

МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ
Західноукраїнський національний університет
Факультет комп'ютерних інформаційних технологій
Кафедра комп'ютерної інженерії

Матіяш Юрій Русланович

**«Алгоритми сегментації цифрових зображень на
основі методу водоподілу / Algorithms for digital
image segmentation based on the watershed method»**

спеціальність: 123 - Комп'ютерна інженерія
освітньо-професійна програма - Комп'ютерна інженерія
Кваліфікаційна робота

Виконав студент групи КІм-21
Ю.Р. Матіяш

Науковий керівник:
к.т.н., доц. Ю.М. Батько

Кваліфікаційну роботу допущено
до захисту:

" ____ " _____ 20__ р.

Завідувач кафедри
_____ Л. О. Дубчак

Тернопіль – 2025

АНОТАЦІЯ

Кваліфікаційна робота на тему “Алгоритми сегментації цифрових зображень на основі методу водоподілу” зі спеціальності 123 «Комп’ютерна інженерія» освітнього ступеня «магістр» написана обсягом 80 сторінки та містить 20 ілюстрацій, 4 таблиці, 2 додатки та 35 джерел за переліком посилань.

Метою роботи є розробка алгоритму сегментації цифрових зображень на основі методу водоподілу.

Методи досліджень. Для розв’язання поставлених задач у кваліфікаційній роботі використано методи: методи попередньої обробки зображень (для покращення якості вхідних зображень); алгоритми сегментації цифрових зображень (для виділення обноріжних областей); об’єктно-орієнтованого програмування (для програмної реалізації запропонованих алгоритмів та структури програмної системи).

Результати дослідження: алгоритм сегментації цифрових зображень на основі методу водоподілу, структура програмного додатка обробки та аналізу цифрових зображень на основі розроблених алгоритмів.

Результати роботи можуть бути використані при створенні програмних систем автоматизованої обробки та аналізу кольорових цифрових зображень, системах з елементами штучного інтелекту, навчальному процесів.

Орієнтовні напрямки розвитку досліджень: розроблення алгоритмів автоматичної сегментації кольорових цифрових зображень стійких до шумів та дефектів цифрового зображення.

КЛЮЧОВІ СЛОВА: КОЛЬОРОВІ ЦИФРОВІ ЗОБРАЖЕННЯ, СЕГМЕНТАЦІЯ, МЕТОД ВОДОПОДІЛУ, ОДНОРІДНІ ОБЛАСТІ.

ANNOTATION

Graduate qualification work on “ Algorithms for digital image segmentation based on the watershed method ” specialty 123 – Computer Engineering is 80 pages long and contains 20 illustrations, 4 tables, 2 appendices and 35 references.

The aim of the work is to develop a digital image segmentation algorithm based on the watershed method.

Research methods. To solve the tasks set in the qualification work, the following methods were used: image preprocessing methods (to improve the quality of input images); digital image segmentation algorithms (to select overlapping areas); object-oriented programming (for software implementation of the proposed algorithms and the structure of the software system).

Research results: digital image segmentation algorithm based on the watershed method, the structure of a software application for processing and analyzing digital images based on the developed algorithms.

The results of the work can be used in creating software systems for automated processing and analysis of color digital images, systems with elements of artificial intelligence, and educational processes.

Approximate directions of research development: development of algorithms for automatic segmentation of color digital images that are resistant to noise and digital image defects.

KEYWORDS: COLOR DIGITAL IMAGES, SEGMENTATION, WATERSHED METHOD, HOMOGENEOUS AREAS.

ЗМІСТ

Вступ.....	5
1 Технології створення та обробки цифрових кольорових зображень.....	8
1.1 Цифрові кольорові зображення.....	8
1.2 Технології обробки цифрових кольорових зображень	17
1.3 Огляд програмний систем обробки та аналізу цифрових зображень..	23
1.4 Постановка задач кваліфікаційної роботи.....	26
1.5 Висновки до розділу	27
2 Методи та алгоритми аналізу кольорових цифрових зображень.....	28
2.1 Алгоритми сегментації кольорвих цифрових зображень	28
2.2 Алгоритм сегментації на основі методу водоподілу.....	36
2.3 Алгоритм сегментації кольорових цифрвих зображень	43
2.4 Висновки до розділу	46
3 Програмний додаток опрацювання цифрових кольорових зображень	47
3.1 Структура, класи та інтерфейси програмного додатку.....	47
3.2 Аналіз функції обробника цифрових зображень	56
3.3 Тестування реалізованого програмного додатку.....	60
3.4 Висновки до розділу	65
Висновки	66
Список використаної літератури	67
Додаток А Лістинг класу сегментації зображень на основі методу водоподілу	70
Додаток Б Світлокопії виданих публікацій.....	70

ВСТУП

Актуальність роботи. Актуальність цифрової обробки зображень зумовлена стрімким зростанням обсягів цифрових даних і потребою в їх глибокому структурному аналізі. У сучасних системах комп'ютерного бачення зображень виступає базовим етапом, що безпосередньо визначає якість подальшої інтерпретації. На сьогодні, алгоритми сегментації розглядаються як критично важливий компонент, оскільки від коректного виділення меж залежить здатність систем виявляти об'єкти, оцінювати їх геометричні властивості й формувати значущі висновки. При цьому актуальність досліджень постійно зростає через розширення сфер застосування від медичної діагностики до автономних транспортних платформ.

Наукові праці показують, що методи сегментації ґрунтуються на різних принципах включно з аналізом інтенсивності, текстури та просторової узгодженості структур. У складних сценах кнотекст часто є визначальним, оскільки локальні характеристики не дають достатньої інформації для побудови структура зображення. Вибір методів значною мірою залежить від типу вхідних даних, рівня шуму та вимог до швидкодії. При цьому інтерпретація результатів потребує чіткого формулювання критеріїв якості, що дозволяють оцінити ступінь відповідності сегментованих областей реальній структурі об'єктів.

Особливу увагу привертає проблема налаштування параметрів алгоритмів у змінних умовах. У задачах, де спостерігається різка варіативність освітлення або наявність дефектів сенсорів, оптимізації потребують навіть найстійкіші методи. На ефективність сегментації впливають як особливості самої сцени так і складність моделей. Зростання обчислювальної складності дозволило впровадити підходи, що базуються на глибоких нейронних мережах, які забезпечують високу якість, але вимагають значних обсягів тренувальної інформації.

Розвиток сегментаційних технологій розширюється завдяки новим підходам до застосування морфологічних операцій. Активно вивчають класифікація та ідентифікація об'єктів як наступні етапи після сегментації, оскільки якість попереднього поділу визначає точність. Тому обрана задача розробки алгоритму сегментації на основі методу водоподілу є актуальною.

Метою роботи є розробка алгоритму сегментації цифрових зображень на основі методу водоподілу.

Для досягнення даної мети ставились наступні завдання:

- провести аналіз та класифікацію цифрових зображень;
- дослідити етапи обробки цифрових зображень;
- проаналізувати функціональні можливості програмних додатків обробки цифрових зображень;
- класифікувати алгоритми сегментації цифрових зображень;
- розробити алгоритм сегментації цифрових зображень на основі методу водоподілу;
- реалізувати програмний додаток обробки та аналізу цифрових зображень на основі розроблених алгоритмів.

Об'єкт дослідження – технології аналізу цифрових зображень.

Предмет дослідження – алгоритми сегментації цифрових зображень.

Наукова новизна одержаних результатів визначається наступним чином:

- проведено класифікацію алгоритмів сегментації цифрових кольорових зображень на основі аналізу точності їх роботи, що дозволило виділити основні проблемні місця існуючих підходів до розділення сцени на одноріжні області;
- розроблено алгоритм сегментації цифрових зображень на основі методу водоподілу, що дозволило спроектувати програмний додаток для обробки та аналізу кольорових цифрових зображень.

Практична цінність одержаних результатів полягає в тому, що:

- запропоновано структуру програмного додатку обробки та аналізу кольорових цифрових зображень, що забезпечило можливість проведення програмної реалізації запропонованих алгоритмів;

– здійснено розробку програмної система для обробки та аналізу кольорових цифрових зображень на сонові запропонованих алгоритмів та структури, що дозволило процес аналізу цифрових зображень та порівнянн отриманих результатів з програмами аналогами.

Публікації та апробація до випускної кваліфікаційної роботи. За результатами наукових досліджень, проведених у випускній кваліфікаційні роботі, підготовлено тези доповіді «Аналіз алгоритмів сегментації цифрових кольорових зображень» обсягом 2 сторінки на III Всеукраїнській науково-практичній конференції молодих вчених і студентів «Інтелектуальні комп'ютерні системи та мережі» (Сучасні технології аналізу та опису цитологічних та гістологічних біомедичних зображень Сучасні технології аналізу та опису цитологічних та гістологічних біомедичних зображень - практичній конференції молодих вчених і студентів «Інтелектуальні комп'ютерні системи та мережі» (ІКСМ'2025).

В першому розділі кваліфікаційної роботи дано визначення терміну «цифрове зображення», здійснено оглях технологій створення цифрових зображень та їх основні характеристики. Проведено дослідження технологій обробки цифрових зображень та проаналізовано сучасні програмні розробки в цій галузі.

В другому розділі наведено результати дослідження та класифікації алгоритмів сегментації, проаналізовано їх переваги та недоліки. Детально описано алгоритм сегментації на основі водоподілу та запропоновано алгоритм сегментації цифрових кольорових зображень.

У третьому розділ кваліфікаційної роботи описано процес програмної реалізації запропонованого алгоритму та його інтеграцію в програмний додаток обробки та аналізу цифрових кольорових зображень.

1 ТЕХНОЛОГІЇ СТВОРЕННЯ ТА ОБРОБКИ ЦИФРОВИХ КОЛЬОРОВИХ ЗОБРАЖЕНЬ

1.1 Цифрові кольорові зображення

Сучасні інформаційні технології ґрунтуються на інтенсивному використанні цифрових зображень у науці, медицині, телекомунікаціях, промисловості та мистецтві. Із розвитком сенсорних систем, алгоритмів обробки та засобів автоматизованого аналізу цифрові зображення стали однією з базових форм подання інформації. Метою цієї доповіді є систематизований виклад понять, принципів формування, математичних моделей, класифікаційних підходів та характеристик цифрових зображень, а також аналіз способів їх отримання.

Цифрове зображення можна розглядати як результат дискретного подання оптичної або синтетично створеної сцени, що описується двовимірною функцією інтенсивності, визначеною на множині точок регулярної решітки. У формальному поданні ця функція встановлює відповідність між координатами пікселів та числовими значеннями, які відображають рівень яскравості або колір. Кількість каналів у такій функції залежить від природи зображення: монохромні дані ґрунтуються на одному каналі, кольорові мають три, а мультиспектральні та гіперспектральні характеризуються великою множиною каналів, кожен із яких фіксує інтенсивність у певному діапазоні спектра.

Цифрове зображення – це двовимірна дискретна функція інтенсивності, що задається на прямокутній решітці точок (пікселів):

$$f(x, y): \mathbb{Z}^2 \rightarrow \mathbb{R},$$

де x та y – дискретні координати пікселя;

$f(x, y)$ – його яскравість або вектор кольору.

У випадку кольорових зображень використовується векторне подання:

$$f(x, y) = (f_R(x, y), f_G(x, y), f_B(x, y)).$$

Або можливе використання альтернативних колірних просторів (HSV, YCbCr, Lab), які оптимізують передачу кольору, стиснення або сприйняття людським оком.

У найпростішому випадку цифрове зображення описується матрицею $W \times H$, де кожному елементу матриці відповідає значення інтенсивності. Матриця цифрового зображення складається з дискретних значень, що утворюють регулярну просторову сітку. Кожен елемент цієї матриці є результатом вимірювання освітленості на конкретній ділянці сенсора. Оскільки цифрові системи працюють із кінцевою точністю, інтенсивність не може бути збережена у неперервному вигляді й підлягає квантуванню. Глибина квантування визначає кількість рівнів яскравості, що можуть бути відтворені числовою системою. Зі збільшенням кількості бітів квантування зменшується похибка округлення та підвищується точність подання дрібних відтінків.

Особливо важливою є скінченна точність подання даних. Оскільки значення інтенсивності не можуть бути нескінченно точними, використовують квантування з глибиною b бітів:

$$L = 2^b - \text{кількість рівнів яскравості.}$$

Цифрове зображення реалізується через дискретність простору та амплітуди. Просторова дискретність означає, що неперервне оптичне поле відтворюється у вигляді набору фіксованих точок, між якими відсутні значення. Це накладає обмеження на максимально відтворювані частоти світлових сигналів відповідно до критерію Найквіста. Амплітудна дискретність, у свою чергу, пов'язана з обмеженою кількістю доступних рівнів яскравості, що

призводить до появи квантувального шуму, величина якого визначається шириною квантувального кроку.

Цифрове зображення нерозривно пов'язане з кольірними моделями, які задають спосіб опису кольорової інформації (рисунок 1.1).

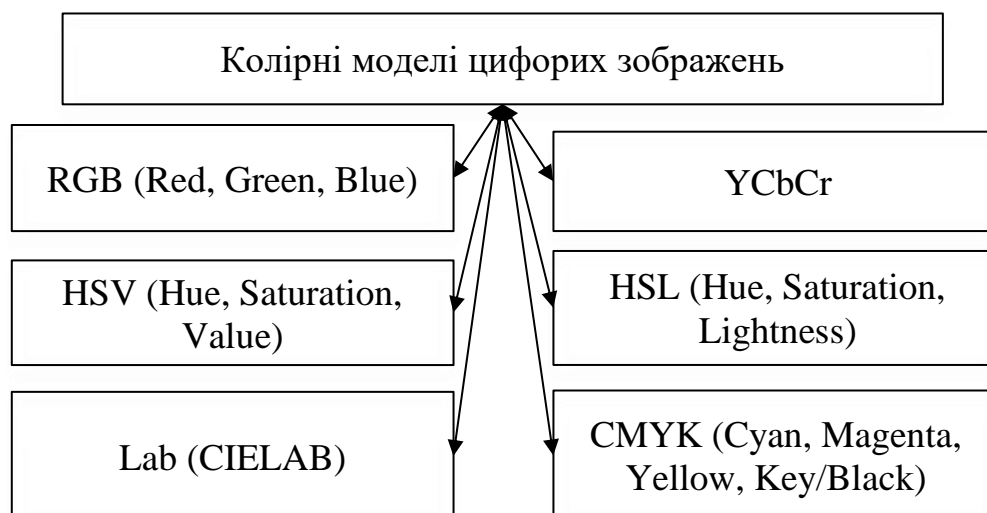


Рисунок 1.1 – Класифікація кольірних моделей цифрих зображень

Адитивна модель RGB використовується для відтворення кольорів на екранах (монітори, телевізори, смартфони). Кольори утворюються шляхом змішування трьох базових компонентів світла – червоного, зеленого та синього. На відміну від неї субтрактивна модель CMYK використовується у поліграфії та друці. Кольори утворюються шляхом накладання фарб, які поглинають світло. При цьому, чорний додається як окремий канал для підвищення контрастності та економії фарби. Наступна модель HSV, що описує колір через відтінок (Hue), насиченість (Saturation) та яскравість (Value). Вона зручна для роботи дизайнерів та художників, оскільки відповідає людському сприйняттю кольору. Колірна модель HSL схожа на HSV, але замість параметра яскравості використовується світлість (Lightness). Такий підхід дозволяє більш інтуїтивно регулювати кольори, особливо при створенні палітр для інтерфейсів. Модель YCbCr використовується у відео та цифровому телебаченні. В її основі лежить наступний набір параметрів:

- Y – яскравість;
- C_b – синьо-жовта компонента;
- C_r – червоно-зелена компонента.

Особливості даної моделі дозволяють більш ефективно стискати відео, зберігаючи якість зображення, оскільки людське око більш чутливе до яскравості, ніж до кольорових деталей. І ще одна колірна модель . Lab (CIELAB), що була розроблена Міжнародною комісією з освітлення (CIE), базується на людському сприйнятті кольору. Має три компоненти:

- L^* (світлість);
- a^* (зелено-червона вісь);
- b^* (синьо-жовта вісь).

Вона отримала широке використання у техніці, оскільки використовується для точного порівняння кольорів у різних пристроях і середовищах.

Перетворення між різними колірними просторами можливе за допомогою лінійних матричних перетворень. Наприклад, перехід від моделі RGB до YC_bC_r полягає у множенні вектора інтенсивностей на матрицю перетворення, що забезпечує поділ даних на яскравісну та колірні компоненти. Це дає змогу оптимізувати подальше стиснення та покращити відображення, орієнтоване на властивості людського зору.

Таким чином, цифрове зображення – це не просто набір числових значень, а структурований спосіб цифрової репрезентації інформації про світлове поле, що забезпечує можливість зберігання, передачі, аналізу та автоматизованої обробки.

