

Міністерство освіти і науки України  
Тернопільський національний технічний університет імені Івана Пулюя  
(повне найменування вищого навчального закладу)  
Факультет комп'ютерно-інформаційних систем і програмної інженерії  
(назва факультету)  
Кафедра комп'ютерних наук  
(повна назва кафедри)

## ПОЯСНЮВАЛЬНА ЗАПИСКА

до дипломної роботи

Магістра

(освітній ступінь)

на тему: **АНАЛІЗ МЕТОДІВ СЕГМЕНТАЦІЇ ЗОБРАЖЕНЬ/СИГНАЛІВ В  
ЗАДАЧАХ МЕДИЧНОГО ДІАГНОСТУВАННЯ**

Виконав: студент 6 курсу, групи СН-61

спеціальності \_\_\_\_\_

122 «Комп'ютерні науки»

(шифр і назва спеціальності (напряму підготовки))

Синявський В.І.

(підпис)

(прізвище та ініціали)

Керівник \_\_\_\_\_

доц. Литвиненко Я.В.

(підпис)

(прізвище та ініціали)

Нормоконтроль \_\_\_\_\_

доц. Мацюк О.В.

(підпис)

(прізвище та ініціали)

Рецензент \_\_\_\_\_

проф. Пастух О.А.

(підпис)

(прізвище та ініціали)

## ЗМІСТ

Вступ .....	9
1 Теоретичні аспекти сегментації зображень .....	13
1.1 Сегментація у системах обробки зображень.....	13
1.2 Аналіз основних підходів до сегментації зображень .....	19
1.3 Зображення в області медичного аналізу .....	26
1.4 Висновки до першого розділу .....	36
2 Аналіз стану методів та алгоритмів сегментації медичних зображень .....	37
2.1 Методи автоматичного підбору порогів сегментації .....	37
2.2 Алгоритми методів класифікації для сегментації медичних зображень .....	43
2.3 Вирішення задач сегментації шляхом кластерного методу .....	46
2.4 Висновок до другого розділу .....	54
3 Реалізація системи алгоритму сегментації зображення.....	56
3.1 Архітектура програми з підтримкою модульної структури .....	56
3.2 Реалізація алгоритму маркерного водорозділу.....	65
3.3 Реалізація алгоритму виділення кісткових структур .....	68
3.4 Практичні результати роботи .....	70
3.5 Висновок до третього розділу .....	78
4 Спеціальна частина .....	80
4.1 Відомі методи та алгоритми суперпіксельної сегментації. ....	80
4.2 Показники якості суперпіксельної сегментації .....	82

4.3 Порівняння відомих алгоритмів .....	83
4.4 Модифікація алгоритму SLIC для аналізу зображень з різномірною текстурурою .....	86
4.5 Висновки до четвертого розділу .....	89
5 Обґрунтування економічної ефективності.....	90
5.1 Розрахунок норм часу на виконання науково-дослідної роботи ....	90
5.2 Визначення витрат на оплату праці та відрахувань на соціальні заходи .....	92
5.3 Розрахунок матеріальних витрат.....	94
5.4 Розрахунок витрат на електроенергію .....	95
5.5 Розрахунок суми амортизаційних відрахувань.....	96
5.6 Обчислення накладних витрат.....	97
5.7 Складання кошторису витрат та визначення собівартості науково- дослідницької роботи.....	97
5.8 Розрахунок ціни програмного продукту .....	98
5.9 Визначення економічної ефективності і терміну окупності капітальних вкладень.....	99
5.10 Висновок до п'ятого розділу .....	100
6 Охорона праці та безпека в надзвичайних ситуаціях.....	102
6.1.1 Особливості стандарту OHSAS 18001 та визначити сферу його застосування. ....	102
6.1.2 Принцип дії занулення електромереж та область його застосування .....	104

