

Харківський національний університет радіоелектроніки

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

ЗАТВЕРДЖУЮ:

Зав. кафедри _____
(підпис)

« _____ » _____ 20 ____ р.

ЗАВДАННЯ
НА АТЕСТАЦІЙНУ РОБОТУстудентові Пономаренко Тетяні Сергіївні
(прізвище, ім'я, по батькові)1. Тема роботи Дослідження методів сегментації зображень для розв'язання задачі розпізнавання об'єктів

затверджена наказом по університету від « 23 » _____ жовтня _____ 2020 року № 1428Ст.

2. Термін подання студентом роботи до екзаменаційної комісії 02 грудня _____ 2020 р.3. Вихідні дані до роботи Математичні моделі сегментації зображень
перелік використовуваних програмних засобів:теоретичні відомості про методи сегментації напівтонових зображень
реалізація алгоритмів сегментації

4. Перелік питань, що потрібно опрацювати в роботі _____

1. Огляд порогових методів сегментації зображень2. Огляд методів сегментації зображень, заснованих на кластерному аналізі3. Виділення контурів об'єктів4. Математична модель сегментації5. Практична реалізація та оцінка методів сегментації

5. Перелік графічного матеріалу із зазначенням креслеників, схем, плакатів, комп'ютерних ілюстрацій (слайдів) Актуальність проблеми сегментації зображень, постановка задачі, тестові зображення

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

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

КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

№ з/п	Назва етапів роботи	Терміни виконання етапів роботи	Примітка
1	Отримання завдання на атестаційну роботу	23.10.2020	виконано
2	Аналіз завдання, підбір літератури	01.11.20-03.11.20	виконано
3	Аналіз літератури з досліджуваної проблеми	04.11.20-07.11.20	виконано
4	Аналіз технічних засобів	08.11.20-12.11.20	виконано
5	Розробка методів	13.11.20-17.11.20	виконано
6	Програмна реалізація	18.11.20-20.11.20	виконано
7	Оформлення пояснювальної записки	21.11.20-24.11.20	виконано
8	Перевірка на плагіат	25.11.20	виконано
9	Рецензування	26.11.20	виконано
10	Підготовка презентації та доповіді	27.11.20	виконано
11	Занесення роботи в електронний архів	30.11.20	виконано
12	Попередній захист атестаційної роботи	02.12.20	виконано

Дата видачі завдання 23 жовтня 2020 р.

Студент _____
(підпис)

Керівник роботи _____ проф. Машталір С.В.
(підпис) (посада, прізвище, ініціали)

РЕФЕРАТ/ABSTRACT

Пояснювальна записка до атестаційної роботи: 67 с., 12 рис., 44 джерела.

СЕГМЕНТАЦІЯ ЗОБРАЖЕНЬ, СИСТЕМИ КОМП'ЮТЕРНОГО ЗОРУ, СИСТЕМИ ОБРОБКИ ГРАФІЧНОЇ ІНФОРМАЦІЇ, ПОРОГОВА СЕГМЕНТАЦІЯ, КЛАСТЕРНА СЕГМЕНТАЦІЯ, ВИДІЛЕННЯ ОБЛАСТЕЙ.

Об'єктом дослідження є процес обробки та сегментації зображень для інтерпретації в системах технічного зору.

Метою дослідження є аналіз та моделювання алгоритмів сегментації зображень для систем комп'ютерного зору та оцінка доцільності їх використання в залежності від змісту вхідних зображень.

У ході виконання атестаційної роботи було розглянуто особливості процесу сегментації об'єкту на цифровому зображенні, проаналізована математична постановка задачі сегментації та застосування правил сегментації на практиці. Розглянуто основні підходи до розробки алгоритмів, проаналізовано переваги та недоліки їх використання. Було проведено експериментальне порівняння результатів кожного з методів, та зроблено висновки про доцільність використання того чи іншого методу.

IMAGE SEGMENTATION, COMPUTER VISION SYSTEMS, GRAPHIC INFORMATION PROCESSING SYSTEMS, THRESHOLDING SEGMENTATION, CLUSTER SEGMENTATION, EDGE DETECTION.

The object of the study is image processing and segmentation for interpretation in technical vision systems.

The aim of the research is to analyze and implement image segmentation algorithms for computer vision systems and evaluate the feasibility of their usages depending of the input images content.

The peculiarities of the process of segmentation of the object on the digital image were considered, the mathematical formulation of the segmentation problem and the application of segmentation rules in practice were analyzed. The main approaches to the development of algorithms were considered, the advantages and disadvantages of their use were analyzed. As a result of implemented, an experimental comparison for each of the methods was made, and conclusions were made about the feasibility of using a particular method.

ЗМІСТ

Перелік умовних позначень, символів, одиниць, скорочень і термінів	6
Вступ	7
1 Теоретичний огляд основних методів сегментації	9
1.1 Проблематика теорії розпізнавання об'єктів	9
1.2 Сегментація зображень	12
1.2.1 Основні поняття	12
1.2.2 Принципи та формалізація проблеми сегментації	13
1.3 Аналіз основних існуючих методів сегментації зображень	19
1.3.1 Порогові методи сегментації	19
1.3.2 Методи виділення областей	21
1.3.3 Текстурні та графові методи сегментації	24
1.3.4 Методи сегментації, засновані на кластерному аналізі	27
1.4 Постановка задачі дослідження	33
2 Розробка засобів сегментації зображень	34
2.1 Порогова сегментація	34
2.1.1 Використання глобального значення порогу	37
2.1.2 Використання локального (адаптивного) значення порогу ..	38
2.1.3 Пошук оптимального значення порогу	39
2.2 Виділення контурів	40
2.3 Використання диференційних операторів	44
2.4 Кластерна сегментація методом k -середніх	49
3 Результати досліджень	52
3.1 Сегментація бінарних зображень	52
3.2 Сегментація напівтонових зображень	55
Висновки	61
Перелік джерел посилання	62

**ПЕРЕЛІК УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ, СИМВОЛІВ, ОДИНИЦЬ,
СКОРОЧЕНЬ І ТЕРМІНІВ**

СТЗ – система технічного зору

RGB – колірна модель, в якій колір представляється синтезом трьох кольорів – червоного, зеленого та синього

YUV – колірна модель, в якій колір представляється як сукупність характеристик яскравості та різності кольорів

NMS, Non-Maximum Suppression – придушення не-максимумів

ВСТУП

Безперервне зростання об'ємів інформації, що зберігається та оброблюється кожен день створює гостру необхідність створення систем та методів розпізнавання зображень, які б полегшували роботу і відкривали б нові можливості під час обробки даних тексту, штрих-кодів, номерних знаків автомобілів та інших видів транспорту, документів, що ідентифікують осіб, біометричних даних, а також при обробці зображень та матеріалів з відео-потоків. Останнім часом великим попитом користуються системи розпізнавання текстів та системи, що засновані на розпізнаванні зображень, які використовують машинний зір в якості основного джерела інформації. Машинний зір включає в себе всі промислові і непромислові додатки, в яких за рахунок спеціального поєднання апаратного та програмного забезпечення виконується операційне ведення пристроїв в процесі реалізації їх функцій, заснованих на зчитуванні і обробці зображень. Усі різновиди сфер використання комп'ютерного зору, починаючи з наукових і освітніх, і закінчуючи урядовими та військовими додатками використовують спільні алгоритми та підходи до обробки та розпізнавання об'єктів, хоча й мають різні обмежуючі умови.

Можна спостерігати, як зростає потреба в ефективних методах обробки інформації, що надходить до інформаційних систем через зображення та відеопотоки. Ефективна обробка і використання вхідної інформації дозволяє значно підвищити продуктивність і розширити коло застосування даних систем, що призводить до виникнення потреби в нових алгоритмах обробки і розпізнавання зображень.

Задача розпізнавання образів досі не вирішена в повному обсязі. Існуючі методи аналізу об'єктів на зображеннях не дозволяють ефективно і повною мірою вирішити складні задачі розпізнавання, пов'язані з спотвореннями частин об'єктів, тому що модель їх побудови принципово не здатна врахувати зовнішніх впливів і часткових помилкових описів, що

виникають через це. Необхідна розробка універсальних структурних підходів, в основу яких має бути покладений ієрархічний аналіз безлічі описів частин об'єктів і можливість прийняття рішення за поданням, що включає неправдиві структури.

Для виділення цих самих образів частин об'єктів використовується процес сегментації зображення. В даний час розроблена величезна кількість методів і алгоритмів сегментації зображень. Кожен з них має право на існування і певну область застосування, яка залежить від характеру відмінностей вхідних та еталонних зображень, вимог до об'ємів обчислень і швидкості ухвалення рішень. Рішення проблеми розпізнавання значно ускладнюється змінами об'єкта під дією геометричних перетворень, його положення, а також під впливом зовнішнього середовища. Ці фактори призводять до спотворень окремих фрагментів аналізованих об'єктів, а також до формування елементів помилкових об'єктів з близькими характеристиками. Існуючі методи в основному представляють лише первинне розбиття, що не забезпечує контекстну інтерпретацію зображень. Сегментація на сьогоднішній день є одним з найбільш потужних і перспективних інструментів попередньої обробки даних для інтерпретації зображень.

1 ТЕОРЕТИЧНИЙ ОГЛЯД ОСНОВНИХ МЕТОДІВ СЕГМЕНТАЦІЇ

1.1 Проблематика теорії розпізнавання об'єктів

Коли говорять про завдання розпізнавання образів, мають на увазі процес ідентифікації об'єкта або визначення будь-яких його властивостей завдяки його зображенню та супутнім характеристикам. Під поняттям «образ» мається на увазі класифікаційне угруповання в системі класифікації, яке об'єднує або виділяє певну групу об'єктів за певною ознакою. Образи мають характерну властивість, що виявляється в тому, що ознайомлення з їх кінцевим числом з однієї множини дає можливість ідентифікувати яке завгодно велике число її представників. Ця властивість споріднена явищу, коли різні люди, які навчаються на різному матеріалі спостережень, здебільшого однаково і незалежно один від одного класифікують одні і ті ж самі об'єкти.

Основне призначення описів образів – це їх використання у процесі встановлення відповідності об'єктів, тобто при доказі їх ідентичності, аналогічності, подібності, і т.д., що здійснюється шляхом зіставлення. Два образи вважаються подібними, якщо вдається встановити їх відповідність. Можна, зокрема, вважати, що має місце відповідність двох образів, якщо можна досягти їх ідентичності, підставляючи замість змінних будь-які вирази.

Зіставлення образів являє собою основну задачу розпізнавання і грає істотну роль в інформатиці в цілому. Таке завдання виникає, зокрема, в різних розділах штучного інтелекту, наприклад в розумінні природної мови, символічної обробки виразів алгебри, експертних системах, перетворенні і синтезі програм. Процедура зіставлення виявилася настільки суттєвою для штучного інтелекту, що в багатьох мовах програмування, які використовуються в штучному інтелекті, вона входить як стандартній примітив. Варто відзначити, що в різних завданнях поняттю «образ»

надається різний зміст. Так, наприклад, в розпізнаванні в класичних моделях, образ зазвичай описується вектором ознак, кожен елемент якого є числовим значенням однієї з ознак, що характеризують відповідний об'єкт [1]. У структурній моделі як образ виступає деякий вислів, що породжується тією граматиною, яка характеризує клас, якому даний образ належить. У завданнях обробки тексту роль образу виконує певний ланцюжок – в результаті процедура встановлення відповідностей зводиться до пошуку входжень цього ланцюжка в текст. Термін «розпізнавання» в рівній мірі відноситься як до процесів сприйняття і пізнання, що властивий людині і живим організмам в цілому, так і до спроб реалізувати і використовувати «механічний» аналог по функції та результату до цих процесів, дослідження і синтез яких складають предмет розпізнавання як розділу інформатики.

Отже, метою створення автоматизованих систем розпізнавання є автоматизація групи процесів сприйняття і пізнання, пов'язаних з пошуком, виділенням, ідентифікацією, класифікацією та описом образів на основі аналізу реальних даних, отриманих тим чи іншим способом. Зазвичай пошук і виділення образів здійснюються на початковому етапі аналізу в процесі обробки вихідних даних і виконуються для того, щоб отримати деякі проміжні результати. Наступним етапом є розробка «класифікатора» – він зазвичай включає аналіз вибіркового перетвореного даних, синтез моделі, що враховує мінливість образів, що належать деякому класу, вибору із заданого набору характеристик деякої їх підмножини, що адекватно характеризує окремі класи об'єктів, визначення методів виділення зазначеної підмножини і включає також розробку власне алгоритму розпізнавання (класифікації).

У класичній постановці задачі розпізнавання універсальна множина розбивається на образи-частини. Кожне відображення будь-якого об'єкта на сприймаючі органи системи, що його розпізнає, незалежно від його положення щодо цих органів, прийнято називати зображенням об'єкта, а безлічі таких зображень, об'єднані певними загальними властивостями, являють собою образи.

Методика віднесення елемента до якого-небудь образу називається вирішальним правилом. Ще одне важливе поняття – метрика, яка являє собою спосіб визначення відстані між елементами універсальної множини. Чим менша ця відстань, тим більш схожими є об'єкти, які слід розпізнати. Зазвичай елементи задаються у вигляді набору чисел, а метрика – у вигляді функції. Від вибору представлення образів і реалізації метрики залежить ефективність програми, бо один і той же алгоритм розпізнавання при використанні різних метрик буде помилятися з різною частотою [2].

Задачу розпізнавання можна охарактеризувати двома певними рисами, а саме тим, що процес пошуку їх рішення можна розділити на два етапи, перший з яких буде полягати в перетворенні початкових даних до виду, зручного для розпізнавання; а другий є безпосередньо розпізнаванням, тобто оцінкою міри належності об'єкта до певного класу. При рішенні цієї задачі можна ввести поняття аналогії або подібності об'єктів і формулювати правила, на підставі яких об'єкт зараховується в один і той же клас або в різні класи. Також можна оперувати набором прикладів, класифікація яких відома і які у вигляді формалізованих описів можуть бути пред'явлені алгоритму розпізнавання для корегування оцінки у процесі навчання.

Однак, для цих завдань важко будувати формальні теорії і застосовувати класичні математичні методи, так як найчастіше інформація для точної математичної моделі недоступна або ж вираш від використання моделі та математичних методів непорівнянний з витратами на його реалізацію [3].

Власне, завдання розпізнавання можна розділити на групи в залежності від шляхів, які застосовуються при їх вирішенні. Безпосередньо завдання розпізнавання – це віднесення представленого об'єкту за його описом до одного із заданих класів. При вирішенні такого завдання найчастіше мається на увазі використання підходу навчання з учителем. Також існує поняття автоматичної класифікації – при цьому підході відбувається розбиття

множини об'єктів, ситуацій або явищ за їх описами на систему класів, що не мають перетинатися.

У даній роботі розглядається задача знаходження об'єктів на зображенні, в рамках якої виконується визначення наявності або відсутності об'єкта, його належності до певної групи на зображенні, а також знаходження меж цього об'єкта в системі координат пікселів вхідного зображення. Залежно від алгоритму навчання, об'єкт може характеризуватися координатами обмежуючої рамки, ключовими точками, контуром об'єкта. Задача знаходження об'єктів на зображенні може бути поставлена різним чином і включає в себе клас інших завдань, які допомагають визначити, які об'єкти знаходяться на зображенні і де вони розташовані в сітці пікселів вхідного зображення. Одним з таких завдань є процес сегментації зображення.