Отримання цифрового зображення – це складний процес, який включає кілька взаємопов'язаних фізичних, оптичних і математичних етапів. На першому етапі формується неперервне зображення на світлочутливій поверхні. Оптична система (лінзи, діафрагма, фільтри) фокусує світло на сенсор таким чином, щоб сцена $g(u, v)$ відтворювалася як неперервна функція інтенсивності в площині сенсора. Характер розподілу світла описується точковою функцією розсіяння, що дозволяє математично подати утворене неперервне зображення як згортку:

$$g(u, v) = o(u, v) * h(u, v),$$

де $o(u, v)$ – оригінальне оптичне поле;

$h(u, v)$ – точкова функція розсіювання;

* – операція згортки.

Наступним етапом є перетворення неперервного сигналу на дискретний. Сенсор складається з регулярної решітки детекторів, які інтегрують світло на обмеженій площі. Для кожного елемента:

$$f(x, y) = \iint_{\Omega_{xy}} g(u, v) du dv,$$

де Ω_{xy} – область пікселя.

Дискретизація відбувається неперервно та залежить від багатьох параметрів:

- розмір пікселя,
- інтервал між центрами пікселів,
- геометрична форма комірок сенсора,
- антиаліасингові фільтри.

Після просторової дискретизації формується електричний сигнал, який відповідає кількості фотонів, що потрапили до конкретної комірки сенсора. У сучасних системах застосовуються два основні типи сенсорів. Перший ґрунтується на принципі перенесення заряду крізь матрицю чутливих елементів до вихідного вузла, де виконується зчитування. Другий забезпечує індивідуальне вимірювання кожним елементом завдяки вбудованим транзисторам.

Оцифрування сигналу відбувається під час проходження через аналого-цифровий перетворювач, який відображає аналогову величину у дискретну за допомогою квантувальних рівнів. Саме на цьому етапі з'являється квантувальна похибка, величина якої зменшується зі збільшенням розрядності перетворювача.

Останній етап формування цифрового зображення полягає в отриманні масиву значень, які повністю описують усю сцену у дискретному поданні. Після цього дані можуть бути оброблені, збережені або передані. Таким чином, цифрове зображення є результатом багатоступеневого процесу, що поєднує оптичне проектування, фізичну реєстрацію світла, електронне вимірювання та математичні перетворення, кожне з яких відіграє ключову роль у точності та якості підсумкової візуальної інформації.

Отримання цифрового зображення можливе за допомогою різних технічних та фізичних методів, кожен з яких формує вхідні дані через специфічні принципи реєстрації оптичної або електромагнітної інформації (рисунок 1.2).

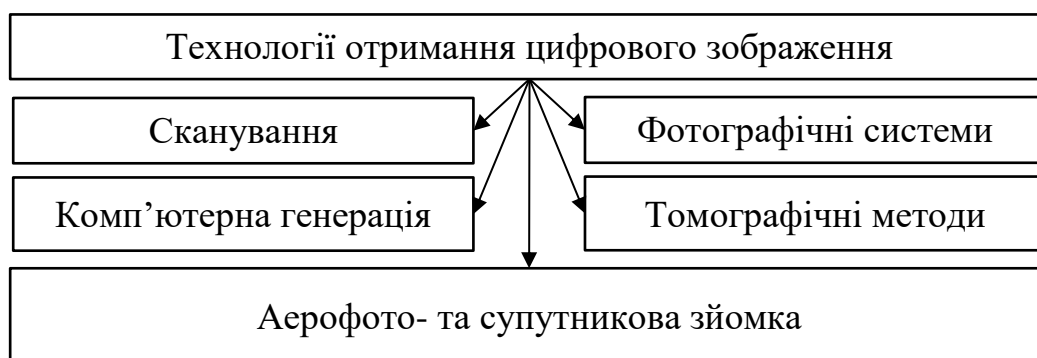


Рисунок 1.2 – Технології отримання цифрового зображення

Найпоширенішим способом є використання фотографічних сенсорних систем, у яких світло, що потрапляє на поверхню CMOS або CCD матриці, перетворюється на електричний заряд. У таких системах оптичні компоненти формують зображення на площині сенсора, а чутливі елементи інтегрують потік фотонів і переводять його у сигнал, що підлягає подальшому аналого-цифровому перетворенню. Важливою характеристикою подібного підходу є можливість отримання зображення практично миттєво, що забезпечує безперервну відеофіксацію або створення високоякісних фотографічних даних.

Іншим напрямом є технологія сканування, у якій зображення формується шляхом поступового зчитування поверхні об'єкта або окремих його фрагментів у процесі переміщення джерела світла чи зчитувальної головки. Такий метод

дозволяє отримувати зображення з особливо високою геометричною точністю, що є критично важливим у випадку цифрової репрографії, обробки документів, промислових систем і медичних приладів, де необхідна точна передача контурів і деталей.

Значну роль у сучасній візуалізації відіграють томографічні технології, які використовують взаємодію електромагнітного випромінювання або фізичних полів із внутрішніми структурами об'єктів. Під час комп'ютерної томографії зображення створюється шляхом реконструкції даних, отриманих від проходження рентгенівських променів через об'єкт під різними кутами. Магнітно-резонансна томографія формує зображення на основі реакції атомних ядер на змінні магнітні поля, а позитронно-емісійна томографія реєструє гамма-кванти від розпаду радіоактивних маркерів. У всіх цих випадках цифрове зображення є математичним результатом складної процедури реконструкції, що перетворює вимірювальні дані у просторову структуру.

Особливе місце посідають методи комп'ютерної генерації зображень, у яких сцена створюється не шляхом реєстрації світла, а через моделювання фізичних процесів або алгоритмічні підходи. Такі зображення формуються за допомогою математичних моделей освітлення, геометрії та матеріалів. Рендеринг на основі трасування променів і растеризації забезпечує створення фотореалістичних або стилізованих візуальних структур, а генеративні моделі глибинного навчання здатні відтворювати сцени, що ніколи не існували у фізичному світі.

Окремим напрямом є аерофотознімання та супутникова зйомка, де для створення зображень використовуються високоточні сенсори, розташовані на літальних апаратах. Завдяки цьому формується інформація про поверхню Землі, атмосферні явища або техногенні об'єкти, а отримані дані застосовуються в картографії, моніторингу навколишнього середовища, військовій розвідці та сільському господарстві.

Цифрові зображення широко використовуються у сучасній ІТ індустрії, проте вони мають різні характеристики та властивості. Класифікація цифрових

зображень ґрунтується на характеристиках їх подання, структурі даних, спектральних властивостях і принципах формування (рисунок 1.3).

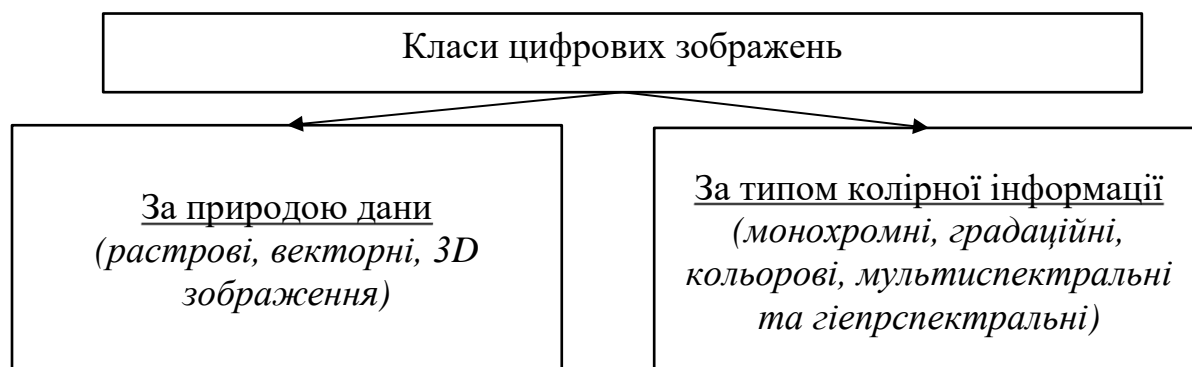


Рисунок 1.3 – Класифікація цифрових зображень

Однією з найважливіших ознак є спосіб математичного опису. Растрові зображення існують у вигляді матриці пікселів, кожен з яких містить інформацію про інтенсивність або колір у конкретній точці простору. Така форма подання найбільш точно відтворює складні текстури й плавні градієнти, проте залежить від роздільної здатності й погано переносить масштабування. Векторні зображення мають іншу природу, оскільки їх структура визначається аналітичними описами кривих, ліній або поверхонь. Унаслідок цього вони не втрачають якості під час масштабування і забезпечують можливість побудови ідеально гладких контурів. Приклади порівняння растрового та векторного представлення зображення наведено на рисунку 1.4.



а) Растрове зображення



б) Векторне зображення

Рисунок 1.4 – Приклад зображень різних типів

Існують також мультиспектральні та гіперспектральні зображення, у яких кожна точка сцени описується наборами значень для різних діапазонів електромагнітного спектра. Мультиспектральні зображення охоплюють невелику кількість спектральних діапазонів і часто використовуються у дистанційному зондуванні та агромоніторингу. Гіперспектральні, навпаки, містять десятки або сотні спектральних каналів із дуже вузькими діапазонами, що надає змогу аналізувати матеріальні властивості об'єктів, структуру рослинності, стан ґрунтів і склад речовин із надзвичайною точністю.

Ще одним підходом до класифікації є спосіб кодування та зберігання. Зображення можуть існувати у форматах, що не використовують стиснення, у яких дані зберігаються з максимальною точністю, або у форматах із втратами, які покладаються на психологічні властивості зорової системи й виключають інформацію, менш помітну для сприйняття. Існують також формати зі стисненням без втрат, що забезпечують компроміс між розміром файлу та абсолютною точністю даних.

Характеристики цифрових зображень визначають їхню здатність точно відтворювати просторову, яскравісну й кольорову структуру сцени та водночас забезпечувати можливість подальшої обробки. Однією з фундаментальних властивостей є просторова роздільна здатність, яка задається кількістю елементів дискретної матриці. Якщо ширина зображення позначається як W , а висота – як H , тоді загальна кількість пікселів визначається добутком

$$N = W \times H.$$

Ця величина формує межі максимальної деталізації, яку здатне відтворити цифрове середовище, і безпосередньо впливає на якість передачі дрібних фрагментів.

Не менш важливою є яскравісна й кольорова роздільна здатність, яка описує кількість бітів, що припадає на кожен канал зображення. Якщо глибина

одного каналу дорівнює b бітів, а кількість каналів дорівнює C , тоді повна кількість бітів на один піксель визначається співвідношенням

$$B = b \cdot C.$$

Це співвідношення впливає на можливість коректної передачі тональних переходів і кольорових відтінків. Чим більший параметр B , тим точніше відображається яскравісна структура й тим нижчий рівень квантувального шуму.

Окрему характеристику становить співвідношення сигналу до шуму, яке відображає рівень спотворень, внесених сенсором, електронними компонентами та обмеженою точністю вимірювань. Це співвідношення визначається формулою:

$$\text{SNR} = \frac{P_{\text{signal}}}{P_{\text{noise}}}.$$

Зростання цього параметра означає підвищення якості цифрового зображення, адже корисний сигнал значно переважає небажані флуктуації, що виникають у результаті квантування, теплових процесів або статистичної природи фотонів.

Усі описані характеристики утворюють взаємопов'язану систему параметрів, від яких залежить точність подання оптичної сцени.

1.2 Технології обробки цифрових кольорових зображень

У контексті цифрових зображень опис, аналіз та синтез – це три фундаментальні підходи до роботи з візуальними даними, які охоплюють їхнє подання, обробку, інтерпретацію та створення (рисунок 1.5). Хоча вони

взаємопов'язані, кожне поняття має власну сутність і використовується в різних типах задач комп'ютерного зору, графіки та цифрової обробки сигналів.

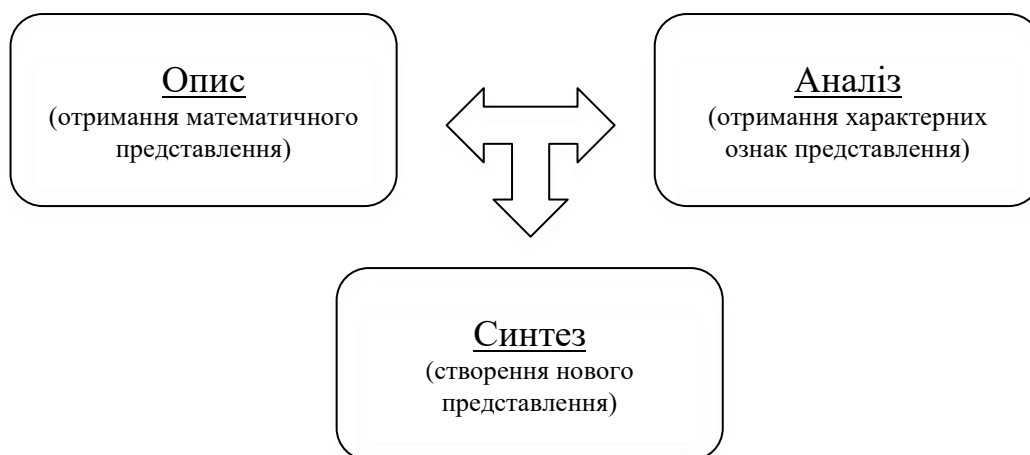


Рисунок 1.5 – Фундаментальні підходи в процесі роботи з цифровими зображеннями

Опис – це формалізоване подання зображення у вигляді математичних, структурних або статистичних моделей, які дозволяють працювати з даними в алгоритмічному середовищі [7].

Опис цифрових зображень інтерпретується як формалізована процедура подання візуального матеріалу у вигляді функцій, структурних моделей, статистичних характеристик чи спектральних представлень. Коли зображення описується математично, воно подається у вигляді двовимірної дискретної функції $f(x, y)$, значення якої відповідають яскравісним або кольоровим характеристикам у певних координатах простору. Один зі способів формалізації опису полягає у визначенні середнього рівня інтенсивності, що може бути представлено рівнянням

$$\mu = \frac{1}{WH} \sum_{x=0}^{W-1} \sum_{y=0}^{H-1} f(x, y),$$

де μ є описовим статистичним параметром, який характеризує загальний тональний фон зображення.

Подібні аналітичні характеристики дозволяють переводити хаотичну множину пікселів у компактні та інформативні моделі. Опис створює основу для всіх наступних етапів обробки, оскільки визначає, які саме особливості зображення будуть надалі доступні для математичного або алгоритмічного опрацювання.

Аналіз – це процес інтерпретації та витягування інформації зі зображення. Він визначає, що саме міститься в цифровій сцені [8].

Здійснюючи аналіз, алгоритми визначають структурні зв'язки, виявляють об'єкти, виконують локалізацію контурів, розпізнають форми, ідентифікують текстурні властивості та вивчають просторові закономірності. Теоретичною основою аналізу може слугувати градієнтне подання, оскільки значення градієнта дає змогу оцінити локальні зміни інтенсивності та виділити межі між об'єктами. Цей процес математично описується формулою

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

яка визначає просторову похідну зображення й дозволяє ідентифікувати області різких перепадів яскравості, що зазвичай відповідають фізичним межах об'єктів. У результаті аналіз трансформує цифрове зображення у семантичну структуру, де кожен фрагмент набуває змістового інтерпретаційного значення.

Синтез – це створення нових зображень на основі моделей, алгоритмів або даних, які можуть не мати прямого фізичного першоджерела.

Синтез цифрових зображень є протилежним за напрямом до аналізу процесом, оскільки він полягає у створенні нових візуальних структур на основі математичних моделей, фізичних принципів або обчислювальних генеративних алгоритмів. Синтез може формувати зображення з нуля, відтворювати їх за аналітичними функціями, реконструювати на основі вимірних даних або

генерувати за допомогою віртуальних сцен. Наприклад, під час моделювання освітлення використовується базова формула рендерингу

$$I = k_a I_a + k_d (N \cdot L) I_l,$$

де I – результуючі інтенсивність;

k_a та k_d – коефіцієнти навколишнього та дифузного відбиття;

I_a і I_l – інтенсивності освітлення;

N та L – нормаль до поверхні й напрямок світла відповідно.

Завдяки цьому формальному апарату синтез забезпечує можливість створювати реалістичні або штучно сконструйовані зображення, які відповідають законам оптики, геометрії чи статистичних моделей.

Синтез – це зворотний процес до аналізу. Замість того, щоб “зчитувати” інформацію зі зображення, система генерує його, формуючи новий візуальний контент. Опис забезпечує базове подання зображення, аналіз перетворює це подання на семантично насичену інформацію, а синтез створює нові образи, що можуть бути як відтворенням реальних сцен, так і повністю штучними конструкціями. У наукових і технічних системах ці процеси існують у тісному взаємозв’язку, утворюючи замкнену схему обробки, у якій зображення може переходити від фізичного сигналу до структурної моделі й далі – до нової візуальної форми.

На сьогодні важко знайти сфери діяльності де б не використовувались технології обробки цифрових зображень (рисунок 1.6). Однією з ключових технологій є обробка цифрових зображень, яка включає математичні та алгоритмічні перетворення, спрямовані на покращення якості, усунення шумів, відновлення пошкоджених фрагментів, зміну контрасту й корекцію тональної структури. Ця технологія є фундаментальною у багатьох практичних застосуваннях – від медичної діагностики до супутникового аналізу – оскільки

дозволяє підготувати зображення до подальших етапів аналізу або автоматичної обробки.