6.2.1 Підвищення стійкості роботи об'єктів господарської діяльності у воєнний час. ....	106
6.2.2 Попередження аварій на виробництвах із застосуванням хлору. Вплив хлору на людей. Перша допомога. Профілактика уражень. ....	109
6.3 Висновки до шостого розділу .....	113
7 Екологія.....	115
7.1 Методи визначення якості та обсягу забруднень. ....	115
7.2 Законодавчі акти України щодо охорони довкілля.....	118
7.3 Висновки до сьомого розділу .....	119
Висновки.....	120
Перелік джерел.....	122
Додатки	

## ВСТУП

Сегментація є складовою частиною великого розділу цифрової обробки зображень – аналізу зображень, і представляє собою розділення або розбиття зображення на області за певними ознаками, що характеризують ці області або зображення в цілому. Задачі, що вирішуються на етапі сегментації, доповнюють такі традиційні задачі обробки зображень як кодування, реставрація, покращення якості зображень. Сегментацію також можна розглядати як початковий етап побудови формального опису сцени або як складову задачу розпізнавання, класифікації або ідентифікації зображень.

**Актуальність теми.** Актуальність наукових досліджень процесу сегментації зображень, взагалі, обумовлюється як фундаментальним, так і прикладним характером цієї проблеми. З одного боку, створення високовиробничих систем обробки та розпізнавання зображень складних об'єктів є необхідною умовою зростання продуктивності праці за рахунок застосування автоматизованих маніпуляторів, систем автоматичного управління з використанням мікропроцесорів та міні-ЕОМ, підвищення технічного рівня обчислювальної техніки і засобів автоматизації. Сегментація як складова частина виявлення та розпізнавання об'єктів знайшла своє застосування в мікробіології, медицині, астрономії та багатьох інших галузях життя. З другого боку, актуальність такого роду досліджень полягає у тому, що вони дають в розпорядження психологів і фізіологів різноманітні методи та засоби для з'ясування механізмів сприйняття форми, навчання та розпізнавання об'єктів живими організмами, зокрема мозком людини. З початку 60-х років минулого століття по наш час були проведені багаточисельні теоретичні дослідження, отримані оригінальні технічні рішення, які мають важливий прикладний характер. Проте, не дивлячись на такий великий об'єм вишукувань, універсального рішення задачі сегментації вільних по конфігурації та

розташуванню зображень в цілому не отримано. Це пояснюється, з одного боку, різноманітністю типів зображень, а з другого – складністю розв'язуваних задач, що визначаються цільовим використанням в техніці. Особливе значення сегментація набуває при автоматизації досліджень медичних об'єктів. Це обумовлено тим, що сегментація є невід'ємною частиною процесів розпізнавання і класифікації, що, у свою чергу, відіграє велику роль у медичній діагностиці. Формальний аспект задачі сегментації є центральним, тому що передбачає математичне формулювання задачі сегментації і природним чином визначає підходи і методи її вирішення. Алгоритмічний же і обчислювальний аспекти відображають конкретне втілення методу в сукупність алгоритмічних процедур та особливості їх реалізації. Фактично розробка формального аспекту є розробка методу математичного моделювання процесу сегментації. На даний час розроблено велику кількість методів, що моделюють процес сегментації і алгоритмів, які їх реалізують. Проте, ті з них, що задовольняють заданій точності і достовірності, є, як правило, дуже складні і трудомісткі в своїх реалізаціях. Моделі же, що відрізняються простотою реалізацій і, як наслідок, високою швидкістю, не дають високої точності та достовірності. Це говорить про те, що існуючі математичні моделі не є достатньо адекватними до процесу сегментації, що здійснюється людиною. Тому доцільним є відтворення процесів, що протікають при сегментації зображення людиною за допомогою математичних моделей. Тобто, розробка математичних моделей сегментації є актуальною задачею на даний час. Також необхідно відмітити, що створення нових підходів в системі методології сучасних інтелектуальних структур, наприклад, створення образного комп'ютера, вимагають розробки та дослідження нових підходів та методів, що моделювали би елементи інтелекту людини (у випадку сегментації – образне сприйняття зображень), а саме, відтворювали би паралельні процеси обробки зображень. Таким чином, актуальність створення математичних моделей та методів моделювання процесу сегментації х зображень

обумовлюється необхідністю автоматизації та підвищення точності і швидкодії систем технічного зору.