1.2 Сегментація зображень

1.2.1 Основні поняття

Отримання інформації з зображень – це одна з основних частин процесу роботи комп'ютерного зору. Основна мета будь-якої задачі розпізнавання зображень – це визначення ступеня приналежності вхідних даних до класу еталонного представлення зображень. Методи сегментації, нормалізації і розпізнавання використовуються для того, щоб спростити і змінити спосіб представлення зображення на той, що легше обробляти та аналізувати. Сегментація зображення є одним із ключових етапів при вирішенні задачі розпізнавання образів. Під час сегментації виконується пошук однорідних областей на зображенні, причому зображення поділяється на області або сектори, які за певними характеристиками відрізняються один від одного.

До недавнього часу розпізнання та сегментацію не пов'язували разом, розглядаючи їх окремо як етапи обробки зображення. Така точка зору зараз уже вважається нерозумною, тому що при представленні зображення у вигляді множини окремих сегментів завжди розв'язується якась конкретна проблема. Більш того, якщо вдається точно сформулювати, що треба розпізнавати, то це дає можливість визначити, який вигляд буде мати і сегментація. Тому ефективність універсальних методів сегментації часто можна значно підсилити за рахунок використання важливої для конкретної проблеми апіорної інформації. Наприклад, людина розділяє зображення на частини відповідно до об'єктів, які її цікавлять. Тому для сегментації можна використати класифікацію, що являє собою віднесення об'єктів до одного із фіксованих класів. Процес сегментації є ключовим питанням у комп'ютерному зорі, оскільки він дає можливість при порівнянні зображень відкинути певну неважливу на даний момент інформацію.

Так як сегментація це процес поділу зображення на області, кожна з яких має містити пікселі, які однорідні за певною ознакою і мають спільні візуальні характеристики, однорідність можна визначити, аналізуючи показники яскравості, текстури, кольору, міри близькості об'єктів на зображенні, а також по глибині, якщо мова йде про аналіз тривимірного простору. Для сегментації зображень було розроблено кілька універсальних алгоритмів і методів. Щоб бути корисними, ці методи зазвичай повинні поєднуватися зі специфічними знаннями предметної області, щоб ефективно вирішувати проблеми сегментації конкретно цієї предметної області [4].

1.2.2 Принципи та формалізація проблеми сегментації

У залежності від технічних засобів отримання та принципів обробки функцій яскравості виділяють групи кольорових зображень, де значення функцій задається у форматі кольору, як правило, використовуючи RGB –

формат. Також зображення можуть бути напівтоновими, що у кожній точці задані одним значенням – рівнем сірого кольору. Бінарними зображеннями називають зображення, описані у двох градаціях – контурами та обраними точками фіксованого кольору, які називаються зрізи. Множини координат окремих точок, що характеризують об'єкти або поверхні у комп'ютерній графіці також можна використовувати під час сегментації, такий спосіб надання вхідної інформації називається векторним.

Для формалізації проблеми сегментації розглянемо функції зображення, які характеризують розподіл яскравості в деякому фіксованому полі зору. Використання цифрових методів обробки зображень вважає необхідними етапи просторової дискретизації та квантування значень безперервного зображення шляхом заміни координат його елементів дискретними значеннями та квантування яскравості цих елементів на фіксоване число рівнів.

Нехай $D(n \times m)$ – це чисельне поле зору, растр, на якому задано зображення $V(i, j)$, при чому $D_k \subset D$ – область k -го об'єкта, де $k = 1, 2, \dots, s$.

Інформація про зображення звичайно вводиться та зберігається у вигляді матриці, що задана на чисельному дискретному полі зору D . Вхідною інформацією будемо вважати матрицю V розміром $n \times m$, де n та m – число рядків та стовпців дискретного поля зору D . Під зображенням будемо вважати функцію $V(i, j)$, де $(i, j) \in D$, $i = 1, \dots, n$, $j = 1, \dots, m$.

Зображення $V(i, j)$ реальної сцени являє собою сукупність зображень окремих об'єктів та фону. Представимо його у вигляді:

$$V(i, j) = H_1(i, j) + \dots + H_s(i, j) + H_\phi(i, j), \quad (1.1)$$

де s – кількість об'єктів сцени;

$H_k(i, j)$ – зображення k -го об'єкта, $k = 1, \dots, s$;

$H_\phi(i, j)$ – зображення фону.

При цьому функції H приймають нульове значення, коли значення (i, j) не належить області k -го об'єкта. Різні об'єкти в полі зору не повинні перехрещуватися між собою.

Дві точки растра D із координатами (i, j) та (p, q) називають сусідніми в плані 4-зв'язності, якщо $|i - p| + |j - q| = 1$, та сусідніми в плані 8-зв'язності, якщо $\max\{|i - p|, |j - q|\} = 1$. Множина точок $E \subset D$ називається 4-зв'язною, якщо для кожної пари точок $e_{k1}, e_{k2} \in E$ у множині E знайдеться така послідовність точок $e_{k1}, \dots, e_{k3}, \dots, e_{kn}, \dots, e_{k2} \in E$, кожна пара яких є сусідніми в плані 4-зв'язності (відповідно 8-зв'язності). Кожна 4-зв'язна множина точок одночасно є 8-зв'язною. Але обернене твердження невірне.

Ця інформація про зв'язність точок об'єктів дає можливість у ряді випадків розбити задачу сегментації на дві частини – грубу сегментацію та зафарбування бінарного зображення.

Груба сегментація – це побудова характеристичної функції для об'єднання областей точок всіх об'єктів.

$$\mu(i, j) = \begin{cases} 1, & \text{якщо } (i, j) \in D_1 \cup \dots \cup D_s, \\ 0, & \text{якщо } (i, j) \in D_\phi. \end{cases} \quad (1.2)$$

Побудову такої функції називають виділенням із фону.

Після грубої сегментації залишається лише виконати розмітку для бінарного зображення $\mu(i, j)$, що складається із сукупності зображень кількох об'єктів. Така розмітка називається зафарбовуванням. На відміну від грубої сегментації, зафарбовування виконується з меншою долею евристики. Поняття «об'єкт» для бінарного зображення уже можна вважати строго формалізованим. Областю об'єкта є множина точок растру (i, j) , для яких виконується умова $\mu(i, j) = 1$, ця множина зв'язна і не знаходиться всередині іншої множини з більшою кількістю точок.

Така формалізація має місце лише при умові, що множини точок різних об'єктів не пересікаються між собою. У протилежному випадку строга формалізація при застосуванні принципів зв'язності неможлива.

Інший підхід до представлення зображення у вигляді розкладу пов'язаний з інтерпретацією об'єкта за допомогою його границі. Якщо $E \subset D$ – деяка область, то її точка $(i, j) \in D$ називається граничною, якщо не всі її сусіди відносно принципу зв'язності знаходяться в області E . Множину граничних точок позначимо як δE та назвемо її границею області E .

Якщо область E , в свою чергу, є зв'язною і відома її границя δE , то можна вважати відомою і саму область E . Для цього треба попередньо застосувати один із методів відновлення множини пікселів за його границею, який відноситься до засобів комп'ютерної графіки. Для виділення та розрізнення об'єктів за їх границею треба побудувати відображення:

$$\begin{aligned} \pi: D &\rightarrow \{0, 1 \dots s\}, \\ \pi(i, j) &= \begin{cases} 1, \text{ якщо } (i, j) \in \delta D_1, 1 \in \{1, \dots, s\}, \\ 0, \text{ якщо } (i, j) \notin \delta D_1 \cup \dots \cup \delta D_s. \end{cases} \end{aligned} \quad (1.3)$$

Задача побудови π може бути також вирішена за два етапи. На першій стадії виділяємо множину усіх границь об'єктів, тобто отримуємо характеристичну функцію. Після цього треба ідентифікувати границю кожного об'єкта окремо. Ідентифікація не зводиться до зафарбовування, так як границя може не бути зв'язною множиною. Вхідні зображення можуть піддаватися дії різних завад, які можна умовно розділити на випадкові та локальні. Випадкові завади називають також шумами. Вони виникають на зображеннях у результаті нестійкості та відмов у дії різних блоків СТЗ на окремих стадіях формування та перетворення зображення. Шум спотворює реальне зображення в окремих точках області D .

Локальні завади пов'язані з тим, що в полі зору відеодатчика є невеликі, як правило, області, що не інтерпретуються ні як об'єкти, ні як фон.

Ці області – насамперед відблиски, забруднення, цятки, осколки, плями, а також спеціально організовані завади.

Присутність завад вимагає застосування методів їх ліквідації – згладжування шумів та часткове усунення локальних завад. Усунення завад з одного боку є проблемою поліпшення зображень, з іншого боку – воно може бути розцінене як частина задачі сегментації. У задачах, зв'язаних із технічним зором, другий аспект є більш актуальним [5].

Остаточна мета сегментації зображень полягає в тому, щоб сформувати розбиття поля зору D на області об'єктів D_1, \dots, D_s та область фону. Сегментація шляхом побудови відображення з властивостями називається ще методом маркірування пікселів. Якщо ціль полягає в тому, щоб отримати просто відображення, тоді це – сегментація через виділення границь. Складність побудови цих відображень для сегментації викликана тим, що поняття «об'єкт», «фон», «границя об'єкта» є досить умовними. Вони не мають точної формалізації в термінах цифрового зображення $B(i, j)$.

Інформацією для такої побудови служать наступні тези, які, в свою чергу, теж вимагають строгої формалізації:

- об'єкти «виділяються» із фону;
- області об'єктів – зв'язані області;
- градієнт яскравості зображення в граничних точках об'єктів значно перевищує його значення в інших пікселях зображення;
- якщо області об'єктів не пересікаються, то область кожного об'єкта не знаходиться ні в якій більшій зв'язній області, що складається із точок об'єктів.

Методи та алгоритми сегментації можуть бути розцінені як формалізація поняття того, у якій мірі об'єкти виділяються із фону, або понять, пов'язаних з градієнтом світності. Надійність алгоритмів сегментації залежить від того, як точно і повно при цьому прийнята до уваги додаткова інформація, що складається з наступних даних: число об'єктів; характеристики розподілу яскравості в областях об'єктів або фону,

наприклад, екстремальні значення світності, кількість перепадів світності; оцінки перепадів яскравості при переході від області фону до області об'єктів; форма об'єктів; інформація про те, яка частина поля зору зайнята об'єднанням областей об'єктів.

Як і для більшості задач обробки зображень, для задачі сегментації може бути ефективним алгоритмічний підхід, максимально наближений до візуального метода рішення. Людина упевнено виявляє в полі зору області, що змістовно інтерпретуються. Процес цього виділення звичайно проходить за декілька етапів: спочатку виявляються прості області, потім в решті точок поля зору виконується більш детальний аналіз, деякі області спочатку остаточно зовсім не інтерпретуються, часто спочатку виконується розбиття поля зору на декілька областей відповідно до деякого «грубого» критерію з наступною сегментацією кожної сформованої області окремо.

У цьому контексті розглянемо поняття часткової, грубої та багатозначної сегментації.

Часткова сегментація полягає в побудові відображення лише для деякої частини точок поля зору D . Розмітка решти точок виконується з використанням інформації про уже розмічені точки, що значно спрощує задачу. Груба сегментація полягає у виконанні відділення об'єктів від фону. Однаково розмічені точки можуть відповідати областям різних об'єктів. Після проведення такої попередньої сегментації достатньо лише провести розфарбовування отриманого бінарного зображення. У багатьох випадках на попередніх етапах сегментації окремим точкам поля зору неможливо відразу призначити однозначну мітку. Однак, апіорна інформація або інформація відносно вже розмічених точок дозволяє зробити висновок, що мітка розглянутої точки раstra пункту може бути однією з деякого набору міток [6]. Перехід від багатозначної розмітки до кінцевої (однозначної) виконується на основі аналізу множини точок, що отримали декілька міток з метою вибору однієї з них.

1.3 Аналіз основних існуючих методів сегментації зображень

Параметри надійності і достовірності обробки у алгоритмах сегментації залежать від того, наскільки повно враховуються характеристики розподілу яскравості на зображенні в областях фону та об'єктів, та від самої форми об'єктів та кількості перепадів яскравості. До основних підходів сегментації відносять процес пошуку однорідних областей та виділення контурів об'єктів зображення. На сьогоднішній день з'являється все більше комбінованих методів, які об'єднують обидва підходи, а також такі, що використовують додаткові знання про ознаки форми, текстурі, просторового положення і площі областей інтересу. Так, методи можна розділити на групи, кожна з яких використовує одну певну ознаку зображення, за якою буде виконана сегментація [7], самі ж алгоритми поділяються на порогові, текстурні, нарощування, злиття-розщеплювання областей і методи, які використовують кластерний аналіз.

1.3.1 Порогові методи сегментації

Під час сегментації поняття області зображення використовується для визначення групи елементів зображення, що мають певні загальні ознаки або властивості. Один з основних і простих способів їх виділити – це виконати побудову сегментації за допомогою порога. Поріг – це ознака, яка допомагає розподілити оброблювані сигнали на класи. Операція порогового розподілу полягає в зіставленні значення яскравості кожного пікселя зображення з заданим значенням порогу.

Так як порогові методи полягають в перетворенні функції яскравості зображення, вони часто застосовуються за наявності стабільних відмінностей в яскравості окремих областей. Найпростіші порогові методи використовують середні значення, а більш складні, наприклад, покрокові та

зважені, як правило, відносяться до гістограмних методів. В основному випадку, за відсутності шумів, коливання яскравості зазвичай відбувається тільки на межах областей і в найзагальнішому вигляді розподіл яскравості – T є похідною від контуру меж.

$$f(T) = c|dx/dT|. \quad (1.4)$$

Оскільки як для τ в заданому діапазоні ΔT , $f(T)$ ΔT пропорційно діапазону відстаней, що входять в нього Δx , розподіл $f(T)$ може обчислюватися для всіх значень I , включаючи два екстремуми яскравості.

Слід враховувати, що пік гістограми в найвищому або найнижчому значенні яскравості може вплинути на зсув мінімуму в ту або іншу сторону і в результаті автоматично певне порогове значення буде неточним. Для приглушення шумів і інших коливань яскравості застосовується розширена конволюція $b(T)$ до $f(T)$:

$$F(T) = \int_{-\infty}^{\infty} b(u - T)f(u)d(u), \quad (1.5)$$

де b – співвідношення пікселів фону на зображенні.

Вибір порогового значення є ключовим моментом даних методів. Для сегментації зображень, що містять різні перешкоди, використовується адаптивна порогова класифікація [8], аналіз статистик, тонша обробка гістограм і характеристик кольору, розбиття зображення на непрямокутні підобласті. До загальних недоліків даних методів можна віднести те, що за наявності значних інтервалів між екстремумами визначення значущого мінімуму може виявитися тяжким. Також існує ймовірність наявності більш ніж одного мінімуму, появи декількох неявних екстремумів, «зашумленості» даних в околиці передбачуваного мінімуму і утруднення коректного вибору порогового значення через мультимодальність гістограм.

Часто коректне порогове значення може бути вибране тільки після загального аналізу всього зображення або навіть декількох схожих зображень. Такі труднощі вирішуються за допомогою алгоритмів, що реалізують аналіз зважених значень екстремумів.

Порогові методи досить швидкі і не трудомісткі [9], проте дають задовільний результат тільки для достатньо простих зображень. У загальному випадку, для коректного використання методів порогових значень необхідно уникати «зсуву» при виборі порогового значення шляхом жорсткого контролю подібності розподілу в темних і світлих областях гістограми яскравості; треба розбивати зображення на елементи, достатньо малі, щоб гістограма яскравості мала яскраво виражені екстремуми, але достатньо великі, щоб об'єм статистичної вибірки дозволяв задовільно оцінити положення екстремумів і добре описати околицю.

1.3.2 Методи виділення областей

Методи виділення областей групують всі пікселі, що відносяться до об'єкту і позначають їх як ті, що належать одній області. Базовими поняттями є значення подібності і просторова близькість. Загальну модель знаходження областей можна записати у вигляді

$$\bigcup_{k=1}^K \chi_k = Y, \quad (1.6)$$

де Y – множина всіх пікселів зображення;

k – однорідні області.