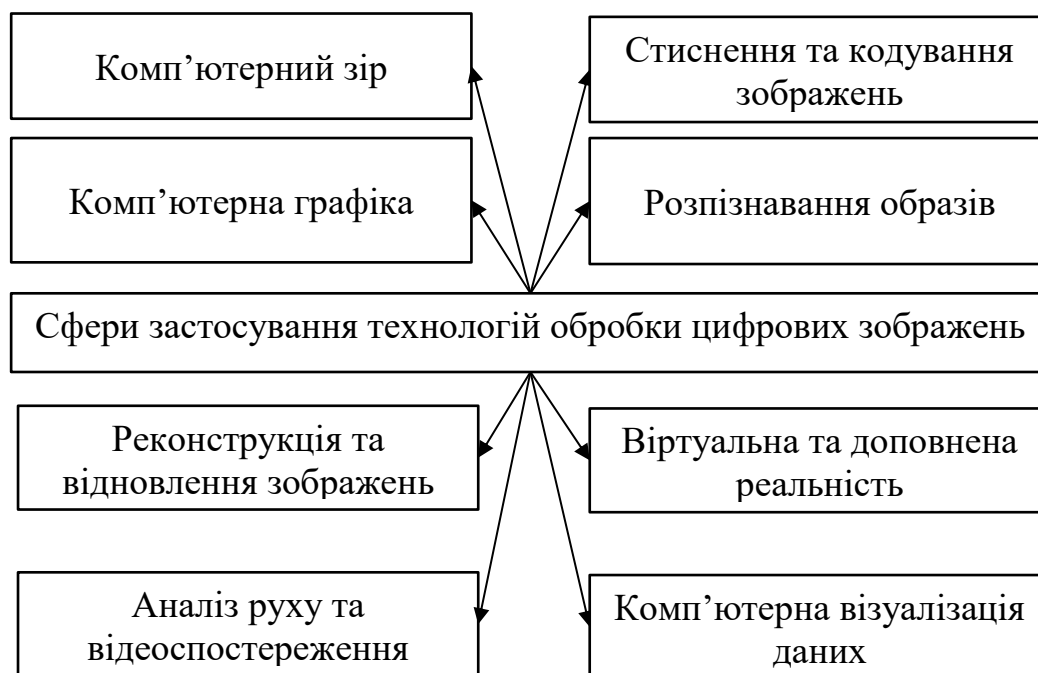


Рисунок 1.6 – Сфери застосування технологій обробки цифрових зображень

Технологія комп'ютерного зору зосереджена не на покращенні зовнішнього вигляду зображення, а на автоматичному «розумінні» сцени. Вона включає розпізнавання об'єктів, відстеження руху, класифікацію, виявлення аномалій, аналіз глибини, реконструкцію форми та інші задачі, які дозволяють системам інтерпретувати візуальні дані аналогічно до людського зору.

Комп'ютерна графіка - це створення та моделювання зображень, які можуть не мати фізичного аналога. Вона охоплює генерацію тривимірних сцен, моделювання освітлення, текстуровання, рендеринг, візуалізацію даних і синтетичне створення нового вмісту, включаючи графічні елементи, анімацію та фотореалістичні зображення.

Окремо слід відмітити напрямки стиснення та кодування цифрових зображень. Ця технологія зосереджується на зменшенні обсягу даних без істотної втрати якості або з повним збереженням інформації. Вона включає алгоритми JPEG, PNG, WebP, HEIF, JPEG2000 та інші сучасні методи, що використовують

перетворення Фур'є, дискретне косинусне перетворення, вейвлети або нейронні мережі. Стиснення є необхідним для зберігання, передачі та потокової трансляції великих масивів зображень.

Ще один напрямок, де технології обробки цифрових зображень інтегруються високими темпами є розпізнавання образів. Це технологія спрямована на ідентифікацію закономірностей у зображеннях. На відміну від комп'ютерного зору, тут увага зосереджена саме на класифікації, знаходженні структур, визначенні типових шаблонів та статистичних характеристик. Вона лежить в основі медичної діагностики, біометрії, систем контролю доступу, робототехніки та автоматизованого сортування.

Напрямок реконструкції та відновлення зображень охоплює техніки відновлення даних із пошкоджених, зашумлених або неповних зображень. Сюди належать методи деблюрингу, суперрезолюції, інтерполяції, редукції шумів, а також відновлення на основі статистичних моделей чи нейронних мереж. У медичній томографії реконструкція є основою побудови структурних зображень із проєкційних даних.

У віртуальній та доповненій реальності зображення поєднуються з реальним простором або повністю моделюють віртуальне середовище. Обидва напрями використовують складні методи рендерингу, трекінгу руху, просторової прив'язки та інтеграції цифрового контенту в реальний світ. Вони широко застосовуються у медицині, інженерії, навчанні, ігрових технологіях і дистанційній присутності.

Сучасні охоронні системи та автопілоти не можуть обійтись без елементів аналіз руху та відеоспостереження. Вони базуються на дослідженні динаміки між послідовними кадрами. Включають оптичний потік, виявлення рухомих об'єктів, трекінг, аналіз поведінки та прогноз подій. Вона критично важлива для безпеки, автономних транспортних систем, спортивної аналітики та робототехніки.

Візуальна аналітика та наукова візуалізація формують технологічний напрям, спрямований на перетворення великих масивів числових або

експериментальних даних у графічні структури, які легше інтерпретувати людині. Завдяки цьому складні обчислювальні процеси, фізичні симуляції або статистичні моделі набувають наочного вигляду, що полегшує наукові дослідження, інженерні рішення та прийняття управлінських рішень.

1.3 Огляд програмних систем обробки та аналізу цифрових зображень

Використання технологій обробки цифрових зображень не можливо без використання програмного забезпечення, що дозволяє поєднати різні технології обробки для виконання складних комплексних задач. На сьогоднішньому ринку програмного забезпечення існує велика кількість програмних систем даного типу. Для проведення аналітичного огляду було обрано ряд програмних розробок, що містять можливості обробки цифрових зображень на різних рівнях, а також представляють різні цінові діапазони.

Adobe Photoshop одна з найвідоміший і найпотужніший систем роботи з растровою графікою, яка стала стандартом у професійному опрацюванні фотографій, цифровому дизайні, ретушуванні, колажах, графічному мистецтві і веб-графіці. Photoshop дозволяє працювати зі шарами, масками, має широкий набір ретуш-інструментів, фільтрів, можливостей для кольорової корекції, складних композицій, обробки пікселів, текстів, векторних елементів і багатьох форматів файлів. Він також підтримує роботу з RAW-зображеннями, що важливо для фотографів і професіоналів, які хочуть зберігати максимальну якість. Він якісно відрізняється серед програм-аналогів за рахунок широкого функціоналу, високої гнучкості, можливості працювати з професійними форматами, багаторівневим редагуванням, потужними засоби ретуші й дизайну, інтеграцією з іншими продуктами, високою сумісністю та можливістю роботи з RAW форматом. Проте, доступ до такого набору функціональних можливостей потребує використання платних підписок, а сам інтерфейс доволі складний для

початківців. Для повноцінної роботи дана система потребує значних апаратних ресурсів комп'ютера, а надлишок функцій значно ускладнює процес опанування роботою з даним програмним продуктом.

GNU Image Manipulation Program – це безкоштовний редактор з відкритим кодом, який за функціональністю наближається до Photoshop. Він надає засоби для роботи зі шарами, масками, фільтрами, кольоровою корекцією, ретушем, підтримує різні формати файлів, а також має плагіни та розширення, що дозволяє розширювати його можливості. Для багатьох користувачів, які шукають безкоштовну альтернативу, GIMP стає основним інструментом для редагування фото, створення графіки або підготовки зображень для вебу. Основними перевагами використання даного програмного засобу є безумовно безкоштовність, відкритий код, багатий набір базових та просунутих інструментів, підтримка багатьох форматів, активна спільнота, можливість кастомізації (плагіни, скрипти), помірні системні вимоги. Проте, існуючий інтерфейс може здаватися громіздким або менш інтуїтивним в порівнянні з комерційними аналогами.

Affinity Photo – комерційна програма для редагування растрових зображень, яка вважається альтернативою Photoshop, але з одноразовою оплатою замість підписки. Вона пропонує всі базові функції: багаторівневе редагування, фільтри, кольорокорекцію, підтримку великих файлів і RAW, сучасні інструменти для ретуші, графічного дизайну, роботи з шарами тощо. Для багатьох користувачів, які хочуть професійний інструмент без довготривалої підписки, Affinity Photo стає оптимальним вибором. Дана система надає потужний функціонал, підтримка RAW, можливість великих проєктів, сучасний інтерфейс, швидкість роботи. Проте рівень сумісності зі стандартами чи файлами деяких інших програм у порівнянні з Photoshop, менш розвинений. Наявна база плагінів і навчальних матеріалів не є достатньою, що може викликати деякі труднощі при вирішенні специфічних задач.

Chasys Photo – набір інструментів для роботи з растровими зображеннями, який включає графічний редактор із підтримкою шарів, корекційних шарів,

можливостей для анімації кадрів, підтримку форматів, конвертер файлів і зручний переглядач. Програма оптимізована під багатоядерні процесори, сенсорний та стилус-ввод, має підтримку RAW і може працювати з різними форматами, включаючи ті, що використовують інші популярні редактори. До переваг даної системи слід віднести безкоштовність, багатофункціональність (редагування, конвертація, анімація, перегляд), підтримка багатьох форматів, оптимізація під сучасне обладнання, можливість працювати з RAW. Наявні переваги дещо нівелюються деякими недоліками даної системи. Серед яких можна виділити не зовсім зручний інтерфейс, невелика кількість плагінів, можливі обмеження в професійних функціях.

Отримані в результаті аналізу дані були згруповані та представлені у табличному вигляді (Таблиця 1.1).

Таблиця 1.1 – Порівняння програм обробки цифрових зображень

Програма	Сфери застосування	Переваги	Недоліки
Adobe Photoshop	Професійна обробка, дизайн, фото	Максимальний функціонал, багаторівнева робота, ретуш, підтримка RAW, гнучкість	Висока ціна / підписка, складність, потреба у потужному комп'ютері
GIMP	Редактор для фото і графіки	Безкоштовна, open-source, підтримка багатьох форматів, плагіни, достатній функціонал	Складний інтерфейс, відсутність деяких функцій
Affinity Photo	Редагування без підписки	Потужний функціонал, одноразова оплата, підтримка RAW, сучасний інтерфейс	Мала кількість плагінів та додаткових модулів
Chasys Photo	Редагування, конвертація, легка графіка	Безкоштовна, підтримка багатьох форматів, RAW, мультифункціональна	Простий, інтерфейс і функціонал

Проведений аналіз програмних систем обробки цифрових зображень показав, що для отримання високої оцінки розробникам необхідно інтегрувати алгоритми обробки цифрових зображень які використовуються на різних етапах роботи з зображеннями. Оскільки сучасні задачі, які ставляться перед користувачами є структурно складними та включаються в себе декілька підзадач. Наприклад, для отримання опису сцени на зображенні користувачі повинні виконати попередню обробку, для підвищення якості вхідного зображення. Після чого скористатись алгоритмами аналізу (сегментація, контурний аналіз), щоб можна було отримати стислий опис об'єктів на цифровому зображенні. Після чого можуть бути задіяні підходи для розпізнавання, щоб отримати більш змістовніший опис аналізованого зображення.

1.4 Постановка задач кваліфікаційної роботи

Проведений аналіз предметної області та об'єкту дослідження кваліфікаційної роботи включав декілька етапів, які були описані в першому розділі кваліфікаційної роботи. Зокрема, було розглянуто принципи створення цифрових зображень та методи їх кодування. Виділено та проаналізовано основні характерні ознаки цифрових зображень різного типу. Проаналізовано технології опрацювання цифрових зображень та виділено три основних напрямки: опис, аналіз та генерація. Проведено тестування та огляд сучасних програмних засобів роботи з цифровими зображеннями. Для вирішення основного завдання кваліфікаційної роботи необхідно виконати наступні додаткові задачі:

- провести аналіз та класифікацію цифрових зображень;
- дослідити етапи обробки цифрових зображень;
- проаналізувати функціональні можливості програмних додатків обробки цифрових зображень;

- класифікувати алгоритми сегментації цифрових зображень;
- розробити алгоритм сегментації цифрових зображень на основі методу водоподілу;
- реалізувати програмний додаток обробки та аналізу цифрових зображень на основі розроблених алгоритмів.

1.5 Висновки до розділу

Проаналізовано типи цифрових кольорових зображень на основі дослідження їх характеристики та способів кодування, що дозволило провести їх класифікацію.

Досліджено етапи обробки цифрових кольорових зображень, на основі аналізу завдань які на них вирішуються, що дозволило виділити множину завдань які виконуються в процесі аналізу цифрових кольорових зображень;

Досліджено сучасні програмні системи аналізу, опису та генерування цифрових кольорових на основі аналізу їх функціонування та внутрішньої архітектури, що дозволило виділити основні структурні вузли та інтерфейси для програм даного типу.

2 МЕТОДИ ТА АЛГОРИТМИ АНАЛІЗУ КОЛЬОРОВИХ ЦИФРОВИХ ЗОБРАЖЕНЬ

2.1 Алгоритми сегментації кольорвих цифрових зображень

Сегментація кольорових зображень є одним із ключових етапів у комп'ютерному баченні та обробці зображень. Вона полягає у розділенні зображення на області, що мають спільні характеристики, такі як колір, текстура чи інтенсивність. Цей процес дозволяє виділити об'єкти, спростити подальший аналіз та забезпечити основу для розпізнавання образів. У сучасних наукових дослідженнях сегментація розглядається як формалізований алгоритмічний процес, що має різні підходи та класифікації.

Формально сегментацію можна описати як відображення:

$$S: I \rightarrow \{R_1, R_2, \dots, R_n\},$$

де I – множина пікселів зображення;

R_i – сегменти, що утворюють розбиття простору зображення.

Кожен сегмент задовольняє умову однорідності за певним критерієм, наприклад:

$$\forall p, q \in R_i f(p) \approx f(q),$$

де $f(p)$ – функція ознак пікселя (колір, інтенсивність, текстура).

Процес сегментації є надзвичайно важливим с сучасних системах обробки цифрових зображень, оскільки він є основою для отримання первинних описів сцен. А такі опису в подальшому можуть використовуватись на подальших етапах роботи з цифровими зображеннями, а саме вибілення та розпізнавання елементів сцени. А отриманий в результаті даних операцій опис може в подальшому використовувватись для прийняття відповідних рішень та активації функцій системи з елементами автоматизованого керування на сонові аналізу

цифрових зображень. На сьогодні не існує єдиного підходу до процедури сегментації, оскільки сучасні користувачі вагаються від системи можливості опрацювання складних зображень, що можуть містити дефекти отримані на етапі фоточи відео фіксації. На рисунку 2.1 наведено класифікацію основних груп алгоритмів сегментації, що були поділені на основі аналізу принципів їх функціонування та базових параметрів цифрового зображення на основі яких вони здійснюють процедуру розділення його на одноріжні області.

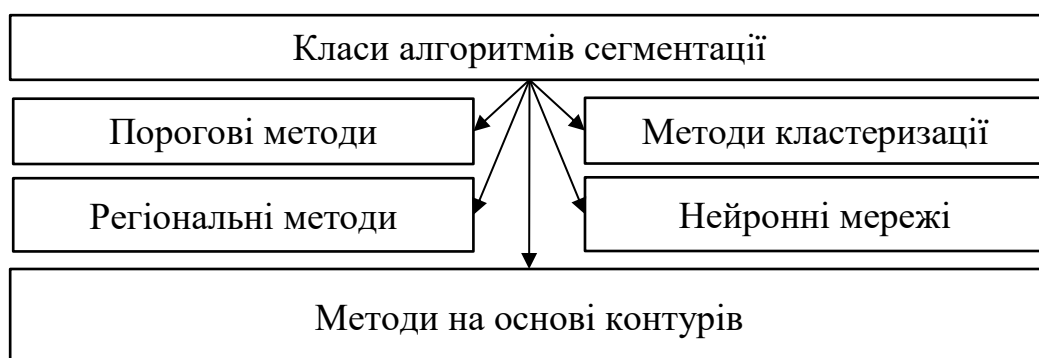


Рисунок 2.1 – Класифікація алгоритмів сегментації

Порогові методи є одними з найдавніших і водночас найпростіших алгоритмів сегментації зображень. Їхня сутність полягає у виборі одного або кількох порогових значень, які дозволяють розділити пікселі зображення на класи відповідно до їхніх характеристик. Серед базових характеристик виділяють інтенсивності або значення кольору. Проте допускаються і інші характерні ознаки цифрового зображення. Дані методи розглядаються як базові, оскільки вони забезпечують швидке виконання, низькі обчислювальні витрати та простоту реалізації.

Основна ідея порогоування полягає у визначенні межі, яка відокремлює об'єкти від фону. Якщо інтенсивність пікселя перевищує заданий поріг, він відноситься до класу «об'єкт», інакше – до класу «фон». У випадку кольорових зображень порогоування може здійснюватися окремо для кожного каналу (наприклад, R, G, B) або у просторі інших колірних моделей (HSV, Lab).