**Мета та задачі дослідження.** Метою даної магістерської роботи є розкриття суті та аналіз існуючих методів сегментації зображень у медицині, а також експериментальна робота - розробка алгоритму виділення кісткових структур на рентгенівських зображеннях з використанням обраного методу сегментації морфологічним водорозділом з в'язкістю, оскільки даний метод більш стійкий до шуму і розмитих кордонів.

Для досягнення мети, що поставлена, вирішувались наступні **задачі**:

- розкрито суть сегментації у системах обробки зображень;
- проведений аналітичний огляд і наведена класифікація основних підходів до сегментації зображень;
- проведено аналіз методів та алгоритмів сегментації саме медичних зображень;
- обґрунтована актуальність використання ознаки зв'язаності щодо задач сегментації і побудовані її математичні моделі;
- розроблена програмна реалізація, протестована на модельних і реальних рентгенівських зображеннях;
- реалізовано методи сегментації на основі морфологічних водорозділів;
- розроблено алгоритм виділення кісткових структур;
- зроблено аналіз сегментованих зображень з використанням програмної реалізації.

**Об'єкт дослідження** – процес сегментації зображень.

**Предмет дослідження** – методи та моделі, які застосовуються при сегментації медичних зображень.

**Наукова новизна одержаних результатів.** За результатами проведеного дослідження теоретично обґрунтовано роль сегментації в системах обробки зображень, проаналізовано стан методів та алгоритмів в задачах медичної

діагностики, розроблено алгоритм та програма для реалізації вибраного підходу до сегментації комп'ютерних зображень, які можуть використовуватись у системах обробки комп'ютерних зображень з метою сегментації зображень.

**Практичне значення одержаних результатів.** Результати досліджень, викладені у магістерській роботі, володіють раціональним змістом теоретичного характеру, мають практичне значення отриманих результатів роботи, які полягають в наступному:

- реалізований метод водорозділів з в'язкістю і запропонований алгоритм виділення діагностованих областей були застосовані для виділення кісткових структур;
- проведено успішне тестування програмної реалізації на рентгенівських модельних і реальних зображеннях.

**Апробація результатів магістерської роботи.** Основні положення наукового дослідження апробовані на VII науково-технічній конференції «Інформаційні моделі, системи та технології», проведеної у Тернопільському національному технічному університеті імені Івана Пулюя 11-12 грудня 2019 року.

За результатами участі у конференції опубліковано тези доповіді:

Синявський В.І. Аналіз методів сегментації зображень. «Інформаційні моделі, системи та технології: матеріали VII науково-технічної конференції [Тернопіль, 11-12 грудня 2019 р.]. Тернопіль: Тернопільський національний технічний університет імені Івана Пулюя 2019. – С. 171



# 1 ТЕОРЕТИЧНІ АСПЕКТИ СЕГМЕНТАЦІЇ ЗОБРАЖЕНЬ

## 1.1 Сегментація у системах обробки зображень

У системах технічного зору, складовою частиною яких є комп'ютерний зір, сегментація - це процес поділу цифрового зображення на декілька сегментів (множини пікселів, також званих суперпікселів). Мета сегментації полягає у спрощенні або зміні подання зображення, щоб його було простіше і легше аналізувати. Сегментацією називається процес поділу сцени на складові частини або об'єкти. Алгоритми сегментації, як правило, ґрунтуються на двох фундаментальних принципах: розривності і подібності. У першому випадку основний підхід ґрунтується на визначенні контурів, а в другому - на визначенні порогового рівня та розширенні області. Ці поняття застосовні як до статичних, так і до динамічних (залежних від часу) сцен.

Для зображень сегментацію найбільш часто проводять по яскравості для одноколірного зображення і колірним координатам для кольорового зображення.

Сегментація зображень зазвичай використовується для того, щоб виділити об'єкти і межі (лінії, криві, і т. д.) на зображеннях. Більш точно, сегментація зображень - це процес присвоєння таких міток кожного пікселя зображення, що пікселі з однаковими мітками мають спільні візуальні характеристики.