Найбільш поширені алгоритми знаходження областей включають методи нарощування, злиття-розщеплювання областей, метод вододілів і метод центроїдного зв'язування. Нарощування областей ефективно за наявності стійкої зв'язності всередині окремих сегментів. На зображенні,

розбитому на множину областей $\{\chi_k\}$, $k=1, \dots, K$, групуються сусідні елементи з однаковими або близькими рівнями яскравості, які потім об'єднуються в однорідні області якщо значення яскравості обох областей підпадають під одну планарну або біквадратну функцію.

Базова функція охоплює двовимірні поліноми із змінним порядком і виходить модель наступного вигляду:

$$f(x, y, \eta, K) = \sum_{i+j \leq K} \eta_{ij} x^i y^j, \quad (1.7)$$

де η – параметри моделі, що мінімізують помилку функції;

K – порядок моделі обмежений до $0 \leq K \leq 2$.

При центроїдному зв'язуванні на підставі апріорної інформації про об'єкт обирається певна кількість стартових точок, яким призначаються різні мітки, що визначають їх приналежність до окремих множин. Для складніших зображень вибір точок проводиться по ітераціях [10].

Алгоритм злиття-розщеплювання розділяє точки зображення шляхом розбиття зображення на квадрати, які потім аналізуються для їх перевірки на однорідність. Якщо предикат подібності $p(\chi)=0$, квадрат розбивається на чотири. Дві або більше сусідніх області χ_1, \dots, χ_n об'єднуються в одну, якщо $p(\chi_1 \cup \chi_2 \cup \dots \cup \chi_n)=1$. Алгоритм повторюється до тих пір, поки залишається можливість або злиття, або розщеплювання. Підходи для оцінки подібності областей в основному базуються на значеннях яскравості або чіткості меж між областями, і іноді використовують інформацію про просторову близькість областей. Рішення про розщеплювання області зазвичай залежить від конкретних застосувань і вимагає певних знань про властивості, якими повинні володіти області в конкретному випадку (наприклад, дисперсія або емпірична функція для апроксимації величин яскравості).

Суть алгоритмів сегментації шляхом виділення меж полягає у знаходженні точок, що лежать на межах областей. Межею називають сильні локальні зміни яскравості на зображенні, що фактично розділяють області.

Також під межею можна вважати стрибок значення першої похідної яскравості зображення.

Алгоритми виділення контурів у загальному випадку поділяються на методи порівняння з еталоном та диференційно-градієнтні. Такі підходи аналізують величину коливання градієнта яскравості для знаходження меж об'єкту. Принципово важливим моментом для розпізнавання схем деяких об'єктів є різниця у способі локальної оцінки градієнтного значення і визначенні локальної спрямованості меж.

У загальному випадку контур зображення утворює математична крива, якою описане зображення, або ж набір меж. Існують методи з'єднання меж, що використовують локальну інформацію для ухвалення рішення про приналежність пікселя межі. Також існують методи відстежування меж, у яких основним є процес дослідження результатів фільтрації зображення для визначення контурів, які використовують глобальну інформацію. Алгоритми виділення меж зазвичай включають фільтрацію, посилення, виділення і локалізацію.

Для визначення локальних градієнтів використовуються матриці згортки. У диференційно-градієнтних методах у загальному випадку застосовуються дві маски за осями x та y . У разі порівняння з еталоном кількість використаних масок може підвищуватися до дванадцяти, для того щоб ефективно оцінити локальні компоненти градієнта у різних напрямках. Підхід порівнянь з еталонами використовує різні оператори, залежно від виду межі. На сьогоднішній день найбільш поширеними вважаються оператори Робертса, Превітта, Собела, Кенні, оператори Лапласа, градієнтні оператори, оператори нульового рівня.

Алгоритми виділення меж у порівнянні з іншими методами сегментації зображень вимагають менше ресурсів для обчислення, а результати їх використання займають менше місця у пам'яті при її зберіганні. Велика кількість алгоритмів визначення контурів використовує сукупності статистик активного контуру, диференціальні рівняння першого порядку з дискретними

правими частинами та перетини графів [11], а карти меж можуть бути побудовані в різних масштабах, що дозволяє отримувати корельовані результати.

В цілому, виділення меж дає дуже непогані результати для інтерпретації зображень. Їх перевагою можна назвати інтуїтивно зрозумілі результати, які вже після завершення процесу сегментації можна використовувати без подальших перетворень. До недоліків можна віднести велику обчислювальну складність для багатьох схем, що є не виправданим ризиком для деяких областей застосувань і не дозволяє використовувати методи в системах реального часу. Використання масок та їх отримання шляхом перестановки коефіцієнтів покроково не може гарантувати достовірний результат, тож ставить під сумнів точність оцінки значень спрямованості меж. Як відомо, поверхні в значній кількості володіють постійною відбивною здатністю, але не завжди вірно припускати, що їх зображення матимуть рівномірну яскравість, та навпаки, що суперечить суті даних методів. На практиці досить часто використовують комплексні алгоритми – що містять і методи виділення меж, і методи знаходження областей та, при необхідності, методи фрагментації зображення.

1.3.3 Текстурні та графові методи сегментації

Сегментація текстури розділяє початкове зображення на однорідні рівномірні області, які відповідають певним текстурам у зображенні.

Аналіз текстури можна порівняти з аналізом структури твердих тіл – тематикою, що вивчається у фізиці твердих тіл, мінералогії та хімії. Аналіз структури ускладнюється тим, що і структури, і періодичні повторення можуть проявляти істотні випадкові флуктуації.

Під час виконання сегментації текстурними методами на основі деяких специфічних властивостей зображень виконується об'єднання пікселів

початкового зображення в окремі однорідні регіони (під властивостями маються на увазі шорсткість, регулярність та однорідність текстур). У підсистемі параметрів сегментації формується набір ознак інформативних областей. Система параметрів сегментації складається з двох підсистем: довідкової підсистеми та підсистеми моделювання [12]. Параметри об'єкта на зображенні є ознаками пошуку області інтересу. Для визначення значень набору ознак інформативною областю в довідковій системі використовуються значення параметрів «реального» об'єкта, у той час як у підсистемі моделювання перераховуються значення умов отримання зображення. Так, результатом первинної сегментації є зображення з локалізованими текстурними областями, значення статистичних характеристик яких належать одному діапазону, а з початкового зображення формуються характерні ознаки, які створюють багатовимірний простір ознак зображення, кожен вектор якого характеризує особливості певної текстури.

Методи отримання такого набору ознак можна розділити на чотири типи: статистичні – що використовують кореляційні і коваріаційні характеристики текстур; геометричні – методи, що використовують структурні характеристики текстури; методи, що використовують фрактальні параметри і випадкові поля; та методи, засновані на цифровій обробці сигналів, такі як просторовочастотна фільтрація та вейвлет-перетворення.

Текстурний аналіз є однією з тих областей в обробці зображень, якій все ще бракує фундаментальних знань – література містить багато різних емпіричних і напівемпіричних підходів до текстурних аналізу. Натомість у загальному випадку подається досить простий підхід до текстурного аналізу, який буде складні текстурні оператори за значеннями елементарних операторів. Для текстурного аналізу використовуються чотири фундаментальних текстурних оператора [13]: середнє значення, дисперсія, орієнтація та масштаб, які застосовуються на різних рівнях ієрархічної структури послідовності обробки зображень. Враховуючи локальну орієнтацію і локальний масштаб, оператор усереднення та оператор дисперсії

можна застосовувати знову, але не для обчислення середнього значення і дисперсії рівнів яскравості, а для розрахунку локальної орієнтації та масштабу. Чотири основних текстурних оператора можна згрупувати у два класи. Середнє значення і дисперсія є незалежними характеристиками від повороту і масштабу, в той час як оператори орієнтації і масштабу тільки визначають орієнтацію і масштаб об'єкту у просторі відповідно.

У класичних підходах до автоматичної сегментації текстурних зображень локальні характеристики згладжуються і розглядаються як вектори в метричному просторі, описуючи кожен текстурний усередненим вектором характеристик. В якості міри відмінності найчастіше використовується квадрат зваженої відстані Евкліда. В якості моделі даних передбачається гаусівська суміш розподілів або матриця попарних відстаней. На практиці, такі матриці добре працюють для визначення мікротекстур, проте для роботи з текстурами, що містять великі елементи вони не використовуються, оскільки не враховують властивості форми. Іншим підходом до опису текстур є визначення аналітичної моделі аналізованого зображення. Такі моделі мають набір параметрів, значення яких встановлюють властивості текстури.

Одним з напрямів, що активно розвивається в сегментації зображень є використання методів теорії графів. Загальна ідея методів цієї групи полягає в тому, що зображення представляється у вигляді зваженого графа, з вершинами в точках зображення. Вага ребра графа відображає схожість точок, яка обчислюється як відстань за певною матрицею. Розбиття зображення моделюється перетинами графа. Вводиться функціонал «вартості» перетину, що відображає якість отриманої сегментації [14, 15].

Таким чином, задача розбиття зображення на однорідні області зводиться до оптимізаційної задачі пошуку на графі перетину мінімальної вартості, що дозволяє крім однорідності кольору і текстури сегментів, керувати їх формою та розміром. Методи сегментації, засновані на теорії графів, можна поділити на інтерактивні методи, методи, засновані на

мінімальному охопленні дерев та методи, що в основі використовують побудову пірамід.

Одним з найпоширеніших методів сегментації на основі теорії графів є метод нормалізованих перетинів, який вводить нормалізований функціонал якості перетину, завдяки якому можна максимізувати відмінність точок між класами та мінімізувати відмінність точок всередині класу.

Оптимізація нормалізованого функціоналу зводиться до задачі пошуку власних значень матриці попарних відстаней між всіма точками зображення. Так як такий метод вимагає зберігання великих матриць, його застосування недоцільно до великих зображень без проведення низки попередніх перетворень. Модифікації методу дозволяють скоротити складність алгоритму і вимоги до пам'яті за рахунок апроксимації матриці відстаней і переформулювати задачу пошуку перетину на графі в задачу квадратичного програмування.

У класичному вигляді, побудова розбиття графа для досягнення сегментації зображення є складною проблемою через необхідність обчислення точного критерію для ефективного розподілу. Через суб'єктивний характер, визначення такого розподілу в сегментації все ще залишається в дискусії.

1.3.4 Методи сегментації, засновані на кластерному аналізі

Безперечною перевагою методів сегментації, заснованих на кластерному аналізі є те, що вони можуть використовуватися для будь-якої кількості ознак, класів та дозволяють проводити класифікацію даних без початково заданої інформації про класи. Формуються окремі групи в ознаковому просторі так, що дані, що знаходяться всередині кластера найбільш подібні, а дані, що знаходяться в різних кластерах максимально

розрізняються. Розбиття залежить від функції, яка використовується для моделювання опису даних.

Існує досить багато різних алгоритмів з використанням строгої кластеризації, кластеризації, заснованій на нечіткій логіці, ієрархічній кластеризації. Методи кластерного аналізу вимагають визначення міри схожості між еталонами, що дуже непросто, оскільки кластери можуть мати різну форму, розмір, щільність і ступені розділення, а також не виключається можливість наявності шуму в даних. Крім того, чисельна оцінка результатів кластеризації ускладнюється через суб'єктивність самого поняття кластеризації.

Нехай задана множина Y об'єктів y ; на якій існує розбиття на кінцеве число класів $\chi_i, i = \overline{1, K}, Y = \cup_{i=1}^K \chi_i$. Об'єкти y задаються значеннями ознак $\xi_j, j = \overline{1, n}$, сукупність яких продукує опис об'єкту y . Кожна з ознак може приймати значення різної множини допустимих значень: $\{0,1\}$ – відповідно ознака не виконана або виконана; $\{0,1, \Delta\}$, Δ – інформація про ознаку відсутня; $\{0,1,\dots,p-1\}$ – ступінь вираженості ознаки має різні градації $p > 2$; $\{a_1, a_2, \dots, a_p\}$ – ознака має кінцеве число значень, значення ознаки ξ_j – функції заданого класу і т.д. Опис об'єкту називають стандартним, якщо $\xi_j(y)$ приймає значення з множини допустимих значень.

Задача розпізнавання із стандартною інформацією полягає у віднесенні об'єкту до деякого класу,

$$f_i(y) = \begin{cases} 1, y \in \chi_i, \\ 0, y \notin \chi_i, \\ \Delta, \text{ належність не верифікується,} \end{cases} \quad (1.8)$$

що в простих випадках ґрунтується на порівнянні значень тих або інших функціоналів, які використовуються для побудови інформаційного вектора з апіорною (еталонною) інформацією.

Нехай множина $Y = \{y_i\}_{i=1}^m, y_i \in \mathbb{R}^p$ задає m еталонів у вигляді p -мірних ознак. Найчастіше в якості міри схожості при використанні кількісних значень ознак використовують метрику Мінковського

$$d_M = \left(\sum_{k=1}^m |y_{ik} - y_{jk}|^s \right)^{(1/s)}, \quad (1.9)$$

де y_{ik} – чисельне значення k -ої змінної для i -го об'єкту;

y_{jk} – чисельне значення k -ої змінної для j -го об'єкту;

значення s конкретизує метрику, що використовується (так, при $s=2$ вона стає Евклідовою, при $s=1$ – Манхеттенською).

Відстань Махаланобіса має властивості:

$$d_{Mh} = (Y_i - Y_j)^T A^{-1} (Y_i - Y_j), \quad (1.10)$$

де Y_i і Y_j – вектор-стовбці значень змінних для i -го і j -го об'єктів;

T – операцію транспонування вектора;

A^{-1} – обернена внутрішньогрупова дисперсійно-коваріаційна матриця.

На відміну від метрики Мінковського, відстань Махаланобіса через матрицю дисперсій-коваріацій A пов'язана з кореляціями змінних. Коли кореляції між змінними рівні нулю, відстань Махаланобіса еквівалентна квадрату відстані Евкліда.

Окрім цих достатньо відомих і популярних метрик використовуються і такі метрики, як коефіцієнти Рао, Роджерса-Танімото, Жаккара, Гауера, Вороніна, Міркина, метрика Брея-Кертіса і багато інших.

Існує багато алгоритмів кластеризації [16, 17], але жоден з них не може ідентифікувати всі форми і структури кластерів, що зустрічаються на практиці. Кожен алгоритм має свій підхід до оцінки кількості кластерів, накладаючи обмеження на структуру даних, і обґрунтовуючи результуючі кластери. Методи, засновані на використанні моделей, мають на увазі певні

форми кластерів, які можна досить легко і компактно описати. Прикладами таких методів можна назвати підходи параметричної щільності, такі як методи змішаної декомпозиції, і моделі, засновані на прототипах, такі як кластеризація методом k -середніх, кластеризація методом квадратичної помилки, медоїдна кластеризація і підходи підбору форми. Вибір порядку моделі часто залишають в якості параметру, який визначається користувачем, інакше його визначення вводиться в процедуру кластеризації.

Алгоритм k -середніх вважається найпростішим, таким, що не вимагає задачі багатьох параметрів і великих обчислювальних витрат. Він широко використовується для формування невеликого числа кластерів з великої кількості даних. Різні алгоритми методу відрізняються способом вибору початкових центрів кластерів, що задаються [18-20], – початкові точки можуть задаватися апріорі, тобто шляхом вибору з реальних спостережень, або, задавши координати цих точок по кожній із змінних; або вибиратися випадковим чином.

