайкин С. Нейронные сети. Полный курс 2-е изд. Пер. с англ./ С. Хайкин – М.: Издательский дом "Вильямс", 2006. – 1104 с.

18. Чудовская А.К. Возможности распараллеливания алгоритмов выделения контура по технологии CUDA. Сб. докл. IV Межд. науч.-практич. конф.«Современная информационная Украина: информатика, экономика, философия». Донецк, 2010, с. 67–70.

19. Шмаглит Л. А. Разработка и анализ алгоритмов распознавания лиц на телевизионных изображениях для биометрической идентификации: дис. канд. техн. наук: 05.12.04 / Шмаглит Лев Александрович. — Ярославль, 2014.— 119 с

20. Ainsworth T.Buyer Beware // Security Oz. 2002. Vol. 19. P. 18–26 с.

21. Canny J.F. Finding edges and lines in images. Master's thesis. MIT, Cambridge, USA, 1983, pp.50–67

22. Chapelle O., Haffiier P., Vapnik V. Support vector for histogram-based image classification / O. Chapelle, P. Haffiier, V. Vapnik // IEEE transactions on Neural Networks. – 1999. – Vol. 10(5) – P. 1055-1065

23. David, M., & Hildreth, E. (1980). Theory of edge detection. (Ser.B. Biological Sciences). Proceedings of the Royal Society of London, 207(1167), 187–217.

24. Freund Y., Schapire R. E. A Short Introduction to Boosting / Y. Freund, R. E. Schapire // Shannon Laboratory – USA – 1999 – P. 771Jan ˇSochman, Jiˇr´ı Matas. AdaBoost / Jan ˇSochman, Jiˇr´ı Matas // Center for Machine Perception, Czech Technical University – Prague – 2010/

25. Furgala, Y., Mochulsky, Y., & Rusyn, B. (2018). Evoluation of objects recognition efficiency on mapes by verious methods. Proceedings of the 2018 IEEE 2nd International Conference on Data Stream Mining and Processing DSMP. (pp. 595–598)– 1104 с.

26. Heath, M.D. Robust visual method for assessing the relative performance of edge detection algorithms /M.D. Heath, S. Sarkar, T. Sanocki, K. Bowyer // IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence – 1997. – Vol. 19(12). – P. 1338-1359. – ISSN 0167-8655.

27. Heikkila M., Pietikainen M. A texture-based method for modeling the background and detecting moving objects. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2006, vol. 28, no. 4, pp. 657–662. doi: 10.1109/TPAMI.2006.68.

28. Viola P., Jones M.J. Robust Real-Time Face Detection / P. Viola, M.J. Jones // International Journal of Computer Vision. – 2004. – Vol. 57(2) – P. 137-154.

29. Wing T. H., HaoWooi L., Yong H. Two-Stage License Plate Detection Using Gentle Adaboost and SIFT-SVM / T. H. Wing, L. HaoWooi, H. Yong // First Asian Conference on Intelligent Information and Database Systems – 2006 – P. 109-114.

30. Zhang, H. Image segmentation evaluation: A survey of unsupervised methods / H. Zhang, J.E. Fritts, S.A. Goldman // Computer Vision and Image Understanding. – 2008. – Vol. 110(2). – P. 260-280. – ISSN 1077-3142