Результатом сегментації зображення є множина сегментів, які разом покривають все зображення, або множина контурів, виділених з зображення. Всі пікселі в сегменті схожі за деякою характеристикою або обчисленою властивістю, наприклад за кольором, яскравістю або текстурою. Сусідні сегменти значно відрізняються по цій характеристиці [5].

Сучасний період розвитку економіки промислово розвинених країн характеризується переходом до другого етапу науково-технічної революції - науково-технологічного, на основі комп'ютеризації й інформатизації всього

суспільного виробництва. Для реалізації цього етапу в усьому світі прийняті широкі програми розробки комп'ютерів п'ятого й роботів третього покоління. Останні являють собою адаптивні системи, гнучко програмовані, забезпечені засобами відчуття для одержання інформації про навколишнє середовище й предмети виробництва. Подальший розвиток засобів автоматизації пов'язаний із широким застосуванням роботів і робототехнічних комплексів, значне місце для яких займають системи технічного зору (СТЗ) [1-4].

Сфера застосування СТЗ включає три основних аспекти: візуальний контроль; керування й регулювання; виміри й визначення положення.

Візуальний контроль вирішує найважливіше завдання перевірки якості продукції автоматичного виробництва. Завдання керування виникають часто в процесі збору або сортування, складання або добування зі складу. У цьому випадку необхідно вміти розглянути й обійти перешкоди, не зачепити при переносі інші деталі й т.д. Це завдання є одним із найважчих при реалізації СТЗ [2-4]. Основними є такі функції СТЗ: одержання зображення в полі зору; визначення наявності необхідних об'єктів; розпізнавання й виділення заданого об'єкта на зображенні; визначення координат об'єкта або його характерних точок щодо координатної системи датчика зображення; формування сигналів керування.

Призначення пристрою первинної обробки заключається в зменшенні загального часу обробки зображення. При цьому в більшості випадків здійснюється фіксація й подання зображення у вигляді характерних точок. Таким чином, на першому етапі здійснюється безпосередня обробка й подання інформації у вигляді, зручному для подальших стандартних перетворень, які звичайно виконують на універсальній ЕОМ. Сама ж попередня обробка враховує специфіку об'єкта, тому пристрій первинної обробки, як правило, є спеціалізованим, що реалізує необхідні алгоритми. Наявність у сучасних СТЗ пристроїв первинної обробки обумовлено вимогами високої швидкості обробки

даних, технологічній гнучкості й високій роздільній здатності. Відсутність цього пристрою в системі збільшує загальний час обробки.

Таким чином, перш ніж піддатися аналізу, зображення повинне пройти етап підготовки, що складається з виконання операцій поліпшення візуальної якості (підвищення контрасту, усунення розмитості, підкреслення границь, фільтрація) і операцій формування графічного препарату (сегментація, виділення контурів) зображення [2,5]. Всі ці етапи використовуються при обробці від початкового етапу сприйняття поля зору за допомогою датчиків, наприклад, телекамери, до кінцевого, котрим є розпізнавання зображення.

З метою класифікації методів і підходів, що використовуються в системах технічного зору, зір розбито на три основних підкласу: зір низького, середнього та високого рівнів. Системи технічного зору низького рівня призначені для обробки інформації з датчиків відчуттів.

Системи технічного зору середнього рівня пов'язані із завданнями сегментації, опису та розпізнавання окремих об'єктів. Ці завдання охоплюють множину підходів, заснованого на аналітичних представленнях об'єктів сцени, що аналізується.

Системи технічного зору високого рівня можна віднести до класу «інтелектуальних» машин і вони мають такі ознаки (признаками інтелектуальної поведінки):

- 1) можливістю виділення істотної інформації з множини незалежних ознак;
- 2) здатністю до навчання на прикладах і узагальнення цих знань з метою їх застосування в нових ситуаціях;
- 3) можливістю відновлення подій за неповною інформацією;
- 4) здатністю визначати цілі і формулювати плани для досягнення цих цілей.