У порогових методах сегментація визначається функцією:

$$R_1 = \{p \in I \mid f(p) \geq T\}, R_2 = I \setminus R_1,$$

де T – порогове значення.

В загальному дану групу алгоритмів можна описати наступною послідовністю кроків:

Крок 1. Обчислити гістограму інтенсивностей або кольорів зображення.

Крок 2. Визначити порогове значення T .

Крок 3. Для кожного пікселя p перевірити умову: якщо $f(p) \geq T$, то він належить до сегменту R_1 , інакше – до R_2 .

Крок 4. Сформувати бінарну або багаторівневу маску сегментації.

Порогові методи широко використовуються у задачах, де необхідно швидко відокремити об'єкти від фону. Наприклад, у промислових системах контролю якості вони застосовуються для виявлення дефектів на поверхні виробів. У медичних дослідженнях порогоування використовується для виділення патологічних областей на знімках, отриманих за допомогою рентгенографії чи магнітно-резонансної томографії. У біометричних системах порогові методи допомагають виділити контури відбитків пальців чи райдужної оболонки ока.

Алгоритми даної групи можна додатково класифікувати на основі принципів обробки цифрового зображення. Алгоритми можуть працювати на основі наступних підходів визначення рівня порогового значення:

- глобальний поріг;
- локальний поріг;
- адаптивний поріг.

При використанні глобального порогу використовується єдине порогове значення для всього зображення. Це ефективно для зображень із рівномірним освітленням та чітким контрастом між об'єктами і фоном. У випадку локального порогу, порогові значення визначаються для окремих областей зображення. Такий підхід дозволяє враховувати неоднорідність освітлення та варіації кольору. Адаптивний поріг обчислюється автоматично на основі статистичних

характеристик зображення, наприклад, за допомогою методу Отсу, який мінімізує внутрішньокласову дисперсію.

Дана група алгоритмів є простою в реалізації, має високу швидкість роботи, є високо ефективною у випадках, коли об'єкти мають чітко виражені відмінності від фону. Це робить їх придатними для обробки великих масивів даних у реальному часі при умові наявності на сценах об'єктів одного типу. Проте висока чутливість до шумів та варіацій освітлення, складність пошуку порогових значень в кольорових зображення та складність обробки текстурних елементів робить дану групу алгоритмів сегментації не для загального користування, а для вирішення спецефічних задач.

Методи кластеризації у сегментації кольорових зображень розглядаються як один із найбільш гнучких і потужних підходів, що дозволяє групувати пікселі за їхніми характеристиками у багатовимірному просторі ознак. Кожен піксель у зображенні можна уявити як точку, координати якої відповідають значенням кольору, інтенсивності або текстури. Завдання алгоритму полягає у тому, щоб знайти структуру у цьому просторі та розділити його на області, які відповідають різним сегментам зображення.

Сутність кластеризації полягає у тому, що вона не потребує попереднього знання про об'єкти чи фон, а працює виключно на основі внутрішніх характеристик даних. Це робить її універсальною для різних типів зображень, включаючи медичні, супутникові чи біометричні. Алгоритм *k-means*, який є класичним прикладом, починає роботу з випадкової ініціалізації центрів кластерів. Далі кожен піксель порівнюється з цими центрами, і він відноситься до того кластеру, до якого має найменшу відстань. Після цього центри оновлюються як середнє значення ознак усіх пікселів, що належать до кластеру. Процес повторюється доти, доки зміни центрів не стають мінімальними, що означає стабілізацію кластерної структури. Алгоритм роботи (*k-means*):

Крок 1. Вибрати кількість кластерів k .

Крок 2. Ініціалізувати центри кластерів випадковим чином.

Крок 3. Для кожного пікселя обчислити відстань до центрів кластерів та призначити його найближчому кластеру.

Крок 4. Оновити центри кластерів як середнє значення ознак пікселів у кластері.

Крок 5. Повторювати кроки 3–4, доки зміни центрів не стануть мінімальними.

Крок 6. Отримати сегменти як множини кластерів.

Кластеризаційні методи мають низку переваг. Вони здатні враховувати багатовимірні ознаки, що робить їх придатними для роботи з кольоровими зображеннями, де кожен піксель має кілька каналів. Вони також дозволяють виділяти складні структури, які не можна отримати простим порогованням. Крім того, кластеризація є відносно універсальною і може застосовуватися до різних типів даних без значних модифікацій.

Проте алгоритми кластеризації чутливі до вибору початкових параметрів, таких як кількість кластерів. Якщо кількість кластерів визначена неправильно, результат може бути некоректним. Крім того, кластеризація має тенденцію до локальних мінімумів, що означає, що результат може залежати від початкової ініціалізації. У випадку великих зображень алгоритми можуть бути обчислювально затратними, що обмежує їх застосування у реальному часі.

Методи сегментації на основі регіонів займають особливе місце серед алгоритмів комп'ютерного бачення, оскільки вони ґрунтуються на інтуїтивно зрозумілій ідеї поступового розширення областей зображення на основі подібності пікселів. Цей підхід дозволяє виділяти однорідні ділянки, які відповідають певним об'єктам або їхнім частинам, і є надзвичайно корисним у випадках, коли межі між об'єктами не мають чіткої контрастності, але внутрішня структура області є стабільною.

Методи на основі регіонів можна розглядати як процес побудови сегментів шляхом об'єднання пікселів, що мають схожі характеристики. Вихідною точкою є так звані «насіння». «Насіння» це початкові пікселі або області, які визначаються вручну або автоматично. Далі алгоритм аналізує сусідні пікселі та

приєднує їх до області, якщо вони задовольняють умову подібності за кольором, інтенсивністю чи іншими ознаками. Цей процес повторюється доти, доки не буде охоплено всі пікселі, що відповідають критерію. Таким чином формується сегмент, який відображає однорідну область зображення.

У регіональних методах застосовується рекурсивне розширення:

$$R_{new} = R_{old} \cup \{q \mid \|f(q) - f(p)\| < \epsilon\},$$

де ϵ – поріг подібності.

Однією з ключових переваг регіональних методів є їхня здатність враховувати локальні особливості зображення. На відміну від порогових методів, які працюють із глобальними значеннями, регіональні алгоритми аналізують кожну область окремо, що дозволяє досягати більшої точності у випадках неоднорідного освітлення чи складних текстур. Це робить їх особливо корисними для медичних зображень, де необхідно виділити тканини або патологічні області, що мають схожі характеристики, але відрізняються від навколишнього середовища.

Водночас регіональні методи мають і певні обмеження. Вони чутливі до вибору початкових точок, оскільки від цього залежить кінцевий результат сегментації. Якщо початкові точки вибрані неправильно, алгоритм може сформувати некоректні області. Крім того, ці методи схильні до впливу шумів, що може призвести до надмірного розширення або фрагментації областей. Для подолання цих проблем розробляються різні модифікації, які включають попереднє згладжування зображення, використання адаптивних критеріїв подібності та комбінування з іншими алгоритмами.

Методи на основі контурів займають центральне місце у сучасних алгоритмах сегментації, оскільки вони орієнтовані на виділення меж між різними областями зображення. Їхня сутність полягає у використанні градієнтних операторів та похідних функцій інтенсивності для визначення точок, де

відбувається різка зміна яскравості або кольору. Саме ці точки відповідають контурам об'єктів, які є ключовими для їхнього розпізнавання та аналізу.

У класичному підході методи контурів розглядають зображення як поле інтенсивностей, де кожен піксель має певне значення. Якщо у сусідніх пікселів спостерігається значна різниця, це інтерпретується як межа. Таким чином, контурні алгоритми дозволяють виділити структуру об'єктів, навіть якщо їхні внутрішні області є неоднорідними. У науковому контексті ці методи забезпечують точність у визначенні форм та геометрії, що робить їх незамінними у задачах комп'ютерного бачення.

Одним із найбільш відомих алгоритмів є оператор Собеля, який обчислює градієнт інтенсивності у двох напрямках – горизонтальному та вертикальному. Це дозволяє визначити напрямок і величину зміни яскравості, що є основою для побудови контурів. Іншим прикладом є алгоритм Кенні, який включає кілька етапів: згладжування зображення для зменшення шуму, обчислення градієнтів, придушення локальних максимумів та застосування подвійного порогу для класифікації контурів. Завдяки такій багатоступеневій структурі метод Кенні забезпечує високу точність і стійкість до шумів.

Для розуміння принципів роботи алгоритмів даного типу, проаналізуємо кроки виконання алгоритму сегментації Canny:

Крок 1. Перетворити зображення у відтінки сірого.

Крок 2. Застосувати фільтр Гауса для зменшення шуму.

Крок 3. Обчислити градієнт інтенсивності (оператори Sobel).

Крок 4. Виконати non-maximum suppression для уточнення меж.

Крок 5. Застосувати подвійний поріг для класифікації сильних і слабких контурів.

Крок 6. Виконати edge tracking by hysteresis для завершення побудови контурів.

Крок 7. Отримати сегменти як області, відокремлені контурами.

Практичне застосування методів на основі контурів охоплює широкий спектр сфер. Від медицини, до помисловості, від геоінформаційних систем до

біометрії методи контурів використовуються для аналізу цифрових кольорових зображень.

Перевагою контурних методів є їхня здатність забезпечувати точне виділення меж навіть у складних умовах. Вони дозволяють отримати детальну інформацію про форму об'єктів, що є важливим для подальшого аналізу. Крім того, ці методи є відносно універсальними і можуть застосовуватися до різних типів зображень без значних модифікацій.

Контурні алгоритми чутливі до шумів, що може призвести до появи зайвих або неповних контурів. У випадку слабого контрасту між об'єктами та фоном межі можуть бути нечіткими, що ускладнює сегментацію. Для подолання цих проблем часто застосовуються додаткові етапи попередньої обробки, такі як згладжування чи нормалізація інтенсивності.

Сучасні методи базуються на архітектурах CNN, U-Net, Mask R-CNN, які навчаються на великих наборах даних. Для прикладу розглянемо основні кроки процесу сегментації на основі архітектури U-Net:

Крок 1. Підготувати навчальний набір із зображень та відповідних масок сегментації.

Крок 2. Побудувати архітектуру мережі: енкодер (зменшення розміру зображення) та декодер (відновлення просторової структури).

Крок 3. Виконати навчання мережі з використанням функції втрат (наприклад, cross-entropy).

Крок 4. Для нового зображення пропустити його через мережу, отримати ймовірнісну карту сегментації.

Крок 5. Перетворити карту у бінарну або багаторівневу маску.

Крок 6. Виконати постобробку (morphological operations) для уточнення меж.

Подальший розвиток отримали моделі, що інтегрують механізми уваги, оскільки вони дають змогу підсилювати інформативні ділянки зображення та зменшувати вплив другорядних структур. Завдяки цьому сегментація в умовах складних сцен, де межі між об'єктами є нечіткими, стає більш точною. Іншим

важливим напрямом є використання трансформерних архітектур, які забезпечують глобальне моделювання залежностей і дозволяють уникати локальних обмежень класичних згорткових операцій.

Сучасні моделі сегментації активно застосовуються в медицині, робототехніці та автономних системах навігації, де від точності розпізнавання об'єктів залежить успішність прийняття рішень. Ефективність алгоритмів, заснованих на нейронних мережах, пояснюється їхньою здатністю адаптуватися до складних структур даних, що забезпечує стабільні результати навіть у динамічних або неоднорідних середовищах.

2.2 Алгоритм сегментації на основі методу водоподілу

Алгоритм сегментації на основі водоподілу відноситься до групи алгоритмів сегментації на основі використання регіонів. Тобто в його основі закладено механізм поступового розширення областей, починаючи з початкових точок (seed points). Узагальнений алгоритм даної групимістить наступні кроки:

Крок 1. Вибрати початкові пікселі (seed points), які відповідають певним областям.

Крок 2. Для кожного сусіднього пікселя перевірити критерій подібності (наприклад, різниця кольору $< \epsilon$).

Крок 3. Якщо умова виконується, додати піксель до області.

Крок 4. Повторювати процес для нових сусідів, доки не буде охоплено всі пікселі, що задовільняють умову.

Крок 5. Завершити сегментацію після стабілізації областей.

Алгоритм сегментації на основі водоподілу є одним із ключових методів аналізу зображень у цифровій обробці, дозволяючи виділяти окремі об'єкти за інтенсивнісними та топологічними ознаками. Основна ідея методу полягає у трактуванні зображення як топографічної поверхні, де значення інтенсивності

пікселів відповідають висоті рельєфу. Локальні мінімуми цієї поверхні розглядаються як басейни, в які поступово “наливається вода”, поки не досягне природніх перегородок, формуючи межі сегментів. Формально, нехай $I(x, y)$ – інтенсивність зображення у точці (x, y) . Градієнт інтенсивності визначається через похідні за координатами:

$$\nabla I = \sqrt{\left(\frac{\partial I}{\partial x}\right)^2 + \left(\frac{\partial I}{\partial y}\right)^2}.$$

Високі значення градієнта відповідають різким переходам інтенсивності, які зазвичай позначають контури об’єктів. Алгоритм водоподілу базується на поєднанні морфологічних операторів та обчислення мінімальних регіонів, що дозволяє зменшити вплив шумів та уникнути надмірного розщеплення сегментів. Регіон, що формується навколо локального мінімуму, позначається множиною B_t , яка на кроці t розширюється згідно з оператором морфологічного розростання \oplus :

$$B_t = (B_{t-1} \oplus S) \cap I,$$

де S – структурний елемент, що визначає форму та розмір локального розростання;

I – обмеження області розповсюдження у вигляді градієнта зображення.

Такий підхід дозволяє чітко виділити контури об’єктів, при цьому регіони, що не містять локальних мінімумів, не піддаються сегментації, що підвищує точність алгоритму. Важливою складовою є маркування локальних мінімумів, яке здійснюється через морфологічні операції відкриття та закриття, де оператори γ та ϕ формалізують ці трансформації:

$$M = \gamma(I) \cap \phi(I).$$

В результаті операції маркування отримують множину пікселів M , яка визначає початкові точки наповнення басейнів. Використання маркерів дозволяє зменшити вплив дрібних шумових мінімумів і забезпечує коректне формування сегментів навіть у ділянках з неоднорідною інтенсивністю. Процес сегментації імітує фізичне заповнення водойм, де вода піднімається рівномірно, поки не зіткнеться з перегородками, формуючи межі сегментів. Кожний сегмент позначається як R_i , де i це індекс регіону. Для обчислення границь регіонів використовується оператор мінімумів та злиття суміжних басейнів при досягненні критичного рівня:

$$R_i^t = R_i^{t-1} \cup \{p \in I \mid \nabla I(p) \leq \tau\},$$

де τ – порогове значення градієнта, яке визначає, чи може піксель p бути включений до регіону R_i .

Цей параметр відіграє ключову роль у контролі надмірної сегментації та дозволяє адаптувати алгоритм до різних рівнів шуму в зображенні. Крім того, оператор \cup гарантує, що суміжні пікселі, які належать до того самого басейну, включаються до одного сегмента, запобігаючи фрагментації об'єктів.

Для практичної реалізації алгоритму часто використовують ітеративний підхід, при якому на кожному кроці відбувається оновлення регіонів за рахунок додавання сусідніх пікселів із допустимим градієнтом. Нехай $N(p)$ позначає множину сусідніх пікселів для точки p . Тоді оновлення регіону можна записати за наступною формулою:

$$R_i^t = R_i^{t-1} \cup \{p \in N(R_i^{t-1}) \mid \nabla I(p) \leq \tau\}.$$

Ця ітеративна процедура забезпечує коректне розширення регіонів до меж контурів об'єктів, враховуючи локальні перепади інтенсивності. Застосування структурних елементів різної форми дозволяє адаптувати алгоритм до геометрії

об'єктів на зображенні, забезпечуючи високий ступінь точності та стабільності сегментації. Важливим аспектом є вибір правильної форми та розміру S , адже він визначає, наскільки швидко і рівномірно регіони “наповнюються” та формуються границі.

Таблиця 2.1 демонструє вплив параметра τ на результати сегментації зображення, де значення τ визначають поріг градієнта для включення пікселів у регіон.

Таблиця 2.1 – Вплив значення параметра порогу на результат сегментації

τ	Кількість сегментів	Середня площа сегмента	Примітка
5	12	150	Надмірна сегментація
10	7	257	Оптимальний результат
20	3	600	Злиття суміжних об'єктів

Аналіз результатів тестування ілюструють, що збільшення порогу градієнта зменшує кількість сегментів за рахунок злиття сусідніх регіонів, тоді як надмале значення порогу призводить до розщеплення об'єктів на дрібні частини. Це підкреслює важливість точного підбору параметрів алгоритму для конкретних умов зображення.