Після призначення всіх спостережень окремим кластерам відбувається заміна первинних кластерних центрів на кластерні середні і ця ітерація повторюється до тих пір, поки зміни координат кластерних центрів не стануть мінімальними, тобто є цільова функція вигляду

$$\Psi_k(H, V) = \sum_{l=1}^k \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m u_{il} d(x_{ij}, v_{lj}), \quad (1.11)$$

де H – $n \times k$ матриця розбиття;

u_{il} – бінарна величина, що дорівнює одиниці при приналежності об'єкту кластеру l ;

$V = \{V_1, V_2, \dots, V_k\}$ – множина k векторів, що представляють центроїди k кластерів;

$d(x_{ij}, v_{lj})$ – відстань або міра відмінності між об'єктом i і центроїдом кластера l на j -ій змінній.

Проте його головним обмеженням є нездатність ідентифікувати кластери різної форми. Розширенням методу є використання відстані Махаланобіса для формування гіпереліпсоїдних кластерів та застосування теорії нечіткої логіки для отримання нерозділового розбиття і адаптація до побудови прямої по точках. Медоїдний алгоритм, розроблений Кауфманом і Руссо [21] є різновидом алгоритму k -середніх і направлений на велику стабільність до викидів. Замість центроїдів, що представляють кожен кластер, використовуються медоїди – найбільш центральні елементи кластерів. Для оцінки якості кластеризації Кауфман і Руссо ввели силуетне значення, яке визначається для кожного об'єкту. Значення варіюється від -1 до 1 і дає оцінку наскільки добре класифікований об'єкт на підставі внутрішньої кластерної схожості і відмінності з найближчими сусідами. Також розраховується загальне значення для всіх об'єктів.

Кластеризація на базі нечіткої логіки дозволяє відносити один об'єкт до різних класів з певною ймовірністю, мінімізуючи цільову функцію Ψ_C

$$\Psi_C = \sum_{k=1}^K \frac{\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N m_{ik}^2 m_{jk}^2 d_{ij}}{2 \sum_{j=1}^N m_{jk}^2}, \quad (1.12)$$

де m_{ik} і m_{jk} – ймовірність належності i -го і j -го об'єктів k -го кластеру.

Ступінь нечіткості розбиття визначається коефіцієнтом Дана і коефіцієнтом, запропонованим Кауфманом. Суть ієрархічної кластеризації полягає в побудові розбиття деякої множини ознак у вигляді послідовностей вкладених підмножин початкової множини на основі аналізу матриці відстаней. Були запропоновані два підходи: агломеративний і дроблення і створено багато алгоритмів з використанням різного виду мір подібності між шаблонами і між кластерами. Однозв'язний алгоритм «найближчого сусіда» генерує мінімальне покриваюче дерево, оскільки в якості міри відмінності нового кластера від тих, що залишилися вибирається мінімальна з двох до об'єднаних кластерів відстаней. Результати, отримані по цьому методу,

інваріантні до монотонних перетворень матриці схожості, проте, як було показано на практиці, метод приводить до утворення великих довговатих кластерів. Повнозв'язний алгоритм «дальнього сусіда» створює повні підграфи, які відповідають отримуваним кластерам. Методи ближнього і дальнього сусіда протилежні за природою формування нових кластерів і відображають дві граничні ситуації, і, як наслідок, – дуже чутливі до варіацій конфігурацій ознак.

Зважений метод попарного угруповання із звичайним і центроїдним усереднюванням враховує рівний вплив всіх ознак, тобто кластери меншої потужності роблять більший індивідуальний вплив на результат. Інакше, до уваги приймається кількість елементів в кожному кластері, тобто вплив кластерів різної потужності рівнозначний унаслідок проведеного нормування. Часто розумний компроміс досягається вибором способу усереднювання, як, наприклад, в методі Варда [22]. Більшість із згаданих вище методів використовують процедуру оптимізації налаштовану на певну форму кластерів або акцентують компактність кластерів. Фішер і ін. в [23] запропонували алгоритм кластеризації, що заснований на парній функції вартості, підкреслює зв'язність кластерів. Непараметричні методи кластеризації, засновані на щільності, визначають кластери з високою щільністю, розділені областями з низькою щільністю. Підходи, засновані на теорії графів в основному використовуються в ієрархічних методах, які можуть бути представлені у вигляді дерева або дендрограми або розглядають кластеризацію як задачу розбиття графа.

Методи кластерного аналізу зарекомендували себе як потужний інструмент автоматичної сегментації зображень, що дозволяє з достатньо високою ефективністю групувати пікселі. Проте підходи, засновані тільки на аналізі яскравості і кольору пікселів не дозволяють враховувати контекстну інформацію зображень, а отже, з'являється необхідність подальшого розвитку методів, шляхом включення в аналіз просторових відношень між отриманими областями для визначення толерантності покриттів.

1.4 Постановка задачі дослідження

У загальному вигляді сегментація поки не є до кінця алгоритмізованим процесом для довільних зображень. При обробці може виникнути ряд проблем, пов'язаних з їх неоднорідністю – наприклад, оброблювані зображення можуть мати складний фон, зображення еталона і вхідні зображення можуть відрізнятися положенням у полі зору, вхідні зображення можуть не збігатися з еталонами за рахунок випадкових перешкод, рівня освітленості, підсвічування. Еталони і зображення можуть відрізняти також геометричні перетворення, включаючи афінні та проектні.

Таким чином, вибір використовуваного алгоритму сегментації залежить від конкретних умов представлення вхідних зображень. На сьогоднішній день поширеними є методи сегментації, що засновані на визначенні однорідних рівнів яскравості, кольору або однорідних типів текстур, але для того щоб обрати найбільш ефективний метод для використання необхідно провести попередній аналіз вхідних даних.

Метою дослідження є аналіз та моделювання алгоритмів сегментації зображень для систем комп'ютерного зору та оцінка доцільності їх використання в залежності від змісту вхідних зображень. Об'єктом дослідження є процес обробки та сегментації зображень для інтерпретації в системах технічного зору. Для досягнення поставленої мети необхідно виконати наступні завдання:

- провести аналіз основних підходів до сегментації зображень;
- реалізувати основні алгоритми сегментації;
- оцінити доцільність використання методів сегментації в залежності від змісту вхідних зображень;
- сформулювати результати дослідження.

2 РОЗРОБКА ЗАСОБІВ СЕГМЕНТАЦІЇ ЗОБРАЖЕНЬ

2.1 Порогова сегментація

Суть використання порогових методів сегментації полягає у поділі змісту зображення на дві або більше областей, базуючись на певних порогових значеннях. Дані методи є найпростішими у реалізації та зрозумілі інтуїтивно. Процедурою «порогової бінарizaції» в обробці зображень називається розбиття зображення на дві області, одна з яких містить всі пікселі зі значенням нижче деякого порога, а інша містить всі пікселі зі значенням вище цього порогу. Під порогом в даному випадку розуміють певну величину яскравості піксела зображення. Підхід, заснований на використанні гістограми яскравості пікселів, є одним з найвідоміших і, безумовно, найбільш простим. Алгоритми адаптивної бінарizaції зображень базуються на використанні локальної або глобальної гістограми зображення, де гістограма представляє розподіл значень яскравості. Оптимальна порогова сегментація заснована на наближенні гістограми зображення до деякої кривої з використанням вагових сум двох або більше ймовірностей інтенсивності при нормальному розподілі. Тоді поріг – це набір найближчих рівнів яскравості, відповідних мінімуму ймовірності між максимумами двох або більше нормальних розподілів.

Найчастіше, при використанні порогових методів сегментації аналізуються зображення, на яких переважають світлі об'єкти на темному фоні та навпаки. Так усі пікселі групуються навколо декількох основних центрів (рис. 2.1). Очевидно, що для виділення областей досить вибрати деяке певне значення порогу T і визначити всі точки, для яких виконується відношення $f(x, y) \leq T$, тобто точки належать об'єкту, в іншому випадку – точки можна віднести до фону зображення.

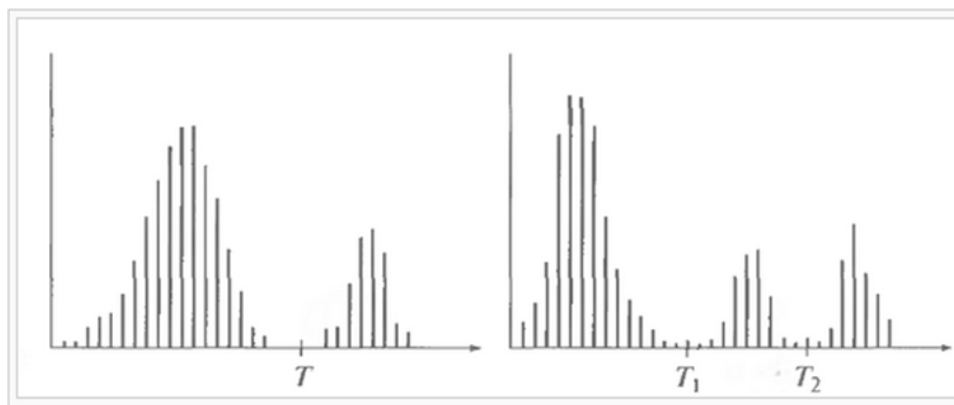


Рисунок 2.1 – Приклад гістограм з розподілом з одним (T) або декількома (T_1, T_2) пороговими значеннями

Тоді результат порогової сегментації для зображення у відтінках сірого можна описати, використовуючи формулу:

$$g(x, y) = \begin{cases} 1, \text{ якщо } f(x, y) \leq T, \\ 0, \text{ якщо } f(x, y) > T, \end{cases} \quad (2.1)$$

де 1 – значення пікселя, що відповідає об'єкту;

0 – значення пікселя, що описує фон зображення.

Якщо значення T однакове для всіх точок зображення, то такий поріг називають глобальним. Якщо значення T залежить від просторових координат x і y , то такий поріг називається динамічним. Якщо ж T залежить від значення функції $f(x, y)$, то такий поріг називають адаптивним.

При сегментуванні кольорових зображень у просторі RGB значення пікселів обчислюються за наступною формулою:

$$p(z, a) = \begin{cases} 1, \text{ якщо } D(z, a) \leq T, \\ 0, \text{ якщо } D(z, a) > T, \end{cases} \quad (2.2)$$

де $D(z, a) = [(z_R - a_R)^2 + (z_G - a_G)^2 + (z_B - a_B)^2]^{1/2}$;

a – центр відповідного кластеру кольору у просторі RGB;

z – колір пікселу зображення.

В загальному випадку рідко коли трапляється так, що на зображенні присутній лише один об'єкт, тому для ідентифікації групи об'єктів використовують метод перерізу, у якому задаються величини декількох порогів, а пікселі зображення сегментуються за рівнями яскравості, які знаходяться в межах наступних значень:

$$p_{ij} = \begin{cases} 1, \text{ якщо } 1 \leq f_{ij} \leq T, \\ 0, \text{ якщо } f_{ij} > T. \end{cases} \quad (2.3)$$

Розрізняють декілька видів бінаризації в залежності від обраного значення порогу. Так, для зображення розміром $m \times n$ бінаризація з нижнім порогом є найбільш простою операцією, в якій використовується тільки одне значення порогу, що обчислюється за формулою:

$$f'(m, n) = \begin{cases} 0, \text{ якщо } f(m, n) \geq T, \\ 1, \text{ якщо } f(m, n) < T. \end{cases} \quad (2.4)$$

Бінаризація з верхнім порогом обчислюється за формулою:

$$f'(m, n) = \begin{cases} 0, \text{ якщо } f(m, n) \leq T, \\ 1, \text{ якщо } f(m, n) > T. \end{cases} \quad (2.5)$$

Якщо на зображенні є області, в яких значення яскравості пікселів може змінюватися в межах відомого діапазону, використовують бінаризацію з подвійним обмеженням ($T_1 < T_2$):

$$f'(m, n) = \begin{cases} 0, \text{ якщо } f(m, n) \geq T_1, \\ 1, T_1 < f(m, n) \leq T_2, \\ 0, \text{ якщо } f(m, n) > T_2. \end{cases} \quad (2.6)$$

Також можливі інші варіанти з порогоми, де аналізується тільки частина даних, використовується середньо-смуговий фільтр. При неповній пороговій обробці перетворення створює зображення, на якому відсутні фон та зайві деталі, шум, що полегшує подальший аналіз зображення.

$$f'(m, n) = \begin{cases} f(m, n), & \text{якщо } f(m, n) > T, \\ 0, & \text{якщо } f(m, n) \leq T. \end{cases} \quad (2.7)$$

Операція багаторівневого порогового перетворення формує нове зображення, яке вже не є бінарним, але яке все ще складається із сегментів з різними рівнями яскравості.

$$f'(m, n) = \begin{cases} 1, & f(m, n) \in D_1, \\ 2, & f(m, n) \in D_2, \\ \dots & \\ n, & f(m, n) \in D_n, \\ 0, & \text{у інших випадках.} \end{cases} \quad (2.8)$$

2.1.1 Використання глобального значення порогу

Використання глобального порогу є найпростішим способом сегментації. Після вибору глобального порогу кожен піксель зображення перевіряється на належність одній з груп – об'єктів або фону. У даному випадку успішність процесу сегментації залежить від того, наскільки гістограма піддається поділу на частини взагалі. Успішного застосування даного методу можна очікувати тільки в умовах контрольованого освітлення, коли можна контролювати процес створення зображення, що потім буде сегментовано.

При використанні даного методу поріг зазвичай обирається автоматично. Для цього виконуються наступні кроки:

Крок 1. Обрати величину T , що буде прийнята за початкове значення порогу.

Крок 2. Використовуючи це значення T , сегментувати зображення на дві області.

Крок 3. Обчислити середні значення μ_1 та μ_2 яскравості цих двох областей.

Крок 4. За формулою $T = \frac{1}{2}(\mu_1 + \mu_2)$ обчислити нове значення порогу.

Крок 5. Повторювати кроки 2-4 доти, доки різниця значень порогу на попередньому та поточному кроках буде менше, ніж певне значення ΔT .

2.1.2 Використання локального (адаптивного) значення порогу

Часто трапляється так, що змога контролювати рівень освітлення під час створення зображення відсутня. При обробці нерівномірно освітлених зображень гістограмний розподіл все важче піддається аналізу, тож застосування методу з використанням значення глобального порогу стає неефективним. У цих ситуаціях зображення прийнято розділяти на окремі частини, до кожної з котрих у подальшому буде застосовано сегментацію із власним пороговим значенням, що відрізняється від інших. Найбільшою перешкодою при цьому стає ефективний поділ зображення на області. У якості критерію використовують значення дисперсії освітлення, яке обчислюється за формулою:

$$\sigma^2(z) = \sum_{i=0}^{L-1} (z_i - m)^2 p(z_i), \quad (2.9)$$

де z – це значення яскравості пікселя зображення;

$p(z_i)$, $i = 0, 1, 2, \dots, L - 1$ – гістограма z , де L описує кількість рівней яскравості.

2.1.3 Пошук оптимального значення порогу

Під час аналізу зображень часто необхідно знайти засіб для розділення об'єктів на дві групи відносно однорідних речей, наприклад, відділити траву від дерев, воду від землі, чи виділити передній план на фоні. Для зображень, що мають бімодальний розподіл пікселів, можна виконати двокласову сегментацію, знайшовши єдиний поріг, який розділяє два класи.

Для цього можна застосувати метод Отсу – це засіб автоматичного пошуку оптимального порогу на основі спостережуваного розподілу значень пікселів. Який би не був розділ даних, метод Отсу максимізує дисперсію між класами, та мінімізує суму дисперсій у класі.

Так як пошук за пороговими значеннями здійснюється завдяки даним, які представлені у гістограмі, перевага полягає у тому, що всі дані оброблюються лише один раз за перший прохід.