Перш за все необхідно подолати складнощі, пов'язані з сегментацією зображення. Будь-яке зображення, як правило, містить множину об'єктів, тому необхідно спочатку розбити його на підмножини пікселів, відповідних окремих

об'єктах. А після розбиття зображення на ділянки можна ввести дані про цих ділянках або сукупностях ділянок в класифікатор для визначення міток об'єктів. На жаль, процес сегментації "знизу вгору" чреватий помилками, тому в якості альтернативного підходу може бути передбачений пошук для визначення груп об'єктів "зверху вниз". Це означає, що можна проводити пошук підмножини пікселів, які можна класифікувати як особа, і в разі успішного виконання даного етапу результатом стає успішне виявлення групи. Але підходи, засновані виключно на пошуку "зверху вниз" (або низхідному пошуку), мають високу обчислювальну складність, оскільки в них необхідно досліджувати вікна зображення різних розмірів, що знаходяться в різних місцях, а також порівнювати їх все з даними різних гіпотез про наявність об'єктів. В даний час така спадна стратегія використовується в більшості практично застосовуваних систем розпізнавання об'єктів, але подібна ситуація може змінитися в результаті удосконалення методів пошуку "знизу вгору" (висхідного пошуку).

В якості першоджерел інформації для дослідження характерних ознак технологічних об'єктів використовуються, як правило, відео- та фото зображення. При цьому на них можуть бути присутні об'єкти довільного виду [5]. Тому перед безпосереднім аналізом зображених предметів необхідно виконати ряд попередніх операцій, що дозволяють отримати зображення самих об'єктів без сторонніх зображень [2].

У більшості автоматизованих систем обробки зображень виконується розпізнавання окремих об'єктів (їх фрагментів) по заданих об'єктно-геометричним параметрам. При цьому зображення, яке обробляється локально неоднорідне і розпізнаваний об'єкт може ділитися на підоб'єкти і елементарні об'єкти [3].

Для ефективного використання таких зображень використовуються різні підходи до декомпозиції моделі даних, що дозволяють представити загальну

модель як сукупність ієрархічно взаємозалежних простіших моделей різного рівня ієрархії [4].

Одним з найпоширеніших методів вирішення цих завдань є контурна сегментація. Методи контурної сегментації використовуються в багатьох областях, де об'єкти на аналізованих зображеннях володіють великою складністю і багатofакторністю, що обумовлює високі вимоги до надійності, точності та достовірності результатів досліджень. Використання обчислювальної техніки та математичних методів в цій області дозволяє не тільки прискорити процес обробки матеріалу, а й підвищити точність результатів дослідження [4].

Швидкий розвиток цифрової техніки останнім часом відкриває нові можливості в реалізації цих методів. Збільшення швидкодії обчислювальної техніки дозволяє використовувати складні, критичні до часу алгоритми, а завдяки появі кольорових телевізійних датчиків високого дозволу можна отримувати і обробляти кольорові зображення. Саме нові технічні можливості дозволяють значно розширити коло досліджень, відкривають нові шляхи вирішення завдань, що стосуються аналізу зображень [5].

Найбільш типові методи контрастної сегментації: метод певного вікна і метод ланцюгових кодів.

Кордон - контрастна область зображення, що містить різку відмінність яскравості між двома сусідніми пікселями. Такі перепади яскравості, як правило, є межами об'єкту, де фон і яскравість самого об'єкта значно відрізняються. Існує множина різних методів виділення меж. Вони можуть поєднуватися з корекцією по гістограмах і бінаризації зображення. Найпоширеніші методи виділення меж: алгоритми Собеля, Канні, Робертса.

На підготовчому етапі методу певного вікна знаходять області, що містять необхідну контрастність (високу або, навпаки, низьку). Далі створюється вікно, виходячи з примірних розмірів і форми шуканого об'єкта, і вважається кількість

граней в «підозрілих» областях. Якщо воно перебуває в заданому діапазоні - об'єкт виділений. Діапазон кількості граней вибирається експериментально.

Недолік використання даного методу полягає в тому, що обраний поріг бінаризації не може працювати добре на всіх зображеннях. Освітлення, кольори можуть впливати на якість бінаризації зображення. Ще один недолік методу - низька швидкість роботи, так як значення всіх пікселів у виділеному вікні мають бути неодноразово підсумовані. Третій істотний недолік - низька якість розпізнавання. Тому необхідно додатково використовувати інші методи. Метод контурної сегментації здатний визначити місцезнаходження об'єкта з вірогідністю близько 73%.