Метод водоподілу також можна розглядати як графовий алгоритм, де пікселі зображення утворюють вузли графа, а градієнти між сусідніми пікселями визначають ваги ребер. У цьому контексті наповнення басейнів відповідає процесу розподілу ваг та злиття компонентів зв'язності, що дозволяє формально обґрунтувати ефективність алгоритму для різних типів даних. Нехай $G = (V, E)$ – граф з множиною вузлів V та ребер E . Для кожного вузла v вага ребра до сусіда u визначається як:

$$w(v, u) = | \nabla I(v) - \nabla I(u) |,$$

де $w(v, u)$ – різниця градієнтів, що визначає ймовірність належності сусідніх пікселів до одного сегмента.

Мінімізація сумарної ваги всередині регіону дозволяє виділяти об'єкти з однорідною інтенсивністю, навіть якщо контури частково розмиті або зашумлені.

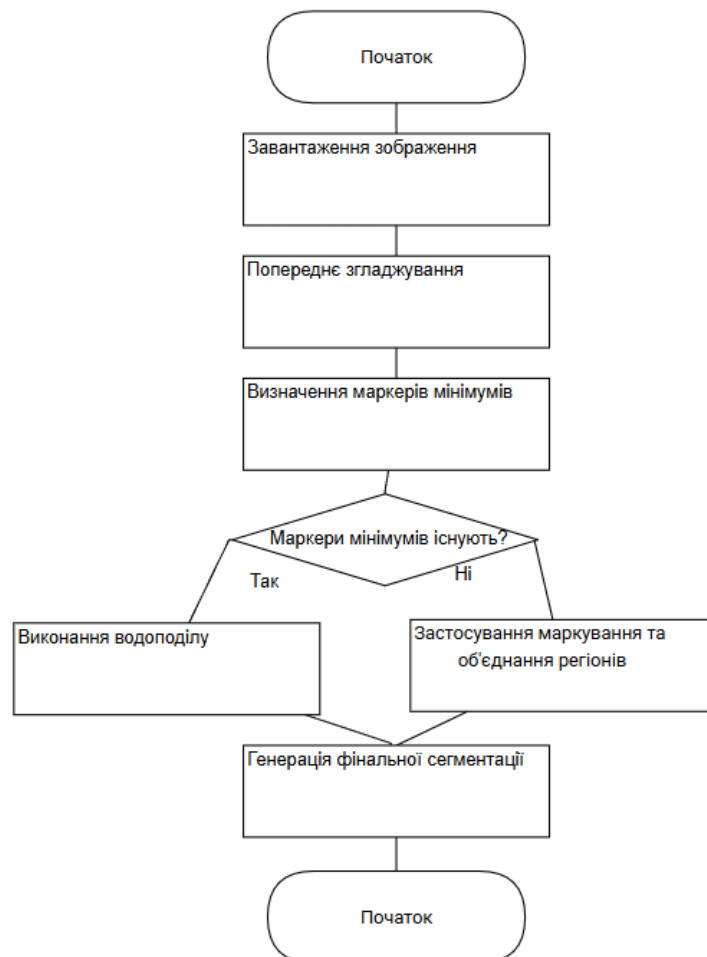
Алгоритм водоподілу реалізується через дискретні ітерації розширення регіонів, де кожен піксель перевіряється на умови належності до регіону на основі локального градієнта. Важливим аспектом є правильне представлення зображення у вигляді матриці інтенсивностей, де кожна комірка відповідає пікселю, а сусідні комірки враховуються за допомогою структурного елемента, зазвичай у вигляді квадратної або кругової маски. Для великих зображень застосовуються оптимізації на рівні даних, такі як обробка блоками або використання структурованих черг для відстеження фронту заповнення регіонів, що зменшує час виконання алгоритму.

Морфологічні особливості обробки визначаються вибором операторів для видалення шумів та уточнення контурів. Наприклад, застосування морфологічного відкриття видаляє дрібні ями, а закриття заповнює дрібні западини між сусідніми сегментами. Комбінування цих операцій з маркованим водоподілом дозволяє отримувати більш стабільні та акуратні сегменти, навіть у складних умовах з неоднорідною освітленістю або наявністю шуму.

Оптимізація алгоритму водоподілу спрямована на підвищення точності сегментації при зменшенні обчислювальних витрат та мінімізації впливу шумів. Одним із поширених підходів є попереднє згладжування зображення з використанням фільтрів Гаусса або медіанного фільтрування, що дозволяє зменшити кількість дрібних локальних мінімумів, які можуть спричинити надмірну сегментацію. Для цього розглядається модифікований оператор градієнта, який включає адаптивне згладжування, що змінює розмір ядра фільтра в залежності від локальної неоднорідності зображення. Такий підхід забезпечує збереження контурів важливих об'єктів при одночасному зменшенні шумів.

Ще однією ефективною оптимізацією є використання маркерів, де перед початком сегментації користувач або автоматичний алгоритм визначає ключові точки, що відповідають локальним мінімумам об'єктів. Це дозволяє уникнути типових проблем водоподілу, таких як надмірне розщеплення регіонів і забезпечує більш стабільні результати при складних зображеннях. Процес маркування може виконуватись автоматично на основі морфологічних операцій, таких як відкриття та закриття, що видаляють дрібні мінімальні пікселі і виділяють тільки значущі структури.

Для візуалізації процесу алгоритму водоподілу доцільно використовувати блок-схему, яка демонструє основні етапи роботи (рисунк 2.2):



Риунок 2.2 – Блок-схема алгоритму сегментації на основі методу водоподілу

Блок-схема ілюструє послідовність дій починаючи від завантаження зображення, через обчислення градієнта та маркування мінімумів, і до ітеративного наповнення та морфологічного уточнення сегментів. Кожний етап є критичним для досягнення коректної та точної сегментації.

Алгоритми сегментації на основі методу водоподілу показують хороші результати при опрацюванні зображень різної складності. Вони можуть проводити аналізу та розбиття на окремі структурні елементи як прості бінарні зображення так і більш складні приклади цифрових зображень. Дана особливість дозволяє інтегрувати їх в складні системи обробки та аналізу цифрових зображень. На рисунку 2.3 наведено приклад виділення об'єктів на цифровому зображенні, яке має складну структуру, велику кількість дрібних елементів та візуально видима зашумленість.

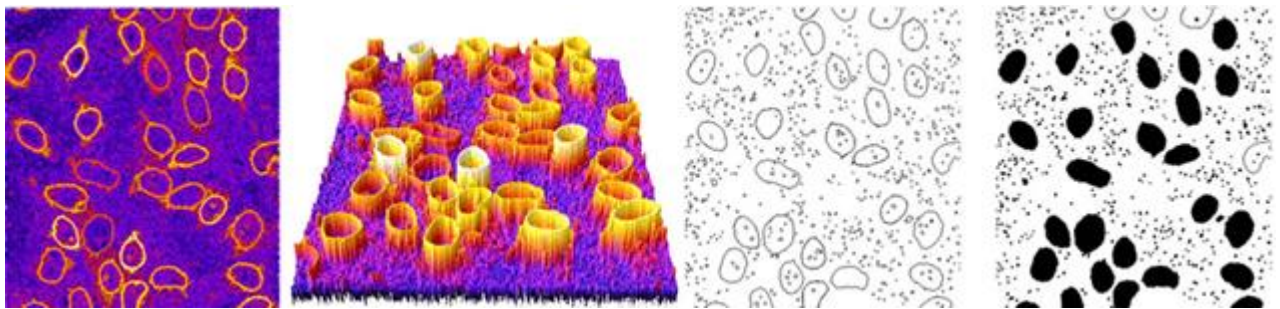


Рисунок 2.3 – Приклад виділення об'єктів на цифрових зображеннях з використанням алгоритму сегментації водоподілом

Порівняння алгоритму водоподілу з іншими методами сегментації, наприклад з алгоритмами порогової сегментації, кластеризації або активних контурів, демонструє його переваги та недоліки. На відміну від порогових методів, водоподіл здатен виділяти об'єкти з неоднорідною інтенсивністю і складною топологією. Порівняно з кластеризаційними методами, водоподіл забезпечує більш точне визначення контурів і збереження дрібних деталей об'єктів. Однак алгоритм водоподілу чутливий до шумів і може призводити до надмірної сегментації без попереднього згладжування або маркування.

2.3 Алгоритм сегментації кольорових цифрових зображень

Алгоритми сегментації активно інтегруються в різні програмні системи для вирішення завдань отримання одноріжних областей на сцені з метою подальшого формування та класифікації об'єктів на них. Проте, на сьогоднішній день програмні системи на вхід отримують все більш скланіши цифрові зображення. Такі зображення містять велику кількість структурних елементів сцени, мають високий рівень зашумленості та інші дефекти, що значно ускладнюють процеси їх опрацювання та аналізу. Тому використання алгоритмів сегментації на пряму не завжди дає необхідний рівень якості отриманих результатів, а для його підвищення використовують модифіковані алгоритми.

Одним із напрямів удосконалення алгоритму водоподілу є використання адаптивних параметрів, таких як поріг градієнта та розмір структурного елемента, що змінюються в залежності від локальної статистики інтенсивності. Наприклад, у темних областях зображення можна зменшити поріг, щоб не пропускати слабкі контури, тоді як у яскравих областях його збільшують для уникнення надмірної сегментації. Такий підхід значно підвищує універсальність алгоритму, роблячи його придатним для широкого спектра задач від медичної діагностики до промислового контролю якості. У запропонованому алгоритмі сегментації було додано два кроки для автоматичного визначення центрів однорідних областей (рисунок 2.4).

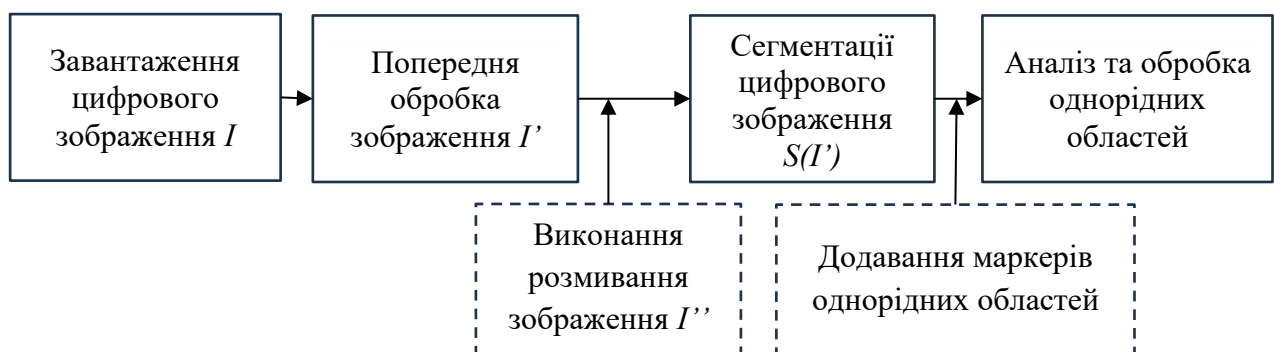


Рисунок 2.4 – Основні етапи тестування програмного коду

Запропоновані модифікації сприятимуть зменшенню кількості малоінформативних областей, що в кінцевому результаті дозволить отримати більш реалістичний розподіл одноріжних областей на сцені цифрового зображення. Блок-схему запропонованого алгоритму наведено на рисунку 2.5.

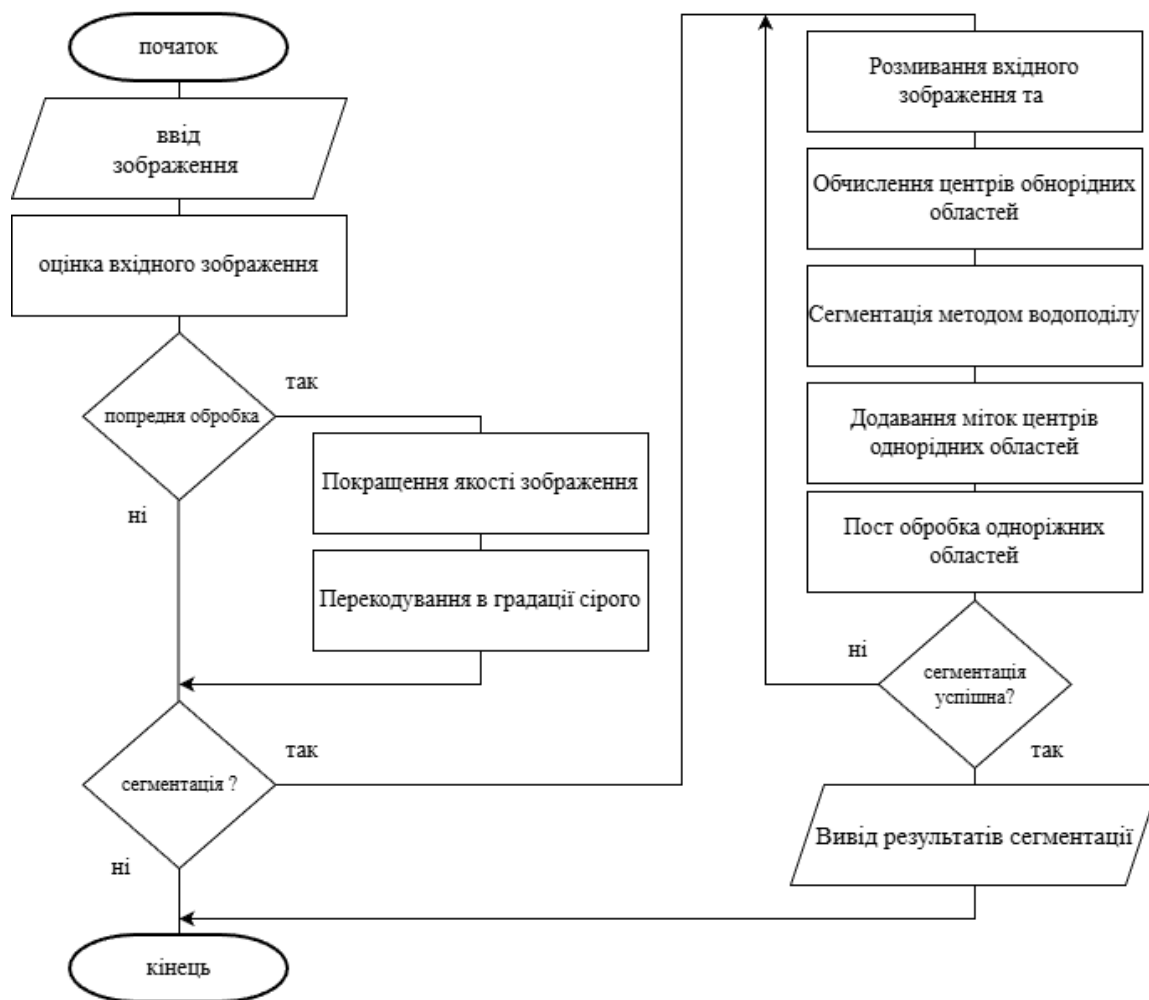


Рисунок 2.5 – Блок-схема модифікованого алгоритму сегментації цифрових зображень на основі методу водоподілу

Запропонований алгоритм базується на відомому підході розбиття сцени цифрового зображення на одноріжні області, проте дозволяє якісно покращити отримані результати. Оскільки, одним з головних недоліків алгоритмів на основі обробки регіонів є велика кількість виділених одноріжних областей та відсутність єдиного підходу до злиття сусідніх областей в області з подібними

характеристиками. Детальний опис запропонованого алгоритму можна описати на основі наступної послідовності кроків:

- 1) Отримання цифрового зображення.
 - 2) Аналіз отриманого зображення та виділення його основних кількісних ознак.
 - 3) Якщо вхідне зображення кольорове або містить високий рівень дефектних областей то перехід на крок 5, інакше перехід на крок 7.
 - 4) Видалення шумів на цифровому зображенні.
 - 5) Переконвертація в градації сірого, для запуску алгоритму водоподілу.
 - 6) Розмивання вхідного зображення на основі фільтрів, для отримання відображення вхідного зображення у вигляді набору плям.
 - 7) Аналіз отриманих однорідних плям та обчислення їх кількісних характеристик для отримання масиву центрів однорідних областей.
 - 8) Визначення множини однорідних областей на основі алгоритму сегментації водоподілу.
 - 9) Встановлення міток центрів однорідних областей.
 - 10) Якщо однорідна область менша за T , а її характеристики не відрізняються від сусідніх на значення t , то вона приєднується до більшої з сусідніх областей.
 - 11) Проміжна оцінка отриманих результатів. Якщо результати не задовільняють очікуваних, то змінюємо параметри роботи алгоритму та повертаємось на крок 6, інакше крок 12.
 - 12) Вивід результатів робота алгоритму сегментації.
- Створений алгоритм дозволяє підвищити якість отриманих результатів алгоритму водоподілу, при цьому не сильно збільшивши часові витрати на опрацювання цифрового зображення. Перевагами запропонованого алгоритму можна вважати наступні:
- можна обробляти різні типу зображень не зважаючи на їх складність та рівень зашумленості;

- використання в основі методу водоподілу надає надійних та швидкий механізм обробки цифрових розражень;
- алгоритм легко реалізовується та інтегрується в системи обробки та аналізу цифрових зображень.

Недоліки запропонованого алгоритму:

- складність автоматичного визначення множини основних центрів однорідних областей, що може негативно вплинути на кількість виділених областей та підсумковий результат роботи;
- автоматичний режим роботи алгоритму напряму залежить від правильності підбору параметрів його роботи.