На першому кроці необхідно обчислити гістограми інтенсивності зображення та ймовірності $p_i = \frac{n_i}{N}$ для кожного рівня інтенсивності, де n_i є кількість пікселів з рівнем інтенсивності i , а N – кількість пікселів у зображенні. Після цього задається значення початкового порогу $t = 0$, та порогу $k \in (0, L)$, що розділяє всі пікселі на два класи, де L є максимальним значенням інтенсивності зображення. На кожному кроці для кожного порогу обчислюються значення ймовірностей двох класів $w_j(0)$ та середніх арифметичних $\mu_j(0)$ від $k = 1$ до $k = L-1$ за формулами:

$$w_1(k) = \sum_{s=0}^k p_s, \quad (2.10)$$

$$w_2(k) = \sum_{s=k+1}^L p_s = 1 - w_1(k), \quad (2.11)$$

$$\mu_1(k) = \sum_{s=0}^k \frac{s \cdot p_s}{w_1}, \quad (2.12)$$

$$\mu_2(k) = \sum_{s=k+1}^L \frac{s \cdot p_s}{w_2}. \quad (2.13)$$

Міжкласова дисперсія $\sigma_b^2(k)$ обчислюється за формулою:

$$\sigma_b^2 = w_1(k)w_2(k)(\mu_1(k) - \mu_2(k))^2. \quad (2.14)$$

Якщо обчислене значення $\sigma_b^2(k)$ більше поточного значення, необхідно призначити порог значення міжкласової дисперсії $T = \sigma_b^2(k)$.

В такому випадку оптимальне значення порогу стає відповідним максимуму $\sigma_b^2(k)$.

2.2 Виділення контурів

Одним із напрямків сегментації є рішення проблеми виділення контурів або меж на зображенні. Ця задача часто зустрічається у теорії обробки зображень і комп'ютерного зору де використовуються алгоритми, які виділяють точки цифрового зображення при різких перепадах яскравості або якщо на зображенні присутні ділянки неоднорідної забарвленості.

Пошук областей перепадів яскравості дозволяє визначити та зафіксувати контур об'єктів зображення. Так, перепади можуть відображати різні припущення про модель формування зображення, та можуть вказувати на: зміну рівня глибини, орієнтації поверхонь, зміну у властивостях матеріалу або ж відмінність у освітленні сцени.

В ідеальному випадку результатом виділення контурів є набір зв'язаних кривих, що позначають межі об'єктів, граней і відбитків на поверхні, а також криві, які відображають зміни положення поверхонь.

Для того, щоб зменшити кількість оброблюваних даних використовують фільтри для виділення меж. Такий підхід зумовлений тим, що відфільтрована частина зображення вважається менш значущою, а найбільш важливі структурні властивості зображення зберігаються. Однак, на жаль, не завжди можливо виділити межі на зображенні в картинах реального світу середньої складності. До недоліків виділення меж об'єктів на зображенні можна віднести ситуацію, коли криві меж не з'єднані між собою, тобто фрагментованість, або взагалі відсутність меж та наявність помилкових контурів, що не відповідають досліджуваному об'єкту.

Сегментація за допомогою пошуку контурів зображення досить поширена в багатьох сферах застосування обробки зображень, особливо в системах машинного зору, які аналізують сцени штучних об'єктів при фіксованому освітленні. Це зумовлено тим, що для таких зображень освітлення контролювано, тож їх легше оцінювати та сегментувати.

Хоча деяка література розглядає виділення ідеальних меж, кордони на натуральному зображенні зазвичай не такі. Зазвичай на них впливає відразу декілька ефектів, таких як півтінь від неточкових джерел світла, розмиття фокусу через кінцеву глибину різкості зйомки, затінення об'єктів, що мають гладку текстуру та ін. Для подолання цих перешкод зазвичай прийнято використовувати ступінчастий край, згладжений функцією Гауса, так звану функцію помилки, як найпростіше наближення моделі ідеального краю для моделювання розмитих меж у прикладних задачах.

Підходи до виділення меж під час сегментації можна умовно розділити на дві групи: до першої відносяться ті методи, що засновані на пошуку нулів, до другої ж групи ті, що засновані на пошуку максимумів. Методи, засновані на пошуку нулів шукають перетин осі X шляхом обчислення другої похідної нуля нелінійного диференціального виразу або нуля лапсасіана. У методах, які використовують пошук максимумів, межі виділяються за допомогою обчислення «сили краю» за першою похідною, як величина градієнта, після яких виконується пошук локальних максимумів сили краю, використовуючи

передбачуваний напрям межі, яким зазвичай є перпендикуляр до вектора градієнта. Також розповсюдженою практикою є попереднє згладжування зображення, яке в загальному випадку виконується з використанням фільтра Гауса.

Існує декілька способів обчислення фільтру, який би забезпечував оптимальні критерії виділення контурів, але найвідомішим на сьогоднішній день все ще залишається оператор Кенні, завдяки якому можна ефективно обчислити локалізації та мінімізації кількох відгуків одного краю. Якщо не брати у розрахунок особливі локальні випадки, у переважній більшості детектор Кенні працює значно краще, ніж інші детектори.

Оператор Кенні являє собою фільтр, що є сумою чотирьох експонент [24]. Цей фільтр може бути добре наближений першою похідною Гаусіани. Канні ввів поняття придушення не-максимумів (Non-Maximum Suppression), яке означає, що пікселями межі вважаються ті пікселі, у яких досягається локальний максимум градієнта в напрямку вектора градієнта.

Послідовність роботи детектора Кенні складається з таких етапів:

- розмиття зображення для видалення шуму – згладжування;
- пошуку градієнтів, при якому межі відзначаються там, де градієнт зображення набуває максимальне значення;
- придушення не-максимумів, під час якого тільки локальні максимуми відзначаються як кордони;
- процесу подвійної порогової фільтрації, під час якої потенційні межі визначаються порогоми;
- трасування області неоднозначності, під час якої підсумкові межі визначаються шляхом придушення всіх країв, незв'язаних з певними (сильними) межами.

Після обчислення величини градієнту необхідно застосувати поріг, щоб вирішити, знаходиться чи ні межа в даній точці зображення. Від обраного значення порогу залежить ефективність виділення кордонів, тож чим більше буде значення порогу – тим менше пікселів буде перебувати на межі, отже

тим менш сприйнятливим до завад стане результат, виділяючи зайві дані зображення.

Якщо поріг застосовується до величини градієнта, отримані межі будуть товстими та необхідно буде проводити додатковий етап обробки, на якому край межі буде потоньшуватися. Якщо ж виділити межі за допомогою методу придушення не-максимумів, ширина кордонів буде більш відповідати бажаним значення, що дозволить виконати поєднання у полігони процедурою простежування меж. На дискретній сітці етап придушення не-максимумів може бути реалізований за допомогою оцінки напрямку градієнта, використовуючи перші похідні, округлення та порівняння значень градієнта в отриманому напрямку градієнту.

Для знаходження відповідного порогу під час виділення контурів використовують так звані пороги «з запізненням». Такий метод використовує декілька порогів, починаючи з верхнього. Верхній поріг використовується, щоб знайти точку початку межі. Після того, як отримано стартову точку, кордон об'єкту відстежується поступово, доки значення сили краю не перестане бути вище нижнього порогу. Перевага такого підходу у тому, що при його використанні межі сприймаються як безперервні криві, що дозволяє обчислювати та оцінювати слабкі ділянки меж.

Як вже згадувалося раніше, після обчислення контурів у загальному випадку необхідно виконати операцію уточнення контуру – тобто видалити небажані хибні точки, які з'являються на межі. Ця техніка застосовується вже після того, як зображення було згладжено за допомогою фільтру Гауса.

Оператор меж використовується для обчислення сили краю і після того, як межі були очищені, обчислюються відповідні пороги. Цей метод видаляє всі небажані точки і при коректному застосуванні видає контури товщиною в один піксель.

Плюси такого підходу у тому, що різкі й тонкі межі дозволяють підвищити ефективність розпізнавання об'єктів. Тонкі межі дають значно кращі результати, тому що якщо межа являє собою межа деякої області, тонкі

межі дозволяють обчислити такі параметри, як периметр, без якоїсь складної арифметики.

Вказані підходи використаємо для реалізації завдання по виділення границь об'єктів комп'ютерних зображень.

Пропонується такий загальний підхід до сегментації зображення [25]:

1. Переведення зображення із моделі кольорів RGB в YUV.
2. Видалення можливих завад зображення шляхом фільтрації.
3. Згладження зображення з використанням фільтрів Гауса.
4. Просторове диференціювання зображення.
5. Пошук локальних максимумів та мінімумів.
6. Зв'язування контурів (пошук границь об'єктів від знайдених максимумів та мінімумів).
7. Кластеризація зображення.
8. Накладання отриманих границь об'єктів на початкове зображення.
9. Виведення сегментованого зображення.

Відмінність запропонованого способу заключається у тому, що введено процедуру фільтрації зображення від можливих завад та введення процедури кластеризації об'єктів зображення з метою спрощення подальшого використання сегментованого зображення у системах розпізнавання, а також вилучені процедури із подавленням немаксимумів.

2.3 Використання диференційних операторів

Для пошуку однорідних областей шляхом виділення контурів використовують різноманітні оператори. Диференційним оператором називають оператор, що визначений деяким диференційним виразом, який діє у просторі зазначеної функції, або в просторах, сполучених до просторів цього типу. Алгоритми просторового диференціювання базуються на обчисленні градієнта функції яскравості за допомогою однієї з числових

формул. Вибір формули для дискретного диференціювання є головною відмінністю одного алгоритму від іншого. Отримані після застосування фільтру зображення називають зображеннями градієнтів, через те, що на них добре означено перепади яскравості. Під маскою розуміють матрицю, зазвичай розміром 3×3 .

Такою матрицею є оператор Собеля, який використовується в області обробки зображень для виділення контурів об'єктів на зображенні:

$$H_1^{(1)} = \begin{pmatrix} 1 & 0 & -1 \\ 2 & 0 & -2 \\ 1 & 0 & -1 \end{pmatrix}, \quad H_1^{(2)} = \begin{pmatrix} -1 & -2 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 2 & 1 \end{pmatrix}. \quad (2.15)$$

За допомогою оператора Собеля обчислюється наближене значення градієнта яскравості, тобто при його застосуванні кожен піксель зображення перетворюється на вектор градієнту яскравості у цій точці. Також результатом застосування може бути його норма. Базуючись на згортці зображення, оператор Собеля є легко обчислювальним [26, 27], бо є представленням цілочислених фільтрів у вертикальному та горизонтальному напрямках. До недоліків його використання можна віднести той факт, що використовувана ним апроксимація градієнта досить груба, що може бути значно помітно на тих ділянках зображення, де зустрічаються високочастотні коливання.

Якщо простіше, то оператор обчислює градієнт яскравості зображення в кожній точці. Так знаходиться напрям найбільшого збільшення яскравості і величина її зміни в цьому напрямі. Результат показує, наскільки «різко» або «плавно» змінюється яскравість зображення в кожній точці, а отже, ймовірність знаходження точки на межі та орієнтацію межі. На практиці обчислення величини зміни яскравості, тобто імовірності належності до грані, надійніше і простіше в інтерпретації.

З математичної точки зору, градієнт функції яскравості двох змінних – це двовимірний вектор для кожної точки, компонентами якого є похідні яскравості зображення по горизонталі й вертикалі. У кожній точці зображення градієнтний вектор орієнтований у напрямку найбільшого збільшення яскравості, а його довжина відповідає величині зміни яскравості. Це означає, що результатом оператора Собеля в точці області постійної яскравості буде нульовий вектор, а в точці, що лежить на кордоні областей різної яскравості – вектор, що перетинає межу у напрямку збільшення яскравості.

Похідні функції не можуть бути визначені до тих пір, поки яскравість не буде представлена безперервною функцією, оскільки вона відома тільки в дискретних точках. Базуючись на цих знаннях похідну безперервної функції яскравості можна обчислити як вид функції, з якої взято виміри – точки зображення. Виявляється, що похідні в будь-якій окремій точці є функції яскравості від всіх точок зображення. Однак наближення їх похідних можна визначити з більшою чи меншою мірою точності.

Оператор Собеля використовує значення інтенсивності тільки в околі кожного пікселя для отримання наближення відповідного градієнта зображення, і використовує цілочисельні значення вагових коефіцієнтів яскравості для оцінки градієнту. З цього можна зробити висновок, що оператор Собеля можна реалізувати простими технічними та програмними засобами: для наближення вектор-градієнта потрібно аналізувати тільки пікселі навколо точки зображення, а дискретні фільтри можна розділити на дві групи. Використання такого підходу може зменшити кількість арифметичних обчислень для кожного пікселя.

Оператор Превітта (або Прюїтта, в залежності від перекладу) – метод виділення меж в обробці зображень, який обчислює максимальний відгук на множині ядер згортки для знаходження локальної орієнтації межі в кожному пікселі. Найчастіше використовується під час обробки медичних зображень.

$$H_1^{(1)} = \begin{pmatrix} 1 & 0 & -1 \\ 1 & 0 & -1 \\ 1 & 0 & -1 \end{pmatrix}, \quad H_1^{(2)} = \begin{pmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & -1 & -1 \end{pmatrix}. \quad (2.16)$$

Особливістю його використання є те, що під час операції виділення кордонів використовуються різні ядра. З одного ядра можна отримати вісім наступних, рухаючи коефіцієнти по колу [28]. Максимальним результатом для кожного пікселя буде значення відповідного пікселя у вихідному зображенні, а результат буде чутливим до напрямку межі від 0 до 315 з кроком в 45, де значення 0 сприймається як вертикальна межа. Самі значення оператору належать діапазону значень від одного до восьми, в залежності від номера ядра, що дав найбільший результат.

Цей метод виділення меж також називається підстановкою шаблонів меж, оскільки зображенню зіставляється з набором шаблонів, і кожен представляє собою деяку орієнтацію межі. За шаблоном, який краще за всіх відповідає локальному околу пікселя і визначається величина і орієнтація межі в пікселі.

Перевагою використання оператора Превітта є те, що цей детектор оцінює величину та орієнтацію контур – у той час як детектор з диференціальним градієнтом потребує трудомісткого обчислення оцінки орієнтації за величинами у вертикальному та горизонтальному напрямках, детектор меж Превітта дає напрямок прямо з ядра з максимальним результатом [29]. Набір ядер обмежений восьмома можливими напрямками та потребує вісім згорток для кожного пікселя, тоді як набір ядер градієнтного методу вимагає тільки двох: чутливих по вертикалі і по горизонталі. Результат для зображення потужності меж дуже схожий, якщо порівнювати ці два підходи, якщо в них використовуються ті ж ядра згортки.

Окрім операторів Собеля та Превітта існує ще ряд фільтрів [30, 31], які можна застосовувати під час сегментації шляхом виділення меж, наприклад:

– оператор Робертса:

$$H_1^{(1)} = \begin{pmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & -1 \end{pmatrix}, \quad H_1^{(2)} = \begin{pmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & -1 \\ 0 & 1 & 0 \end{pmatrix}; \quad (2.17)$$

– оператор Кірша:

$$H_1^{(1)} = \begin{pmatrix} 5 & 5 & 5 \\ -3 & 0 & -3 \\ -3 & -3 & -3 \end{pmatrix}, \quad H_1^{(2)} = \begin{pmatrix} 5 & -3 & -3 \\ 5 & 0 & -3 \\ 5 & -3 & -3 \end{pmatrix}; \quad (2.18)$$

– оператор різниць:

$$H_1^{(1)} = \begin{pmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & -1 \\ 0 & 1 & -1 \end{pmatrix}, \quad H_1^{(2)} = \begin{pmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & -1 & -1 \\ 0 & 1 & 1 \end{pmatrix}. \quad (2.19)$$

Всі ці маски відповідають двовимірному диференціюванню.