Розроблений алгоритм дозволяє розбити вхідне цифрове зображення на масив однорідних областей на основі аналізу значень рівня сірого в окремих його точках. Він дозволяє опрацьовувати цифрові зображення в автоматичному режимі. Проте результат його роботи залежить від якості вхідного зображення та алгоритмів попередньої обробки цифрового зображення.

2.4 Висновки до розділу

Здійснено класифікація алгоритми сегментації цифрових зображень на основі аналізу принципів їх роботи, що дозволило виділити загальний алгоритм роботи алгоритмів на основі регіонів, а також виділити їх переваги та недоліки;

Розроблено модифікований алгоритм сегментації цифрових зображень на основі методу водоподілу з додаванням кроків виділення центрів однорідних областей, що дозволило в подальшому інтегрувати його в структуру програмного додатку обробки цифрових зображень.

3 ПРОГРАМНИЙ ДОДАТОК ОПРАЦЮВАННЯ ЦИФРОВИХ КОЛЬОРОВИХ ЗОБРАЖЕНЬ

3.1 Структура, класи та інтерфейси програмного додатку

Розробка системи обробки цифрових зображень є складним і багаторівневим процесом, що вимагає ретельного планування, вибору відповідних алгоритмів та інструментів, а також забезпечення ефективності й масштабованості програмного продукту. На початковому етапі виконуються проектування архітектури системи. Архітектурні рішення визначають структуру програмного продукту, взаємодію між його компонентами та способи реалізації алгоритмів обробки. Важливим завданням є забезпечення модульності, що дозволяє ізолювати окремі функціональні блоки та спрощує їх тестування й подальшу модифікацію. У процесі проектування враховується необхідність підтримки різних форматів зображень, інтеграції з бібліотеками для роботи з графікою та можливість розширення системи новими алгоритмами. Архітектура повинна бути достатньо гнучкою, щоб адаптуватися до змін у вимогах і технологіях, а також забезпечувати ефективне використання ресурсів комп'ютера. Після розробки архітектури проводять моделювання окремих елементів майбутньої системи, з метою виявлення критичних місць на ранніх стадіях. Це дозволяє зменшити часові витрати на переписування програмного коду в подальшому.

Реалізація алгоритмів обробки становить центральний етап створення системи. У цьому контексті важливою є оптимізація обчислень, оскільки цифрові зображення характеризуються великим обсягом даних, і навіть незначні затримки можуть суттєво впливати на продуктивність системи. Реалізація алгоритмів потребує використання структур даних, які забезпечують швидкий доступ до пікселів та ефективне виконання операцій над ними.

Тестування системи є невід'ємною частиною процесу розробки. Воно передбачає перевірку коректності реалізації алгоритмів, відповідності

результатів очікуванням та стабільності роботи програмного продукту. Тестування включає як автоматизовані методи, так і ручну перевірку, що дозволяє виявити потенційні помилки та недоліки. Особливу увагу приділяють перевірці системи на різних типах зображень, що забезпечує її універсальність та здатність працювати в широкому спектрі умов. Тестування також сприяє підвищенню надійності системи та формує основу для її подальшого вдосконалення.

Доцільність використання мови Java у реалізації системи обробки цифрових зображень обумовлена низкою факторів (рисунок 3.1). Використання саме цієї мови програмування зумовлено тим, що Java є платформонезалежною мовою, що дозволяє створювати програмні продукти, які можуть функціонувати на різних операційних системах без необхідності внесення суттєвих змін у код. Це забезпечує мобільність та універсальність системи, що є важливим у сучасних умовах глобалізації та різноманітності апаратних платформ. Іншою важливою перевагою Java є велика кількість бібліотек та фреймворків, які підтримують роботу з графікою та зображеннями. Використання таких інструментів значно спрощує реалізацію складних алгоритмів та скорочує час розробки.

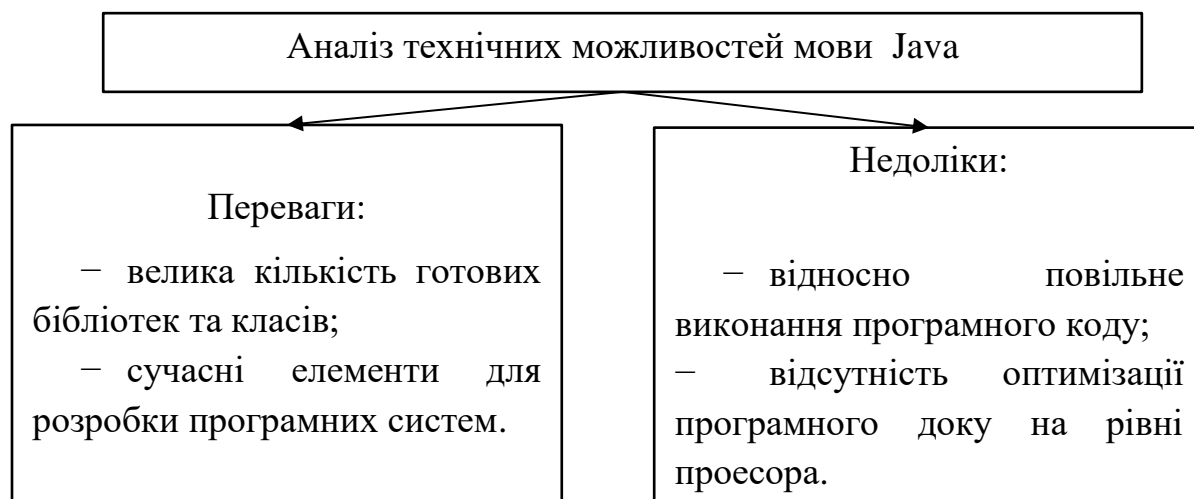


Рисунок 3.1 – Переваги та недоліки реалізації системи обробки зображень на мові Java

Крім того, Java характеризується високим рівнем безпеки, що є критично важливим у контексті роботи з цифровими даними. Механізми управління пам'яттю, вбудовані засоби захисту та контроль доступу забезпечують стабільність і надійність програмного продукту. Це особливо актуально для систем, які працюють із великими обсягами інформації та потребують захисту від потенційних загроз. Важливою перевагою є також підтримка багатопоточності, що дозволяє ефективно реалізувати паралельну обробку зображень та підвищити продуктивність системи. У поєднанні з можливостями оптимізації коду це створює умови для досягнення високої швидкості виконання навіть складних операцій.

В основі будь якої програмної системи знаходиться її архітектурне рішення, що повинно забезпечити роботу програмного додатку в залежності відпосталвених завдань. Розроблена структура наведена на рисунку 3.2.

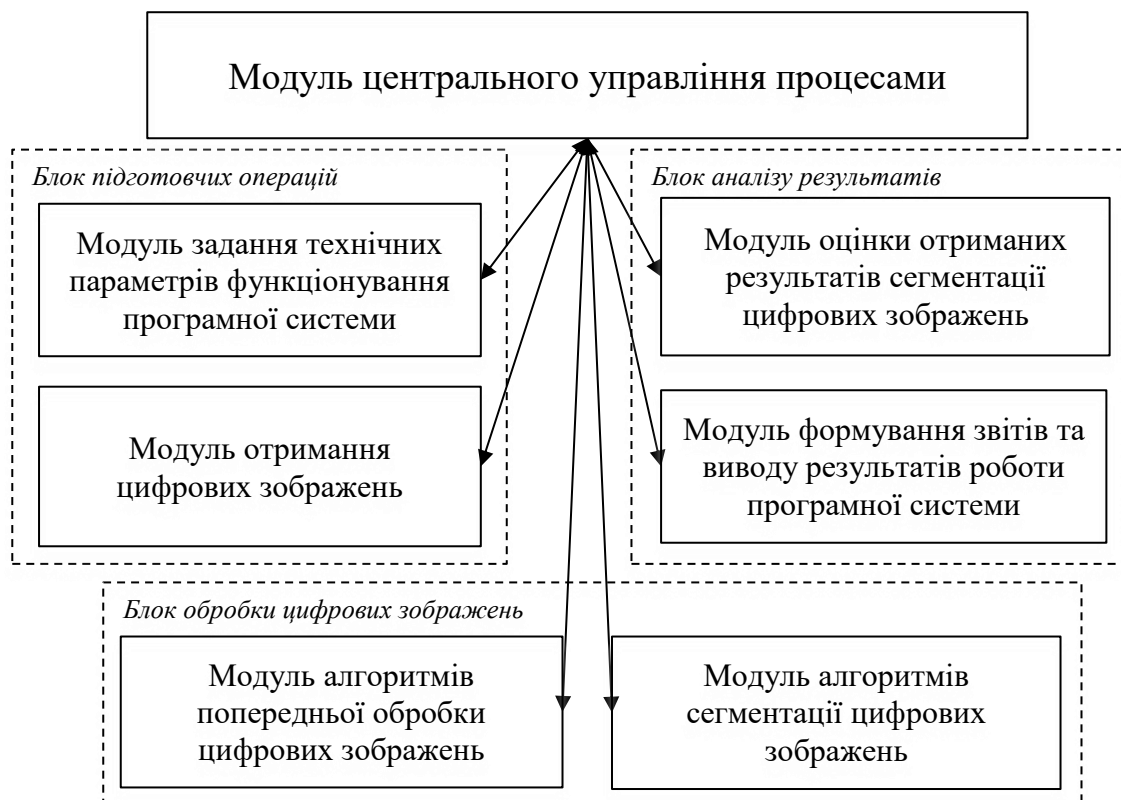


Рисунок 3.2 – Узагальнена структура додатку опрацювання цифрових кольорових зображень

Внутрішня структура програмного додатку для обробки цифрових зображень формується як цілісна архітектурна модель, у якій кожен модуль виконує чітко визначені функції та взаємодіє з іншими компонентами через уніфіковані інтерфейси. Центральним елементом виступає модуль центрального управління, що координує роботу всіх підсистем і забезпечує узгодженість виконання операцій. Його основним призначенням є приймання вхідних даних, ініціація відповідних процедур, контроль стану підсистем, а також оптимізація використання ресурсів. Цей модуль виступає ядром усієї системи, оскільки саме через нього здійснюється маршрутизація інформаційних потоків і підтримується взаємодія між підготовчими, обчислювальними та аналітичними блоками.

Підготовчий блок відповідає за встановлення технічних параметрів функціонування системи, що охоплює визначення характеристик оброблюваних даних, налаштування режимів роботи програмою інфраструктури та отримання вихідних цифрових матеріалів від зовнішніх пристроїв або джерел даних. Сам процес завантаження цифрових зображень здійснюється таким чином, щоб гарантувати їхню цілісність, коректність формату та відповідність вимогам подальшої обробки. На цьому етапі формуються метадані, необхідні для прецизійної подальшої роботи алгоритмів.

Блок обробки включає модулі попередньої трансформації даних та алгоритми сегментації цифрових зображень. Попередня обробка спрямована на підвищення якості вхідних матеріалів, усунення шумів, нормалізацію освітлення та уточнення структурних елементів. Застосування таких процедур забезпечує стабільність і точність подальшого аналізу. Алгоритми сегментації виконують розподіл зображення на однорідні області відповідно до закладених критеріїв, що дозволяє виділити ключові об'єкти та забезпечити можливість їх подальшої ідентифікації. У межах цього модуля реалізуються адаптивні методи обробки, орієнтовані на підвищення точності, навіть у разі складних або зашумлених даних.

Блок аналізу результатів відповідає за оцінку коректності виконаних операцій та формвання підсумкових матеріалів. Він оцінює ефективність

сегментації через порівняння отриманих результатів із контрольними параметрами, після чого здійснюється генерація узагальнених звітів про роботу додатку. Такі звіти включають графічні матеріали, числові показники та текстові інтерпретації, що дозволяє виконати глибший аналіз отриманих даних. Забезпечення високої інформативності результатів дозволяє користувачеві здійснювати обґрунтовані висновки щодо якості роботи системи та коректності ідентифікації ключових об'єктів.

Таким чином, цілісна архітектура додатку формує логічно злагоджену систему, у якій кожен модуль виконує власну роль, а компонеинтів інтеграція забезпечує стабільність, масштабованість і надійність процесві обробки зображень.

Діаграма прецедентів формує цілісну концептуальну модель, що відображає функціональну організацію додатку, особливості роебти користувача та внутрішні залежності між операціями, створюючи чітку основу для подальшого проектування, аналізу та вдосконалення системи (рисунок 3.3). У структурі описані як первинні, так і довмопіжні механізми, що забезпечують ефективну реалізацію всіх ключових процесів обробки цифрових зображень.

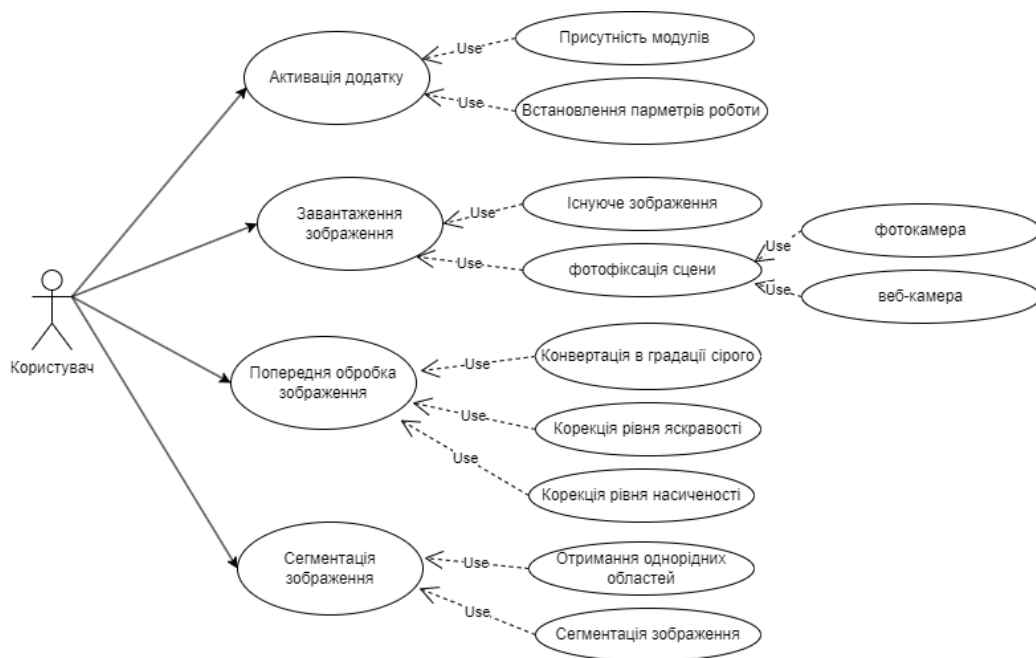


Рисунок 3.3 – Діаграма прецедентів обробника цифрових зображень

Діаграма прецедентів, що описує функціонування програмного додатку обробки цифрових зображень, репрезентує логічну взаємодію між користувачем та основними підсистемами, які забезпечують повний цикл роботи із вхідними графічними даними. Центральною фігурою у моделі виступає користувач, котрий ініціює всі ключові процеси, що охоплюють активацію додатку, завантаження вихідних матеріалів, виконання процедур попередньої обробки та проведення сегментації. Структура діаграми демонструє послідовний та водночас гнучкий характер взаємодії, у якому кожна операція може включати допоміжні дії, представлені у вигляді вкладених прецедентів, що деталізують зміст окремих процедур.

Активація додатку пов'язана з перевіркою присутності необхідних модулів та встановленням параметрів роботи, що забезпечує коректне середовище для подальших операцій. Ці підпроцеси гарантують відповідність системи технічним вимогам і створюють умови для стабільного запуску модулів обробки. Завантаження зображення уособлює два можливих сценарії: використання вже існуючих матеріалів або здійснення фотофіксації сцени через зовнішні пристрої, такі як фотокамера чи веб-камера. У діаграмі окремо позначено залежності між прецедентами, що показує, як користувач може переходити від одного набору дій до іншого, забезпечуючи гнучкість у способах отримання початкових даних.

Етап попередньої обробки охоплює низку внутрішніх механізмів, які включають конвертацію в градації сірого, корекцію рівня яскравості та корекцію рівня насиченості. Ці процедури виступають взаємопов'язаними складовими, спрямованими на покращення якості вихідного матеріалу та підвищення інформативності структурних елементів зображення. Діаграма демонструє, що кожна з них використовується окремо, проте в реальному процесі вони можуть формувати цілісний каскад попередньої підготовки, що оптимізує результативність подальших алгоритмів.

Сегментація зображення на діаграмі подається як окремий прецедент, який використовує внутрішні механізми отримання однорідних областей. Це є ключовою задачею системи, оскільки саме вона визначає кордони між

структурними компонентами та створює основу для аналітичної інтерпретації. Зв'язки між прецедентами відображають логіку переходів, відповідно до якої користувач ініціює подальші процедури після завершення підготовчих етапів. Такий підхід забезпечує прозорість і послідовність, а також дозволяє оцінити, які саме компоненти системи задіюються у визначених сценаріях.

Діаграма послідовностей, що відображає роботу програмного додатку сегментації цифрових зображень на основі алгоритму водоподілу моделює поетапну взаємодію між користувачем, основною програмою та модулем сегментації (рисунок 3.4). У структурі цієї взаємодії демонструється логічний перебіг процесів, пов'язаний із завантаженням даних, їх попередньою обробкою, передачею до обчислювального модуля та отриманням результатів, які у подальшому оцінюються та повертаються користувачеві.

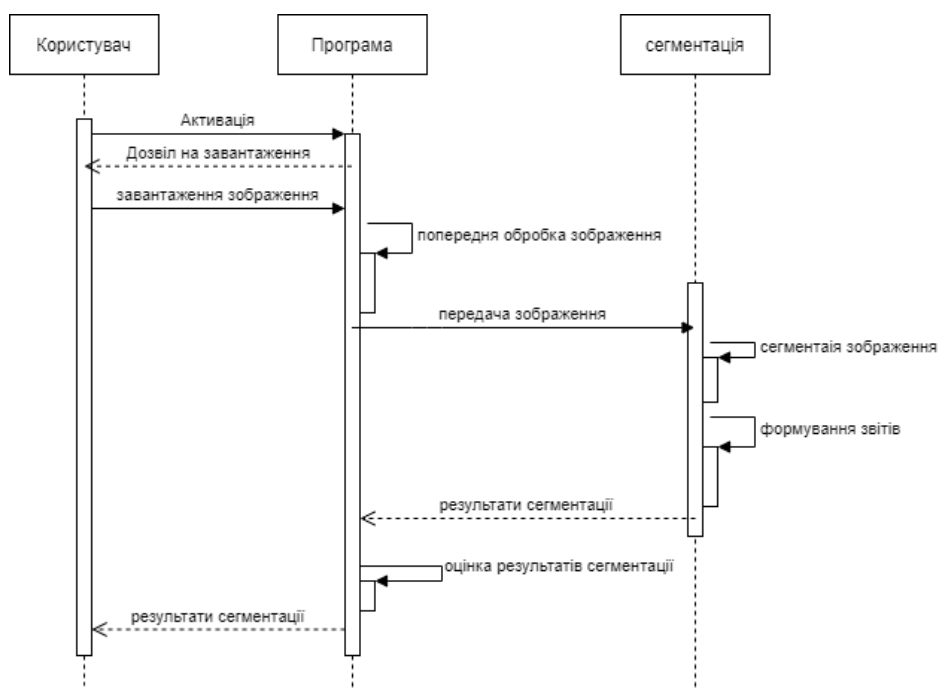


Рисунок 3.4 – Діаграма послідовності обробника цифрових зображень

Центральною фігурою у цій взаємодії виступає користувач, що ініціює основні операції, а програма реагує на них відповідно до своєї внутрішньої структури та доступних механізмів обробки. Саме тому вся модель побудована

так, щоб забезпечити максимально послідовний перехід між різними процесами, пов'язаними з аналізом, модифікацією та виконанням програмного коду.

Першою ключовою точкою взаємодії стає отримання файлу, у ході якого користувач спрямовує програму на завантаження необхідних даних. Діаграма демонструє, що система відкриває можливість роботи як з окремими файлами, так і з цілими проектами, дозволяючи адаптувати процес до різних випадків використання. Цей етап має фундаментальне значення, оскільки саме на ньому закладається основа подальшого аналізу. Як тільки файл потрапляє в середовище програми, вона активує внутрішні процедури перевірки, які спрямовані на визначення структури переданого коду та виявлення його ключових елементів.

Подальший сценарій охоплює попередню обробку, що передбачає пошук структур даних, аналіз внутрішнього змісту та формування початкового контексту для майбутніх обчислень. На діаграмі цей процес відображено через низку пов'язаних прецедентів, які послідовно охоплюють і визначення типів конструкцій, і встановлення початкових значень. У результаті програма будує внутрішню модель структури коду, що використовується на наступних етапах.

Наступним етапом стає тестування коду. Користувач задає умови виконання, вибирає моделі тестування та коригує окремі фрагменти програмної логіки. Діаграма демонструє, що процеси реалізуються як взаємопов'язані дії які охоплюють вибір даних для тестування та при необхідності внесення змін у структуру самої програми. Програма виступає як активний учасник цього процесу, реагуючи на корекції, перезапускаючи процедури аналізу та формуючи модифікований код для подальшого виконання.

Одним з елементів з яким постійно взаємодіють користувачі програмних додатків є графічний інтерфейс. Від його продуманості та зовнішнього виду залежить рівень зручності роботи з програмною розробкою. Окрім того, графічний інтерфейс, що складається з відомих користувачам елементів дозволяє знизити час навчання роботи з програмним додатком. Тому при проектуванні графічного інтефейсу були враховані усі ці зауваження (рисунок 3.5).

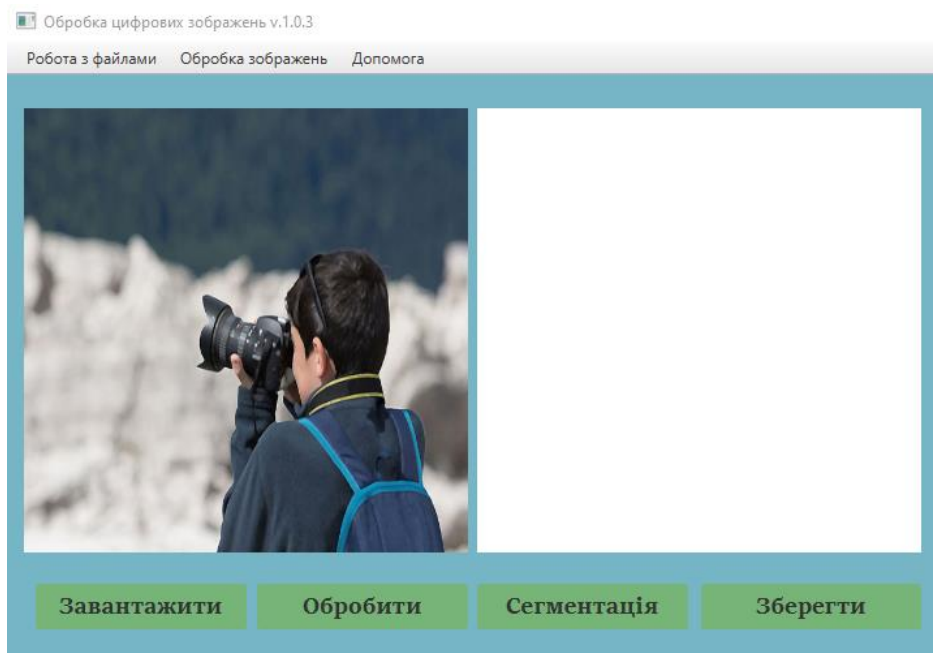


Рисунок 3.5 – Діаграма послідовності обробника цифрових зображень

Розроблений дизайн можна розділити на декілька умовних частин, які в поєднанні створюють завершену сцену з керуючих елементів та елементів відображення результатів роботи програмного додатку. В верхній частині головного вікна реалізоване основне меню програмної розробки, що дозволяє користувачам повноцінно користуватись реалізованим в програмному додатку. Проте для коректної роботи з даним меню необхідні початкові знання в користуванні програмними засобами даного типу, а також розуміння принципів обробки цифрових кольорових зображень. В нижній частині головного вікна розташоване користувацьке меню у вигляді скнопки, що активують основні функції по обробці цифрових зображень. Даний набір спрямований на користувачів, які хочуть швидко виконати поставлені завдання без значного втручання в внутрішні процеси обробки цифрового зображення. Центральна частина розділена на дві рівні зони в яких відбувається візуалізація результатів обробки цифрового зображення. Дані дві області займають основну частину робочого вікна, оскільки це надасть можливість максимально комфортно візуалізувати отримані результати та дозволить користувачам максимально комфортно оцінити їх.

3.2 Аналіз функції обробника цифрових зображень

В процесі роботи програмний додаток повинен виконати підготовчий етап, який складається з процесу завантаження цифрового зображення та вибору операції яку необхідно здійснити над ним. Функціонально це реалізовано максимально комфортним для користувачав методом, а саме за допомогою стандартного діалогового вікна пошуку та вибору файлів. Саме діалогове вікно активується кліком по правій області головного вікна.

```
FileChooser fileChooser = new FileChooser();
fileChooser.setTitle("Виберіть зображення");
fileChooser.getExtensionFilters().addAll(
    new FileChooser.ExtensionFilter("Зображення", "*.png",
    "*.jpg", "*.jpeg", "*.gif"));
File file = fileChooser.showOpenDialog(stage);
```

Дана реалізація дозволяє користувачеві самостійно обрати цифрове зображення для наступної обробки. В програмі реалізована можливість обробки цифрових зображень різного типу. Допустимі типи ифрових зображень відображені у діалоговому вікні. Після вибору відповідного цифрового файлу та його завантаження у одласть відображення за допомогою одного з меню користувач може обрати функцію для його обробки (рисунок 3.6).

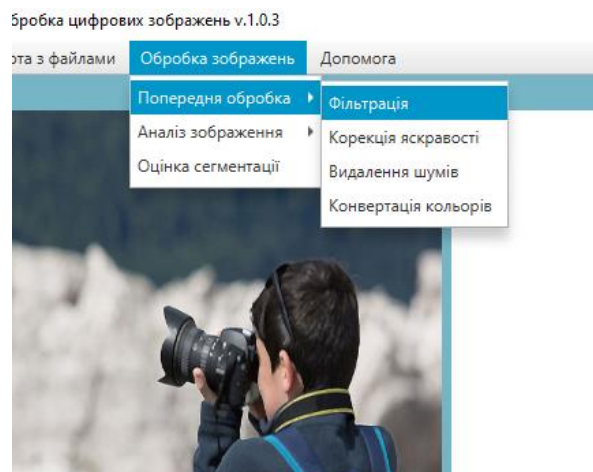


Рисунок 3.6 – Вибір функції для обробки цифрового зображення

Після вибору функції сегментації створюються два класи, які дозволяють провести сегментацію цифрового зображення методом водоподілу. Перший клас `WatershedStructure` призначений для представлення пікселів зображення у вигляді структури, відсортованої за яскравістю, і зберігання зв'язків між сусідніми пікселями. Така структура є основою алгоритму `Watershed`, який моделює зображення як рельєфну карту: пікселі з більш низькими інтенсивностями відповідають "басейнам", а алгоритм шукає "розділові лінії" між ними. Основні функції класу полягають в створення об'єктів `WatershedPixel` для кожного пікселя ROI, встановлення сусідніх пікселів для кожного `WatershedPixel`, сортування пікселів за інтенсивністю. В загальному випадку даний клас має наступну структуру:

```
public class WatershedStructure {
    private final List<WatershedPixel> pixels;
    public WatershedStructure(ImageProcessor ip);
    public WatershedPixel get(int index);
    public int size()
    @Override
    public String toString();
}
```

Метод-конструктор класу `WatershedStructure` приймає об'єкт `ImageProcessor`, який містить зображення в 8-бітному форматі. У середині конструктора спочатку визначаються розмір області інтересу, ширина зображення та масив пікселів. Далі створюється внутрішня структура для зберігання об'єктів `WatershedPixel`. Конструктор обходить кожен рядок і стовпець області інтересу, обчислюючи локальні координати пікселя відносно ROI. Для кожного пікселя створюється об'єкт `WatershedPixel`, який зберігає координати і значення інтенсивності. Потім для кожного пікселя визначаються сусіди шляхом перевірки усіх навколишніх пікселів у межах області інтересу. Сусіди додаються до внутрішнього списку пікселя, що дозволяє алгоритму `Watershed` "затоплювати" область через сусідні пікселі. Після встановлення

сусідів усі пікселі сортуються за значенням інтенсивності, що забезпечує обробку від найтемніших до найсвітліших пікселів під час виконання алгоритму.

Метод *get(int index)* надає доступ до конкретного пікселя у внутрішній структурі за індексом. Метод *size()* повертає кількість пікселів у структурі. Він дозволяє визначити загальний розмір області інтересу в пікселях і слугує для контролю ітерацій у алгоритмах, які обробляють структуру. Метод *toString()* формує текстове представлення всієї структури пікселів. Для кожного пікселя створюється рядок, який містить його координати, значення інтенсивності та інформацію про сусідні пікселі. Даний набір методів є допоміжним та використовується програмою для організації внутрішніх зв'язків з іншими елементами програмного додатку.

Конструктор та методи класу працюють разом таким чином, що після створення об'єкта *WatershedStructure* кожен піксель має повну інформацію про свої координати, інтенсивність та сусідів. Це дозволяє алгоритму *Watershed* ефективно виконувати сегментацію, оскільки кожен піксель може "затоплюватися" через зв'язки з сусідніми пікселями в порядку зростання інтенсивності. Сортування пікселів забезпечує правильну обробку, а методи доступу дозволяють працювати з окремими пікселями і контролювати розмір структури.

Іншим класом, який виконує безпосередню сегментацію є клас *Watershed*. Він призначений для обробки цифрових зображень, зокрема для сегментації 8-бітних сірих зображень. Його головна мета полягає у виділенні окремих регіонів на зображенні за інтенсивністю пікселів, що дозволяє визначити області, які можна трактувати як "басейни" та "вододіли" у топографічній аналогії. Клас працює за принципом занурення: пікселі зображення спочатку сортуються за значенням інтенсивності від найтемніших до найсвітліших, після чого відбувається поступове "затоплення" регіонів, під час якого кожен піксель отримує мітку, що вказує на належність до певного басейну або вододілу. Даний клас має наступну структуру, що включає в себе поля з параметрами роботи алгоритму та методами які безпосередньо проводять сегментацію:

```

public class WatershedAlgorithm {
    private static final int HMIN = 0;
    private static final int HMAX = 256;
    public int setup(String arg, ImagePlus imp);
    public void run(Image img);
    private void showAbout();
}

```

Для контролю процесу затоплення використовується черга FIFO, яка дозволяє обробляти пікселі в правильному порядку. Пікселі взаємодіють зі своїми сусідами, що дозволяє правильно формувати межі між різними областями і точно визначати вододіли. Після завершення алгоритму формується нове зображення, де вододіли відображаються у вигляді виділених ліній, що забезпечує наочне представлення сегментованих областей (рисунок 3.7).

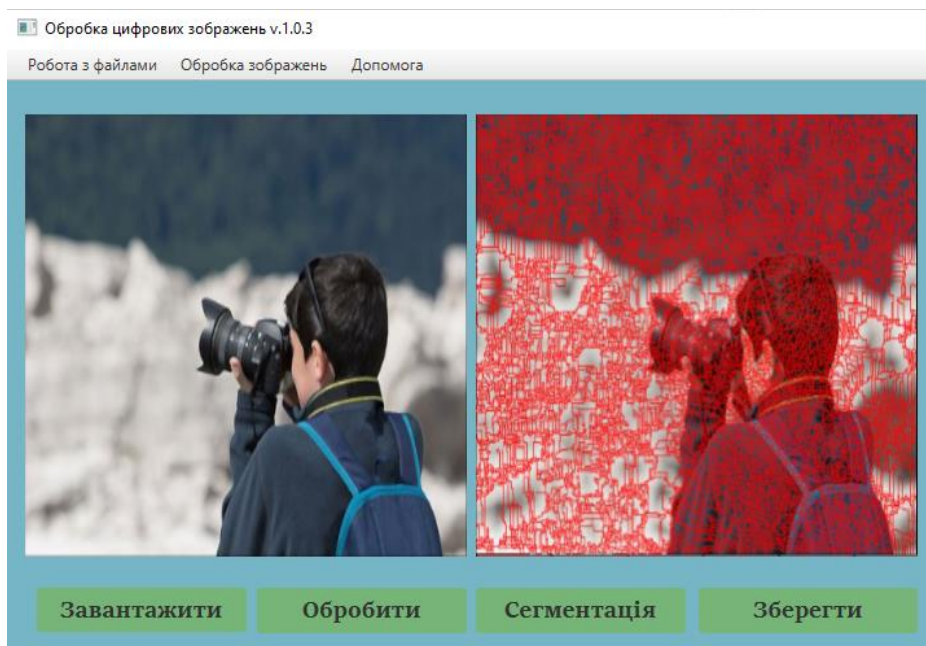


Рисунок 3.7 – Результат процесу сегментації

Таким чином, клас автоматично визначає на зображенні природні межі регіонів, сегментуючи його на окремі об'єкти або області інтересу на основі локальної інтенсивності пікселів. Цей підхід широко використовується у комп'ютерному зорі, аналізі медичних зображень, географічних інформаційних

системах та інших сферах, де важливо виділити структури всередині зображення.

В класі реалізовані різні допоміжні методи. Зокрема метод *setup()* виконує початкову конфігурацію роботи алгоритму. Метод *run()* містить основну логіку алгоритму Watershed. Він починає з підготовки структури пікселів за допомогою об'єкта *WatershedStructure*, що сортує пікселі за значенням інтенсивності та встановлює їх сусідів. Потім створюється черга FIFO для контролю затоплення регіонів та ініціалізується змінна для поточного маркування басейнів. Для кожного рівня інтенсивності обробляються пікселі, спочатку визначаються пікселі на поточному рівні та маркуються як MASK, а сусіди, які вже належать до існуючих басейнів або вододілів, додаються у чергу. Після цього починається цикл затоплення, у якому з черги по черзі витягуються пікселі, перевіряються їхні сусіди та відповідно встановлюються мітки для поточного пікселя. Цей процес продовжується до тих пір, поки черга не спорожніє, при цьому використовується спеціальний "фіктивний" піксель для контролю відстані затоплення.