Широкого поширення набули методи контрастування, в яких використовується оператор Лапласа. Вони засновані на евристичному припущенні про те, що поблизу кордону об'єктів спостерігається зростання швидкості зростання функції яскравості. Оператор Лапласа визначається обчисленням наближених оцінок других похідних. У найбільш поширених випадках оператор Лапласа замінюється згорткою зображень з однією з масок:

$$\begin{pmatrix} 0 & -1 & 0 \\ -1 & 4 & -1 \\ 0 & -1 & 0 \end{pmatrix}; \quad (2.20)$$

$$\begin{pmatrix} -1 & -1 & -1 \\ -1 & 8 & -1 \\ -1 & -1 & -1 \end{pmatrix}; \quad (2.21)$$

$$\begin{pmatrix} 1 & -2 & 1 \\ -2 & 4 & -2 \\ 1 & -2 & 1 \end{pmatrix}. \quad (2.22)$$

2.4 Кластерна сегментація методом k -середніх

Одним із методів виділення однорідних об'єктів у цифровому зображенні є використання методу кластеризації зображення. У постановці задачі сегментації простежується аналогія із завданням кластеризації навчання без вчителя. Для того щоб звести задачу сегментації до задачі кластеризації, досить задати відображення точок зображення в деякий простір ознак і ввести метрику на цьому просторі ознак.

В якості ознак точки зображення можна використати представлення її кольору в деякому колірному просторі, прикладом міри близькості може бути евклідова відстань між векторами в просторі ознак. Тоді результатом кластеризації буде квантування кольору для зображення [32-34].

На даний час відомі такі методи кластеризації: метод k -середніх, графові алгоритми кластеризації; статистичні алгоритми кластеризації; алгоритми сімейства FOREL; ієрархічна кластеризація або таксономія; нейронна мережа Кохонена; ансамбль кластеризаторів; алгоритми сімейства KRAB; алгоритм, заснований на методі просіювання.

В основу реалізації підходів для створення алгоритму сегментації зображення покладена T -формальна постановка задачі кластеризації. Задана функція відстані між об'єктами. Є кінцева навчальна вибірка об'єктів. Потрібно розбити вибірку на непересічні підмножини, які називаються

кластерами, так, щоб кожен кластер складався з об'єктів, близьких по метриці, а об'єкти різних кластерів істотно відрізнялися. При цьому кожному об'єкту приписується номер кластера.

Алгоритм кластеризації – це функція, яка будь-якому об'єкту ставить у відповідність номер кластера. Множина в деяких випадках відома заздалегідь, однак частіше ставиться завдання визначити оптимальне число кластерів, з точки зору того чи іншого критерію якості кластеризації.

Кластеризація без вчителя відрізняється від класифікації (навчання з учителем) тим, що мітки вихідних об'єктів спочатку не задані, і навіть може бути невідома сама множина.

Рішення задачі кластеризації принципово неоднозначне, і тому є кілька причин:

- не існує однозначно найкращого критерію якості кластеризації. Відомий цілий ряд евристичних критеріїв [35, 36], а також ряд алгоритмів, які не мають чітко вираженого критерію, але здійснюють достатньо розумну кластеризацію «з побудови». Всі вони можуть давати різні результати;

- число кластерів, як правило, невідомо заздалегідь і встановлюється відповідно з деяким суб'єктивним критерієм;

- результат кластеризації істотно залежить від метрики, вибір якої, як правило, також суб'єктивний і визначається експертом.

Метод k -середніх – найбільш популярний метод кластеризації. Він розбиває множину елементів векторного простору на заздалегідь відоме число кластерів k . Дія алгоритму така, що він прагне мінімізувати дисперсію на точках кожного кластеру:

$$V = \sum_{i=1}^k \sum_{x_j \in S_i} (x_j - \mu_i)^2, \quad (2.23)$$

де k – число кластерів;

S_i – отримані кластери, $i = 1, 2, \dots, k$;

μ_i – центри мас векторів $x_j \in S_i$.

Основна ідея полягає в тому, що на кожній ітерації переобчислюється центр мас для кожного кластера, отриманого на попередньому кроці, потім вектори розбиваються на кластери знову у відповідності з тим, який з нових центрів виявився ближчим за обраною метрикою. Алгоритм завершується, коли на якійсь ітерації не відбувається зміни кластерів.

Метод k -середніх – це ітеративний метод, який використовується, щоб розділити зображення на k кластерів. Базовий алгоритм наведено нижче:

Крок 1. Вибрати k центрів кластерів, випадково або на підставі деякої евристики.

Крок 2. Помістити кожен піксель зображення в кластер, центр якого ближче всього до цього пікселю.

Крок 3. Заново обчислити центри кластерів, усереднюючи всі пікселі в кластері.

Крок 4. Повторювати кроки 2 і 3 до збіжності (наприклад, коли пікселі будуть залишатися в тому ж кластері).

Як відстань зазвичай береться сума квадратів або абсолютних значень різниць між пікселем і центром кластера. Різниця зазвичай заснована на кольорі, яскравості, текстурі і місцезнаходженні пікселя, або на зваженій сумі цих факторів. Число k може бути обрано вручну, випадково чи евристично.

Вибір кількості кластерів будемо здійснювати на основі розподілу колірному простору. Для цього весь колірний простір розділимо на певну кількість підпросторів, яку буде задавати користувач. Діапазон зміни колірному простору будемо задавати у вигляді кількості градацій кольору, який буде змінюватися від центрального значення кластеру. Щоб перевірити, чи знаходиться даний піксель поряд із вибраним центром кластеру, додатково будемо перевіряти відстань від даного пікселя до центру кластеру. Цей алгоритм гарантовано сходиться, але він може не привести до оптимального рішення. Якість рішення залежить від початкової множини кластерів і значення k [37, 38].

3 РЕЗУЛЬТАТИ ДОСЛІДЖЕНЬ

3.1 Сегментація бінарних зображень

Під час виконання роботи було розроблено та проведено дослідження порогових методів сегментації, алгоритму виділення контурів об'єктів зображення та реалізовано кластерну сегментацію зображень методом k -середніх. У якості тестових зображень для досліджень було обрано зображення тексту (рис. 3.1), образ клітин меланоми та довільне зображення, на якому були присутні люди та неоднорідний фон.

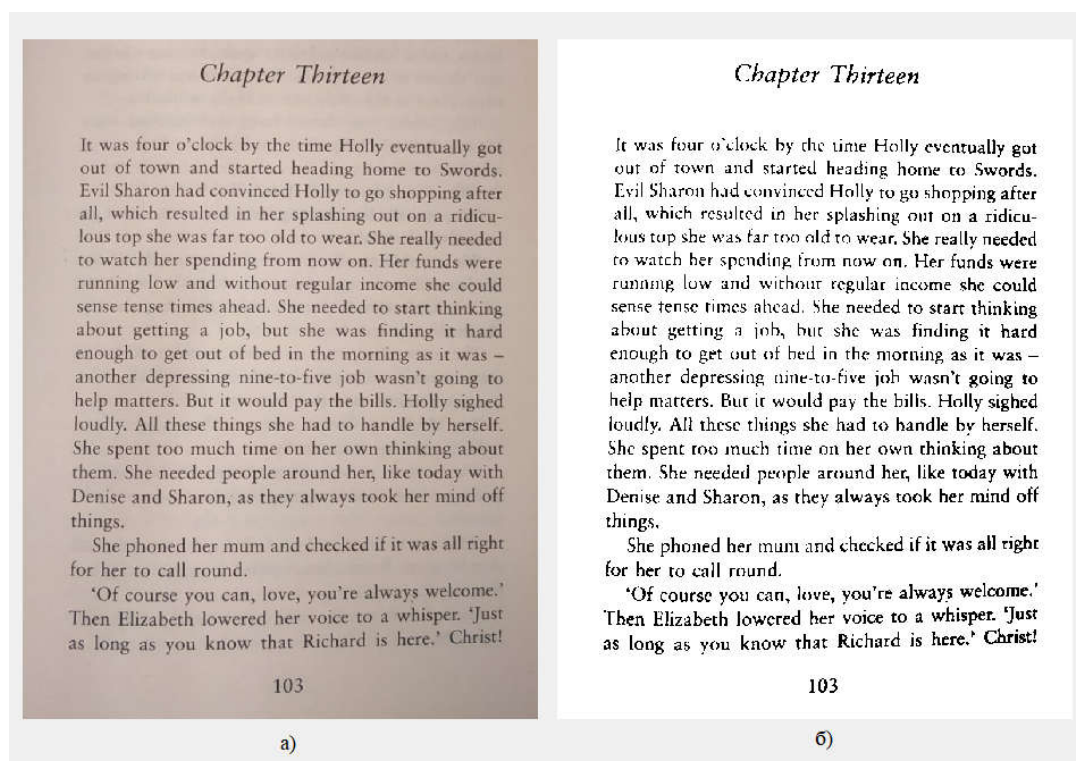


Рисунок 3.1 – Порогова сегментація: а) початкове зображення;
б) результат сегментації з пороговим значенням $T = 0,55$

Задача сегментації ускладнюється, коли зображення створено не в ідеальних умовах освітлення. Наприклад, текст може бути сфотографований так, що на половину сторінки спадає тінь, що при сегментації пороговим методом може призвести до втрати частини тексту (рис. 3.2).

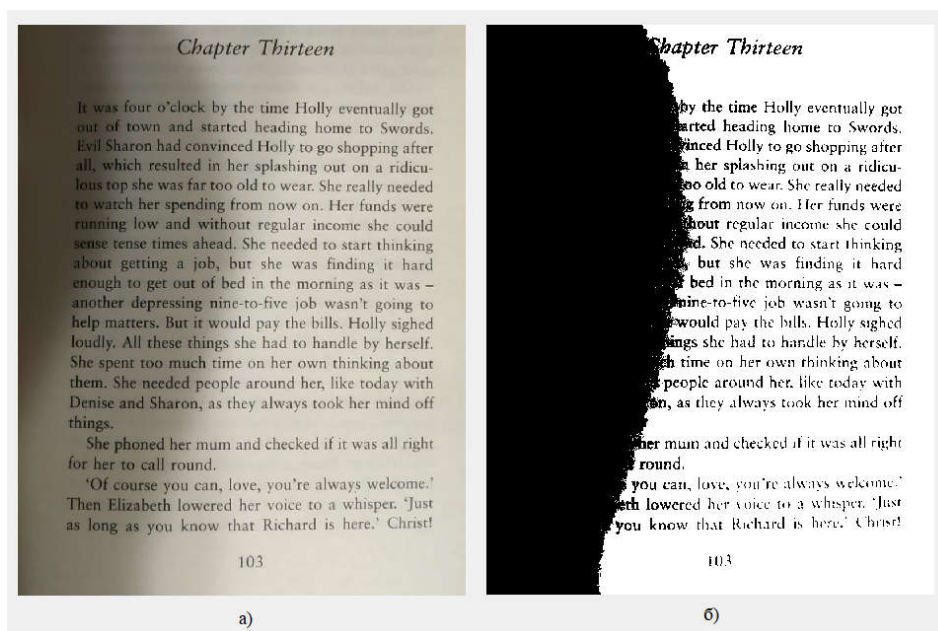


Рисунок 3.2 – Порогова сегментація для затемненого зображення:

а) початкове зображення; б) результат сегментації

з пороговим значенням $T = 0,55$

Для того, щоб обрати оптимальне значення порогу, необхідно проаналізувати гістограму розподілу (рис. 3.3). В даному випадку гістограма показує кількість пікселів в зображенні з різними значеннями інтенсивності, знайденими в цьому зображенні.

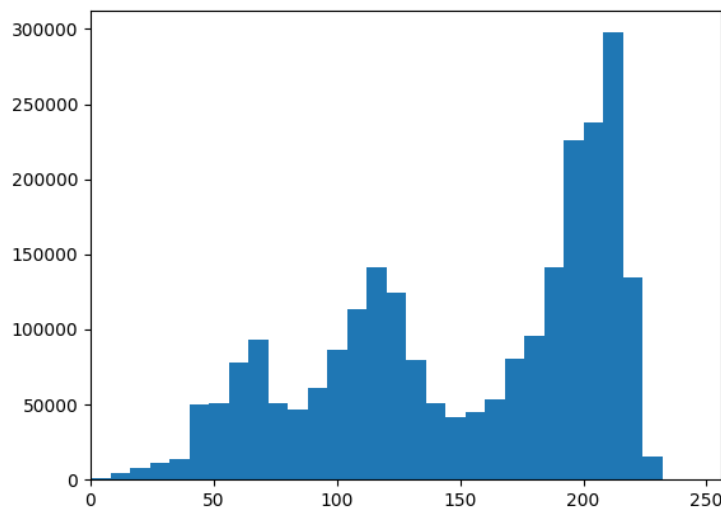


Рисунок 3.3 – Гістограма інтенсивності зображення

Вісь X представлена 256 можливими значеннями інтенсивності пікселів, від повністю забарвлених до найсвітліших. Аналізуючи гістограму, зрозуміло, що переважає концентрація пікселів з низькою інтенсивністю. В ідеальних умовах гістограма сегментації була б бімодальною, за нею можна було б обрати значення порогу сегментації посередині осі X вручну. Такий спосіб не є ефективним, бо є ризик втратити частину інформації на зображенні, обрав занадто високий, або навпаки, занадто низький порог.

Для рішення зазначеної проблеми було використано адаптивні пороги, які обчислювалися за методом Отсу. Так, під час роботи алгоритму, сегментація виконувалась на окремо виділених ділянках зображення, для кожної з яких обчислювалося своє оптимальне порогове значення. Таким чином сегментація була успішно виконана навіть у затемнених регіонах зображення (рис. 3.4).

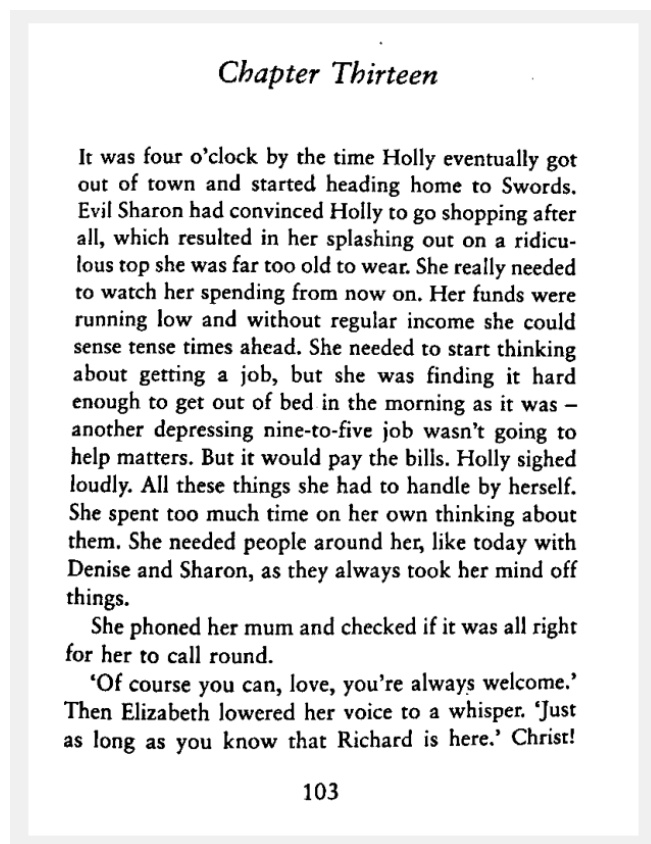


Рисунок 3.4 – Результат сегментації частинами з використанням методу Отсу

3.2 Сегментація напівтонових зображень

Хоча сегментація пороговими методами на ділянках зображення з використанням методу Отсу для обчислення значень порогу і показала високі результати під час обробки зображень тексту, її використання недоцільно під час обробки напівтонових зображень. Прикладами напівтонових зображень можуть бути фотографії, малюнки, картини, виконані фарбами, тобто будь-які зображення, що мають безліч значень тону та їх безперервну, плавну зміну. Сегментація пороговими методами може забезпечити лише виділення об'єктів на фоні, але якщо на одному зображенні присутня велика кількість об'єктів із різними характеристиками інтенсивності, доцільно використовувати інші підходи до сегментації.

Так, для сегментації напівтонових зображень в залежності від бажаних цілей використовують методи виділення контурів та кластерну сегментацію. При контурній сегментації вважається, що контурна точка області – це будь-яка точка, що належить області, в околі якої є точки, які не належать даній області. Різниця між кольорами контурів допомагає виділити об'єкт для подальшого аналізу.

Алгоритми виділення контурів базуються на обчисленні значення градієнту функції. Вибір формули для дискретного диференціювання є головною відмінністю одного алгоритму від іншого. Застосовуючи фільтр до зображення, отримують так звані «зображення градієнтів». Вони відрізняються від початкового зображення яскраво вираженими перепадами яскравості. Маска є матрицею, яка може бути представлена різними операторами: Робертса, Собела, Превітта, Кірша, оператором різниць (рис. 3.5, рис. 3.7) або оператором Лапласа (рис. 3.6, рис. 3.8). Вибір певного оператора значно впливає на процес обчислення контурів об'єктів на зображенні.

Всі фільтри використовуються для підсвічування меж та підвищення різкості. Їх застосування підкреслює розриви рівнів яскравості на зображенні

і пригнічує області зі слабкими змінами яскравості. Суть даного перетворення полягає в побудові маски фільтра і його накладанні на зображення. Маска являє собою двовимірний масив, значення елементів якого визначає підсумок перетворення. У кожній точці зображення відгук фільтра обчислюється як сума добутків елементів маски фільтра на відповідні значення пікселів в області під маскою.

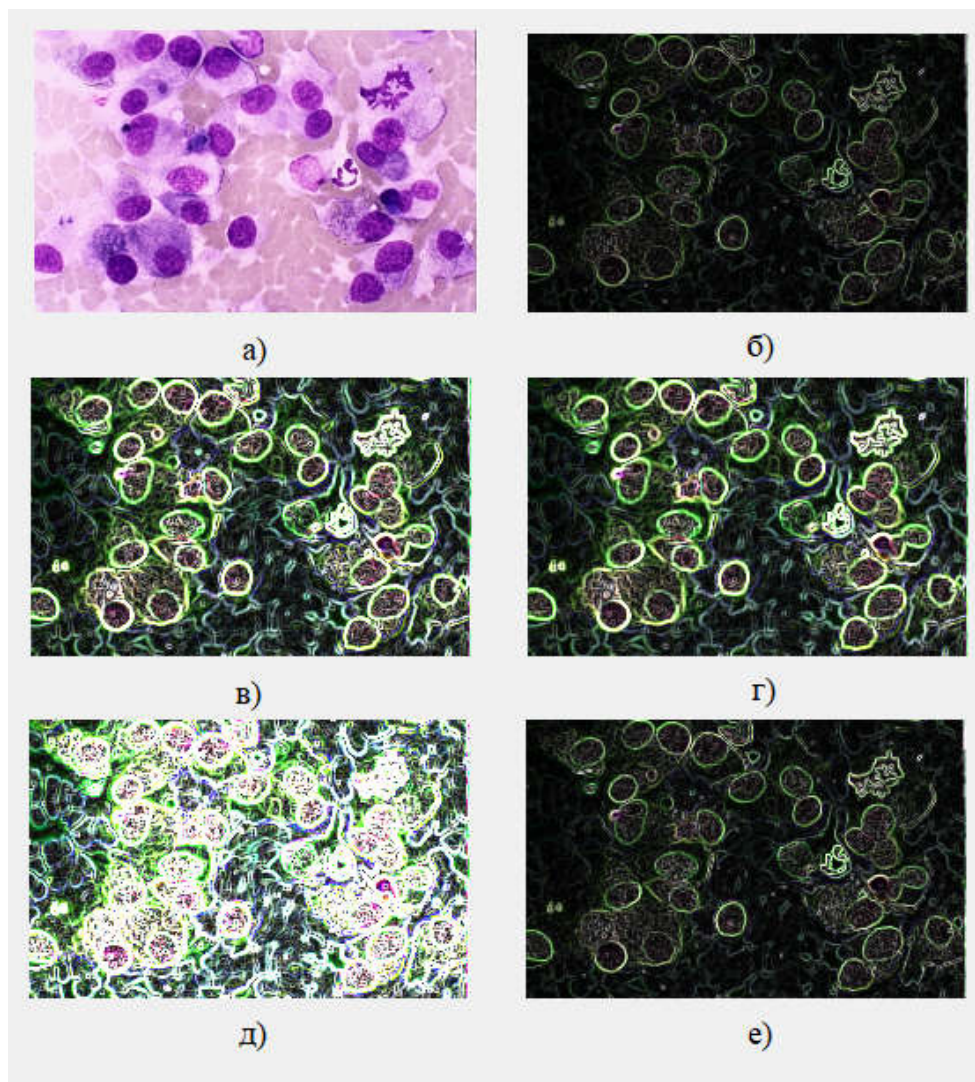


Рисунок 3.5 – Виділення контурів клітин: а) початкове зображення; б) використання оператора Робертса; в) оператор Собела; г) оператор Превітта; д) оператор Кірша; е) оператор різниць

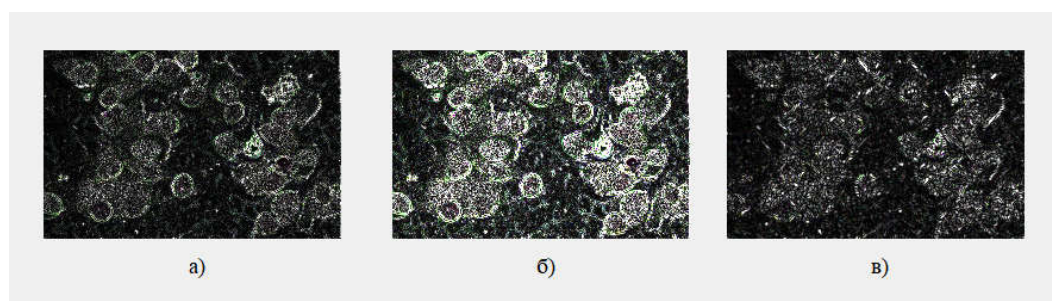


Рисунок 3.6 – Виділення контурів клітин з використанням оператора Лапласа: а) з маскою (2.20); б) з маскою (2.21); в) з маскою (2.22)

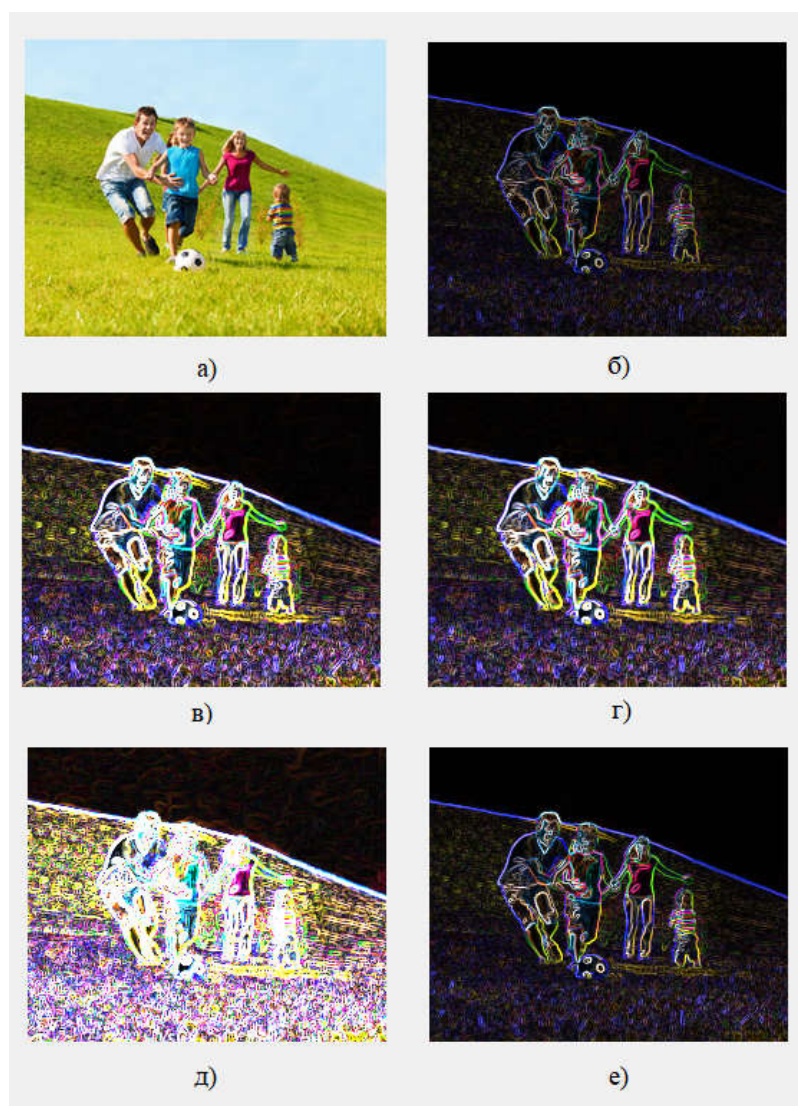


Рисунок 3.7 – Виділення контурів для довільного зображення: а) початкове зображення; б) використання оператора Робертса; в) оператор Собела; г) оператор Превітта; д) оператор Кірша; е) оператор різниць

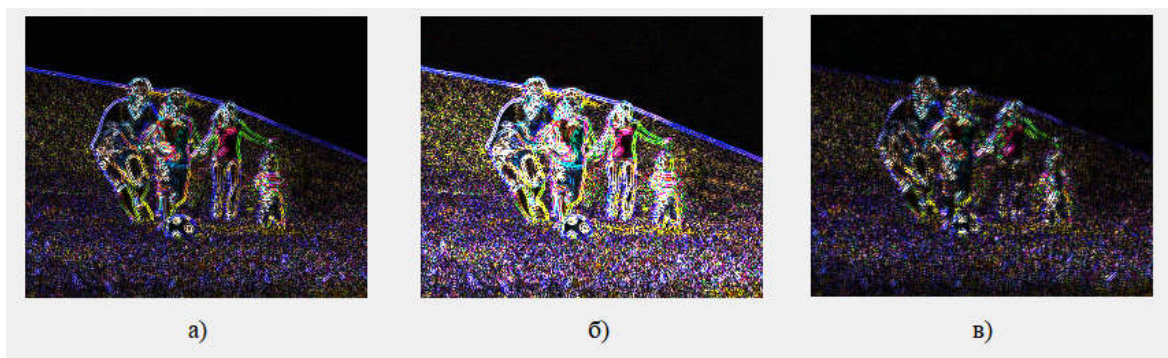


Рисунок 3.8 – Виділення контурів для довільного зображення з використанням оператора Лапласа: а) з маскою (2.20); б) з маскою (2.21); в) з маскою (2.22)

Завдання виділення контуру значно ускладнюється, якщо контур об'єкта розмитий або недостатньо гладкий. Це призводить до посилення впливу шумів та появи розбіжності ітераційного процесу, неточного введення контурів. Для вирішення цієї проблеми можна ввести пошук «пошкоджених» фрагментів для їх реставрування [39].

Інший метод гібридного плану використовує технологію створення контурів, при якій виділяються та усуваються з побудови контуру екстремальні точки [40]. Однак, такі алгоритми вимагають додаткових параметрів і їх точної побудови з використанням операторів. Таким чином, завдання автоматизації створення контурів об'єктів з нечіткими краями за їх цифровими зображеннями для визначення морфологічних параметрів і подальшої класифікації є актуальним.

Кластеризація – це процес пошуку залежності між об'єктами шляхом виявлення їх кластерної структури. Розбиття вибірки на групи схожих об'єктів спрощує подальшу обробку даних і прийняття відповідних рішень. Алгоритм k -середніх є неконтрольованим алгоритмом і використовується для відділення області об'єктів від фону. Він групує або розділяє дані на кластери або частини на основі розрахованих центроїдів (рис. 3.9, рис. 3.10).

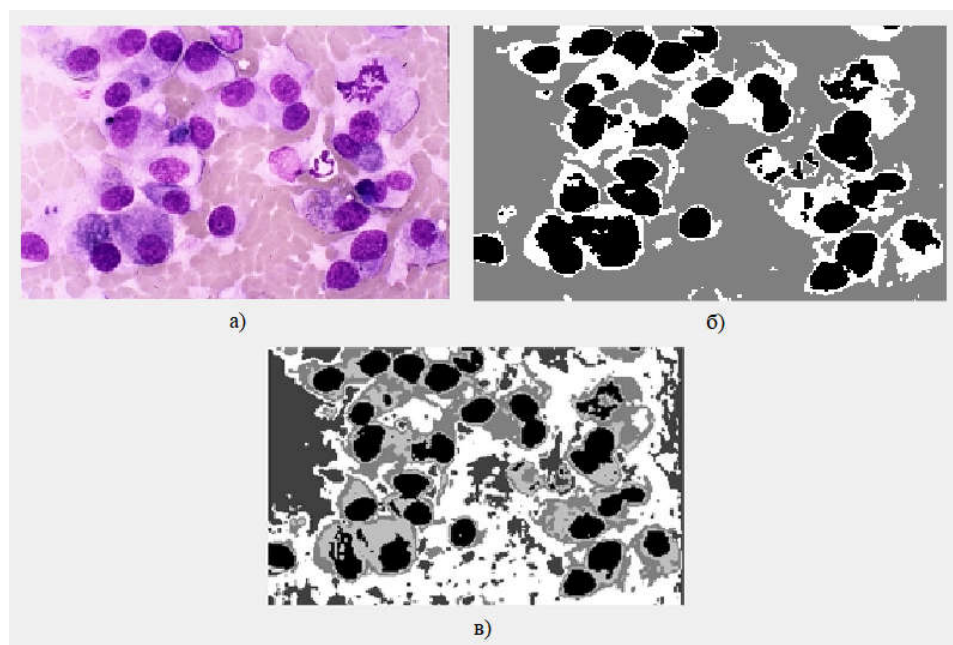


Рисунок 3.9 – Кластерна сегментація зображення клітин: а) початкове зображення; б) кількість кластерів $k=3$; в) кількість кластерів $k=5$

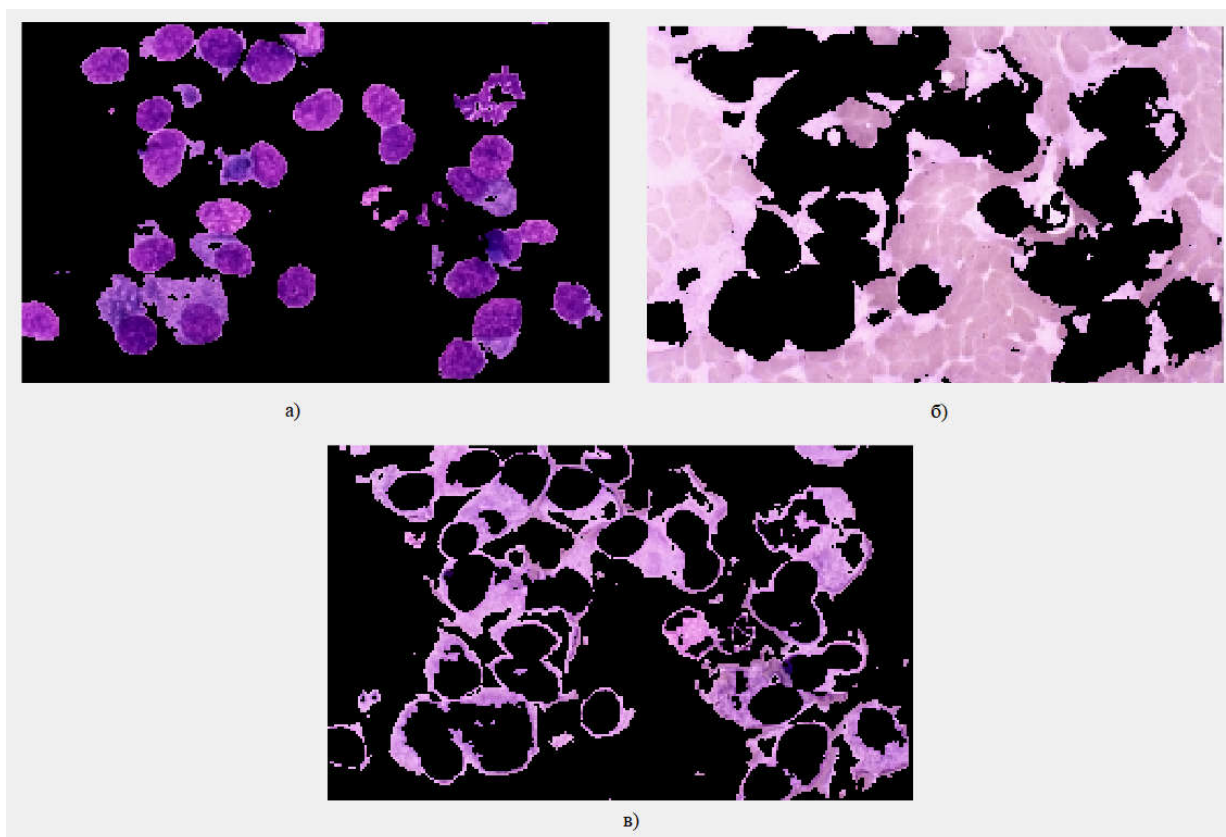


Рисунок 3.10 – Кластерна сегментація зображення клітин: а) перший кластер; б) другий кластер; в) третій кластер

Кластерна сегментація методом k -середніх має один суттєвий недолік. Під час аналізу кількість кластерів повинна бути обрана вчителем або дослідником вручну перед початком роботи алгоритму.