Метод *showAbout()* просто відображає вікно з повідомленням про плагін, його авторів і використовуваний алгоритм. Цей метод не змінює дані зображення і використовується для інформаційних цілей користувача.

3.3 Тестування реалізованого програмного додатку

Процес перевірки програмного забезпечення здійснювався поетапно. На початковій стадії було проведено ручне тестування, спрямоване на визначення рівня зручності користування додатком. Учасники тестування аналізували інтерфейс та можливості, що відкриваються з головного вікна програми. Узагальнені результати цього етапу подано в таблиці 3.1.

Таблиця 3.1 – Результати тестування програмного інтерфейсу

№ тесту	Опис тесту	Очікуваний результат	Фактичний результат	Примітки
1	Загальна оцінка користувацького інтерфейсу	Простий, інтуїтивно зрозумілий інтерфейс	Користувацький інтерфейс простий з чітко розділеними візуальними областями	Тест пройдено
2	Швидкість навчання роботи з програмою	Мінімальний час для не досвідчених користувачів	Для опанування основними принципами роботи з програмним засобом достатньо 30хв	Тест пройдено
3	Зручність інтерфейсу	Час доступу до основних функцій – мінімальний. Час доступу до довільного керуючого елемента - швидкий	Опираючись на використання основного меню та елементів швидкого доступу час активації будь якого елемента меню є мінімальним	Тест пройдено

Проведене тестування проілюструвало високу якість розробленого дизайну головного вікна програмного додатку, що в подальшому значно спростики користувачам процеси роботи з програмною системою.

З метою отримання більш об'єктивних результатів функціонування програмного забезпечення було проведено серію тестувань із використанням різних груп цифрових зображень. Для класифікації вхідних даних визначено

низку критеріїв, що мають безпосередній вплив на ефективність роботи алгоритмів сегментації. До таких критеріїв віднесено:

- розмір вхідного зображення;
- кількість окремих об'єктів, що розташовані на цені;
- коефіцієнт відмінності між суміжними одноріжними областями;
- рівень зашумленості цифрового зображення;
- розмір палатри кольорів у зображенні.

Відповідно до зазначених параметрів усі вхідні зображення було систематизовано у чотири основні категорії:

- Прості зображення – характеризуються мінімальною кількістю кольорів та об'єктів (1–3), відсутністю шумів, невеликим розміром та чіткими межами між суміжними областями.

- Звичайні зображення – містять обмежену кількість об'єктів (3–5), мають середню кольорову гаму, можуть включати незначні артефакти або шуми, розмір варіюється від малого до середнього, межі між областями здебільшого чітко визначені.

- Складні зображення – відзначаються значною кількістю об'єктів (понад 5), різноманітною кольоровою палітрою, наявністю артефактів та шумів, середнім або великим розміром, при цьому межі між суміжними областями не завжди чітко окреслені.

- Штучно ускладнені зображення – сформовані на основі групи складних зображень з метою перевірки працездатності програмного додатку при обробці даних низької якості. Для цього до зображень було додано додаткові шуми та застосовано методи фільтрації (зокрема розмиття).

Для отримання оцінки продуктивності програмного додатку процес тестування передбачав декілька етапів обробки цифрового зображення. Проміжні результати обробки наведено на рисунку 3.8.

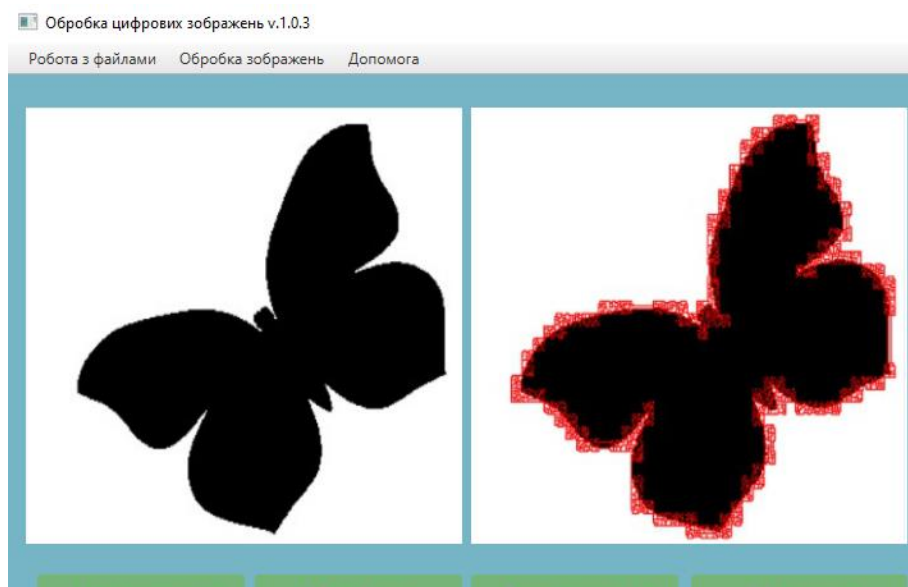


Рисунок 3.8 – Приклад проміжних результатів роботи: вхідне зображення (а), масив обнорідних областей (б)

Результати тестування зображень різних груп продемонстрували, що максимально ефективним є сегментація, при умові виділення на зображеннях від 10 до 45 окремих однорідних областей (рисунок 3.9). Саме така кількість областей дозволила максимально точно здійснити поділ вхідного зображення при цьому візуальна оцінка в даних випадках максимально відповідала очікуваним результатам сегментації.

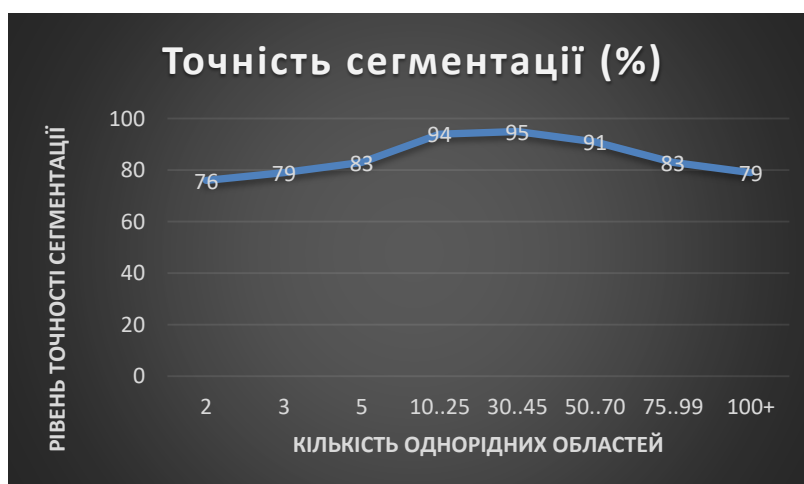


Рисунок 3.9 – Порівняння результатів сегментації цифрових зображень

Додатковий аналіз результатів за окремими показниками засвідчив, що розмір вхідного зображення не чинить суттєвого впливу на якість сегментації, проте прямо корелює зі збільшенням часу його обробки. Рівень зашумленості, навпаки, має безпосередній вплив на точність сегментації; однак за умов низької інтенсивності шумів цей фактор може бути проігнорований.

Кількість об'єктів, присутніх на цифровому зображенні, не є визначальним чинником для результатів сегментації. Значно більший вплив мають параметри, пов'язані з розміром об'єктів та їх просторовим розташуванням. Зокрема, сегментація зображень із невеликими об'єктами характеризується нижчим рівнем точності порівняно з результатами, отриманими для зображень із аналогічною кількістю, але більшими за розміром об'єктами. Кількість кольорів, використаних у зображенні, має відносний характер впливу. Вирішальним чинником у цьому випадку є ступінь відмінності між кольоровими компонентами, що визначає якість розмежування областей.

Інші результати, отримані в процесі тестування, були систематизовані відповідно до визначених критеріїв та узагальнені у таблиці 3.2.

Таблиця 3.2 – Узагальнена таблиця результатів тестування

Тестові групи	Точність сегментації	Вплив шумів	Кількість об'єктів на зображенні	Чіткість границь
Прості	Висока	Не відчувається	Впливу немає	Впливу немає
Звичайні	Висока	Низький	Мало відчутний вплив	Вплив присутній
Складні	Середня	Відчутний	Слід враховувати при роботі	Впливають на результати роботи
Штучно ускладнені	Низька	Відчутний	Слід враховувати при роботі	Впливають на результати роботи

На підставі результатів моделювання запропонованого алгоритму та експериментального тестування програмного комплексу для обробки і аналізу цифрових зображень можна визначити низку його переваг. Зокрема:

- алгоритм демонструє універсальність і може застосовуватися для сегментації зображень різних типів, форматів та структурної складності;
- реалізація алгоритму не потребує значних обчислювальних ресурсів, що спрощує інтеграцію та подальший супровід програмного забезпечення;
- інтерфейс розробленого додатка є інтуїтивно зрозумілим і сприяє підвищенню ефективності взаємодії користувача з системою.

Водночас під час аналізу роботи алгоритму виявлено низку недоліків, які потребують урахування:

- результати сегментації можуть погіршуватися за підвищеного рівня шумів, оскільки алгоритм є чутливим до неоднорідностей інтенсивності;
- точність сегментації зменшується на зображеннях зі слабо вираженими границями між об'єктами.

3.4 Висновки до розділу

Було розроблено внутрішню структуру програмного засобу для обробки цифрових зображень та виконано її моделювання, що забезпечило можливість створення повнофункціонального додатку для аналізу та опрацювання зображень.

Проведено комплексне функціональне й експериментальне тестування створеної програмної системи на вибірці цифрових зображень різного рівня складності, що підтверджує ефективність реалізованих алгоритмів сегментації.

ВИСНОВКИ

Аналіз результатів кваліфікаційної роботи дозволив зробити наступні висновки відносно поставлених задач:

1. Проаналізовано типи цифрових кольорових зображень на основі дослідження їх характеристики та способів кодування, що дозволило провести їх класифікацію.

2. Досліджено етапи обробки цифрових кольорових зображень, на основі аналізу завдань які на них вирішуються, що дозволило виділити множину завдань які виконуються в процесі аналізу цифрових кольорових зображень;

3. Досліджено сучасні програмні системи аналізу, опису та генерування цифрових кольорових на основі аналізу їх функціонування та внутрішньої архітектури, що дозволило виділити основні структурні вузли та інтерфейси для програм даного типу.

4. Здійснено класифікація алгоритми сегментації цифрових зображень на основі аналізу принципів їх роботи, що дозволило виділити загальний алгоритм роботи алгоритмів на основі регіонів, а також виділити їх переваги та недоліки;

5. Розроблено модифікований алгоритм сегментації цифрових зображень на основі методу водоподілу з додаванням кроків виділення центрів об'єктних областей, що дозволило в подальшому інтегрувати його в структуру програмного додатку обробки цифрових зображень.

6. Проведено комплексне функціональне й експериментальне тестування створеної програмної системи на вибірці цифрових зображень різного рівня складності, що підтверджує ефективність реалізованих алгоритмів сегментації.

СПИСОК ВИКОРИСТАНОЇ ЛІТЕРАТУРИ

1. Матіяш Ю.Р., Варвянський А.О. Аналіз алгоритмів сегментації цифрових кольорових зображень. III Всеукраїнська науково-практична конференція «Інтелектуальні комп'ютерні системи та мережі» (ІКСМ'25). 25 листопада 2025, Тернопіль, Україна. Тернопіль: ЗУНУ, 2025.

2. Варвянський А.О., Матіяш Ю.Р. Сучасні технології аналізу та опису цитологічних та гістологічних біомедичних зображень. III Всеукраїнська науково-практична конференція «Інтелектуальні комп'ютерні системи та мережі» (ІКСМ'25). 25 листопада 2025, Тернопіль, Україна. Тернопіль: ЗУНУ, 2025.

3. Дубчак Л. О., Гураль І. В. Методичні вказівки до оформлення курсових проектів, звітів про проходження практики, випускних кваліфікаційних робіт для студентів спеціальності «Комп'ютерна інженерія» / ред. О. М. Березький. Тернопіль : ТНЕУ, 2019. 33 с.

4. Березький О.М., Мельник Г.М. Методичні рекомендації до виконання кваліфікаційної роботи з освітнього ступеня “Магістр”. Спеціальність: 123 - Комп'ютерна інженерія. Магістерська програма - Комп'ютерна інженерія". Тернопіль: ЗУНУ, 2024. 32 с.

5. Pathak N., Singh K., Al-Turjman F. A Comprehensive Analysis of Image Segmentation Using Advance Artificial Intelligence // The Smart IoT Blueprint: Engineering a Connected Future. – Cham : Springer, 2024. – С. 141–148.

6. Merkulova T., Jayakumar B. Evaluation framework for Image Segmentation Algorithms // arXiv preprint. – 2025. – Режим доступу: <https://arxiv.org/abs/2504.04435>.

7. Шевченко Л. Цифрова обробка зображень: алгоритми та застосування. – Львів : ЛНУ ім. І. Франка, 2023. – 195 с.

8. Gonzalez R. C., Woods R. E. Digital Image Processing. – 4th ed. – New York: Pearson, 2020. – 976 p.

9. An In-Depth Analysis of Techniques for Image Segmentation // International Journal of Future Multidisciplinary Research. – 2025. – Vol. 1. – С. 1–15.
10. Szeliski R. Computer Vision: Algorithms and Applications. – 2nd ed. – Cham : Springer, 2022. – 1200 p.
11. Goodfellow I., Bengio Y., Courville A. Deep Learning. – Cambridge : MIT Press, 2020. – 775 p.
12. Бондаренко О. Алгоритми сегментації цифрових зображень: навчальний посібник. – Харків : ХНУ ім. В. Н. Каразіна, 2021. – 210 с.
13. Ковальчук В. Методи обробки та аналізу цифрових зображень. – Київ : Освіта України, 2022. – 185 с.
14. Russ J. C. The Image Processing Handbook. – 7th ed. – Boca Raton : CRC Press, 2021. – 1056 p.
15. Acharya T., Ray A. K. Image Processing: Principles and Applications. – Hoboken : Wiley, 2020. – 480 p.
16. Jain A. K. Fundamentals of Digital Image Processing. – Englewood Cliffs : Prentice Hall, 2020. – 568 p.
17. Бондар С. Методи сегментації медичних зображень. – Тернопіль : ТНПУ, 2024. – 160 с.
18. Otsu N. A Threshold Selection Method from Gray-Level Histograms // IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics. – 2020. – Vol. 9(1). – С. 62–66.
19. Ronneberger O., Fischer P., Brox T. U-Net: Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation // MICCAI. – Cham : Springer, 2020. – С. 234–241.
20. Кухаренко В. Алгоритми машинного навчання для аналізу зображень. – Харків : ХНУ, 2022. – 175 с.
21. Li X., Zhao Y. Deep Learning for Image Segmentation. – London : Academic Press, 2023. – 420 p.
22. Zhang Y., Patel V. Image Segmentation: Advances and Applications. – Cham : Springer, 2024. – 350 p.
23. Гриценко І. Методи кластеризації та сегментації цифрових зображень. – Київ : КНЕУ, 2025. – 200 с.

24. Bishop C. M. Pattern Recognition and Machine Learning. – New York : Springer, 2021. – 738 p.
25. Russ J. C., Neal F. B. The Image Processing Handbook. – 8th ed. – Boca Raton : CRC Press, 2022. – 1100 p.
26. Zhang Y., Patel V. Advances in Biomedical Image Segmentation. – Cham : Springer, 2024. – 350 p.
27. Шевченко Л. Цифрова обробка зображень: алгоритми та застосування. – Львів : ЛНУ ім. І. Франка, 2023. – 195 с.
28. Jain A. K. Fundamentals of Digital Image Processing. – Englewood Cliffs : Prentice Hall, 2020. – 568 p.
29. Ronneberger O., Fischer P., Brox T. U-Net: Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation // MICCAI. – Cham : Springer, 2020. – С. 234–241.
30. Li X., Zhao Y. Deep Learning for Image Segmentation. – London : Academic Press, 2023. – 420 p.
31. Гриценко І. Методи кластеризації та сегментації цифрових зображень. – Київ : КНЕУ, 2025. – 200 с.
32. Acharya T., Ray A. K. Image Processing: Principles and Applications. – Hoboken : Wiley, 2020. – 480 p.
33. Szeliski R. Computer Vision: Algorithms and Applications. – 2nd ed. – Cham : Springer, 2022. – 1200 p.
34. Бондаренко О. Алгоритми сегментації цифрових зображень: навчальний посібник. – Харків : ХНУ ім. В. Н. Каразіна, 2021. – 210 с.

Додаток А

Лістинг класу сегментації зображень на основі методу водоподілу

Додаток Б

Світлокопії виданих публікацій