Таким чином, якщо кількість кластерів буде обрана помилково, сегментація не дасть ефективних результатів (рис. 3.11). Однак, кластерну сегментацію доцільно застосовувати у якості колірної сегментації, коли за початковими даними можливо точно визначити, які кольори присутні на зображенні. Тоді кількість кластерів стає приблизно або точно рівною кількості кольорів, що присутні на зображенні. Такий підхід застосовують у медичних закладах, де зображення представлені даними сканувань, на яких точно можна визначити кольорові області. На практиці ефективніше застосовувати методи кластеризації, де кількість кластерів може бути обчислена автоматично у процесі аналізу масиву даних [41] або ж модифікації методів кластеризації, яким присутні глобальні характеристики [42].

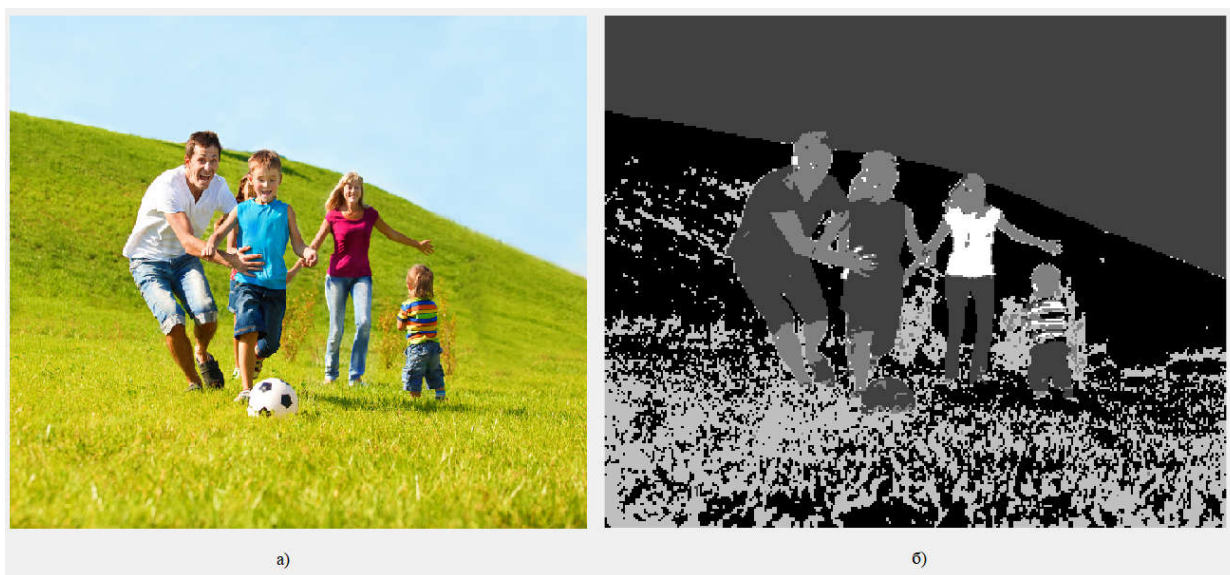


Рисунок 3.11 – Кластерна сегментація довільного зображення:

а) початкове зображення; б) кількість кластерів $k=5$

ВИСНОВКИ

У ході роботи було досліджено методи сегментації зображень, а саме порогові методи, текстурні, сегментацію на основі теорії графів, алгоритми виділення контурів та кластерну сегментацію. Було розроблено пороговий метод сегментації з модифікацією з використанням метода Отсу для обчислення порогу, методи виділення контурів з використанням операторів Робертса, Собеля, Превітта, Кірша, оператору різниць та Лапласу, а також було реалізовано кластерну сегментацію методом k -середніх.

Результати даного дослідження апробовано на 23-му та 24-му Міжнародному молодіжному форумі «Радіоелектроніка та молодь у XXI столітті» [43, 44]. За результатами проведеної роботи визначено, що вибір доцільного та ефективного методу сегментації значно залежить від змісту початкового зображення. Так, порогові методи ефективно застосовуються для зображень, що були створені керовано, з фіксованими та наперед відомими характеристиками освітлення, але показують невисокі результати при обробці довільних кольорових зображень, таких як фотографії, із великою кількістю об'єктів.

В свою чергу, сегментацію шляхом виділення контурів та кластерну сегментацію доцільно використовувати для напівтонових та кольорових зображень. Аналіз експериментальних досліджень показує, що у кожній групі методів сегментації алгоритм у своєму початковому вигляді не дає ефективних результатів, тому доцільно проводити його модифікації для покращення обчислень.

Так, для порогових методів рекомендується використовувати сегментацію окремих ділянок із застосуванням методу Отсу для обчислення значення порогу, при сегментації методом виділення кордонів необхідно оцінювати ступінь пошкодження ділянок для проведення їх реставрації, а при сегментації на основі теорії кластеризації слід проводити попередню оцінку вхідного зображення для визначення кількості кластерів.

ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАННЯ

1. Путятін, Є. П., Гороховатський, В. О., & Матат, О. О. (2006). Методи та алгоритми комп'ютерного зору: навч. посіб. Харків: ТОВ «Компанія СМІТ».
2. Шантыр, Д. С., Невдащенко, М. В., & Болдак, О. А. (2012). Среда" быстрой" разработки систем компьютерной обработки изображений. *Вестник НТУУ "КПИ": Информатика, управление и вычислительная техника, 2012(56)*.
3. Гороховатский, В. А. (2014). Структурный анализ и интеллектуальная обработка данных в компьютерном зрении.
4. Егорова Елена Андреевна, Киношенко Дмитрий Константинович, Машталир Сергей Владимирович, & Шляхов Дмитрий Владиславович (2006). Метрическое сравнение результатов сегментации изображений. *Радиоэлектроника и информатика, (2), 55-62*.
5. Алешин, С. В. (1996). Распознавание динамических образов. М.: *Изд-во МГУ, 1-98*.
6. Zhang, Y. J. (1996). A survey on evaluation methods for image segmentation. *Pattern recognition, 29(8), 1335-1346*.
7. Mashtalir, V., Mikhnova, E., Shlyakhov, V., & Yegorova, E. (2006, November). A novel metric on partitions for image segmentation. In *2006 IEEE International Conference on Video and Signal Based Surveillance* (pp. 18-18). IEEE.
8. Kinoshenko, D., Mashtalir, V., Yegorova, E., & Vinarsky, V. (2005, July). Hierarchical partitions for content image retrieval from large-scale database. In *International Workshop on Machine Learning and Data Mining in Pattern Recognition* (pp. 445-455). Springer, Berlin, Heidelberg.
9. Cheng, W., Xu, D., Jiang, Y., & Lang, C. (2005, September). Information theoretic metrics in shot boundary detection. In *International*

Conference on Knowledge-Based and Intelligent Information and Engineering Systems (pp. 388-394). Springer, Berlin, Heidelberg.

10. A. Chupikov, D. Kinoshenko, V. Mashtalir, K. Shcherbinin. Image retrieval with segmentation-based query. In: Adaptive multimedia retrieval. S. Marchand-Maillet et al. (Eds.), Springer-Verlag Berlin Heidelberg, Lecture Notes in Computer Science, Vol. 4398, 2007, pp. 208 – 222.

11. Pavan, M., & Pelillo, M. (2003, June). A new graph-theoretic approach to clustering and segmentation. In *2003 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2003. Proceedings.* (Vol. 1, pp. I-I). IEEE.

12. Ковтун, И. В., & Ковтун, І. В. (2003). Текстурная сегментация изображений на основании марковских случайных полей. *УСuМ*, (4), 46-55.

13. Jain, A. K., & Farrokhnia, F. (1991). Unsupervised texture segmentation using Gabor filters. *Pattern recognition*, 24(12), 1167-1186.

14. Машталир, В. П. (2000). Свойства суперпозиций точечно-множественных отображений. *Радіоелектроніка, інформатика, управління*, (2 (4)).

15. Антощук, С., Крилов, В., & Бабилунга, О. (2006). Ієрархічна модель контурної сегментації зображень. *Оброблення сигналів і зображень та розпізнавання образів. УкрОбраз.–Київ*, 107-110.

16. Yu, S. X., & Shi, J. (2004). Segmentation given partial grouping constraints. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 26(2), 173-183.

17. Krznaric, D., & Levkopoulos, C. (1998). Fast algorithms for complete linkage clustering. *Discrete & Computational Geometry*, 19(1), 131-145.

18. Fred, A. L., & Leitao, J. M. (1999). A comparative study of string dissimilarity measures in structural clustering. In *International Conference on Advances in Pattern Recognition* (pp. 385-394). Springer, London.

19. Micó, L., Oncina, J., & Carrasco, R. C. (1996). A fast branch & bound nearest neighbour classifier in metric spaces. *Pattern Recognition Letters*, 17(7), 731-739.
20. Drakopoulos, V., & Nikolaou, N. P. (2004). Efficient computation of the Hutchinson metric between digitized images. *IEEE transactions on image processing*, 13(12), 1581-1588.
21. Kaufman, L., & Rousseeuw, P. J. (2009). *Finding groups in data: an introduction to cluster analysis* (Vol. 344). John Wiley & Sons.
22. Ward Jr, J. H. (1963). Hierarchical grouping to optimize an objective function. *Journal of the American statistical association*, 58(301), 236-244.
23. Fischer, B., Zöllner, T., & Buhmann, J. M. (2001, September). Path based pairwise data clustering with application to texture segmentation. In *International Workshop on Energy Minimization Methods in Computer Vision and Pattern Recognition* (pp. 235-250). Springer, Berlin, Heidelberg.
24. Canny, J. (1986). A computational approach to edge detection. *IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence*, (6), 679-698.
25. Ismaili, I. A., & Gillies, D. F. (1994). Colour image segmentation using regression analysis in RGB space. *Machine Graphics & Vision*, 3(1/2), 373-384.
26. Lyashenko, V., Kobylin, O., & Ahmad, M. A. (2014). General methodology for implementation of image normalization procedure using its wavelet transform. *International Journal of Science and Research (IJSR)*, 3(11), 2870-2877.
27. Куценко, Л. М., & Ромін, А. В. (2000). Сегментація контура напівтонового зображення. *Проблеми пожежної безпеки. Харків: Фолио*, (9), 111-114.
28. Минченков, М. В., Юрин, Д. В., & Хельвас, А. В. (2002). Алгоритм автоматической сегментации изображений на основе релеевского детектора границ двумерных объектов. In *В сб. Труды конференции* (pp. 243-250).
29. Shi, J., & Malik, J. (2000). Normalized cuts and image segmentation. *IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence*, 22(8), 888-905.

30. Liu, J., & Yang, Y. H. (1994). Multiresolution color image segmentation. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 16(7), 689-700.
31. Cardoso, J. S., & Corte-Real, L. (2005). Toward a generic evaluation of image segmentation. *IEEE Transactions on Image Processing*, 14(11), 1773-1782.
32. Huo, Z., & Giger, M. L. (2000, April). Evaluation of an automated segmentation method based on performances of an automated classification method. In *Medical Imaging 2000: Image Perception and Performance* (Vol. 3981, pp. 16-21). International Society for Optics and Photonics.
33. Goumeidane, A. B., Khamadja, M., Belaroussi, B., Benoit-Cattin, H., & Odet, C. (2003, September). New discrepancy measures for segmentation evaluation. In *Proceedings 2003 International Conference on Image Processing (Cat. No. 03CH37429)* (Vol. 2, pp. II-411). IEEE.
34. Sugar, C. A., & James, G. M. (2003). Finding the number of clusters in a dataset: An information-theoretic approach. *Journal of the American Statistical Association*, 98(463), 750-763.
35. Chavent, M. (1998). A monothetic clustering method. *Pattern Recognition Letters*, 19(11), 989-996.
36. Kinoshenko, D., Mashtalir, V., & Shlyakhov, V. (2007). A partition metric for clustering features analysis.
37. Ахметшина, Л. Г. (2004). Сегментация изображений на основе обобщения метода многомерной нечеткой кластеризации/Ахметшина ЛГ, Егоров АА. *Науковий вісник Національного гірничого університету*, (11), 34-37.
38. Gokcay, E., & Principe, J. C. (2002). Information theoretic clustering. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 24(2), 158-171.
39. Білінський, Й. Й. (2010). Методи обробки зображень в комп'ютеризованих оптико-електронних системах: монографія. *Вінниця: ВНТУ.-2010.-272 с.*
40. Кормановський, С. І., Скорюкова, Я. Г., & Мельник, О. П. (2010). Структурно-зв'язностна модель зображення: виділення контуру та

формування ознак. *Наукові праці Вінницького національного технічного університету*, (1).

41. Богучарский, С. И., & Машталир, С. В. (2015). Модифицированный метод кластеризации X-средних в задачах сегментация изображений. *Електротехнічні та комп'ютерні системи*, (20), 106-110.

42. Богучарский, С. И., Каграманян, А. Г., & Машталир, С. В. (2015). Модификация метода J-средних в задачах фрагментной сегментации изображений.

43. Пономаренко Т.С. Классификация методов обнаружения человеческих лиц. *Радіоелектроніка і молодь у XXI столітті*: матеріали XXIII-го міжнародного молодіжного форуму (Харків, 16-18 квітня 2019 р.). Харків: ХНУБА, 2019. С. – 43.

44. Пономаренко Т.С. Анализ существующих алгоритмов сегментации изображений. *Радіоелектроніка і молодь у XXI столітті*: матеріали XXIV-го міжнародного молодіжного форуму (Харків, 7-9 квітня 2020 р.). Харків: ХНУБА, 2020. С. – 13.