Метод ланцюгового кодування був запропонований Фріманом [5]. Він полягає в тому, щоб кордон об'єкта, розташованого на дискретній сітці, представити у вигляді набору елементарних відрізків. Тоді повною характеристикою межі об'єкта в кожній точці є напрямок необхідного відрізка (1 - вгору, 2 - вправо, 3 - вниз, 4 - вліво). Передбачається, що точки на кордоні є тільки 4-х зв'язаними (модифікація методу використовує 8-зв'язну модель).

Безсумнівним достоїнством подання кордону зображуваного об'єкта ланцюговим кодом є простота реалізації алгоритму його опису, простота отримання на основі цього опису геометричних характеристик об'єкту (периметр, площа, лінійні розміри по вертикалі і горизонталі та інше), можливість досягнення інваріантності до перетворень подібності - масштабування зображення, його переносу і повороту.

Основним недоліком даного методу є висока нестійкість отримуваних описів до спотворень в зображеннях [5].

## 1.2 Аналіз основних підходів до сегментації зображень

Під сегментацією розумітимемо процедури виділення об'єктів на зображенні по заданих групах показників і їх числових значеннях, або по аналогічних ознаках. Це дуже трудомісткий і, в загальному вигляді, до кінця не алгоритмізований для довільних зображень процес. Різні умови отримання даних, побічні чинники – це далеко не повний перелік причин, що переводять вирішення задач порівняння в розряд неординарних [6, 2].

Для складного зображення в першому наближенні можуть виходити покриття, тобто можливий перетин областей. Такий результат називається частковою сегментацією і може використовуватися для подальшої обробки з метою досягнення так званої «повної» сегментації, тобто отримання множини непересічних областей, які відповідають об'єктам початкового зображення [8].

Алгоритми сегментації характеризуються деякими параметрами надійності і достовірності обробки, залежних від того, наскільки повно враховуються додаткові характеристики розподілу яскравості в областях об'єктів або фону, кількість перепадів яскравості, форма об'єктів і ін.

Виділяють два основні підходи до сегментації – пошук однорідних областей і виділення контурних ліній [7, 4].

Останнім часом з'являється все більше комбінованих методів, які об'єднують обидва підходи, а також такі, що використовують додаткові знання про ознаки форми, текстури, просторового положення і площі областей інтересу

Методи виділення областей розділяють на порогові, текстурні, нарощування, злиття-розщеплювання областей і методи, які використовують кластерний аналіз.

Порогові методи полягають в перетворенні функції яскравості зображення і часто застосовуються за наявності стабільних відмінностей в яркостях окремих

областей. Найпростіші порогові методи використовують середні значення, точніші (покрокові і покрокові зважені), як правило, є гістограмними методами. За відсутності шумів, коливання яскравості відбувається тільки на межах областей і в найзагальнішому вигляді розподіл яскравості -  $T$  є похідною від контура меж

$$f(T) = c |dx/dT|$$

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

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

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

де  $b$  - співвідношення пікселів фону на зображенні.

Вибір порогового значення є ключовим моментом даних методів. Для сегментації зображень, що містять різні перешкоди, використовується адаптивна порогова класифікація [7, 5], аналіз статистик, тонша обробка гістограм і характеристик кольору, розбиття зображення на непрямокутні підобласті [9].

До загальних недоліків даних методів можна віднести те, що за наявності значних інтервалів між екстремумами визначення значущого мінімуму може виявитися тяжким. Також існує ймовірність наявності більш ніж одного мінімуму, появи декількох неявних екстремумів, «зашумленості» даних в



околиці передбачуваного мінімуму і утруднення коректного вибору порогового значення через мультимодальність гістограм. Часто коректне порогове значення може бути вибране тільки після загального аналізу всього зображення або навіть декількох схожих зображень. Такі складнощі вирішуються за допомогою алгоритмів, що реалізують аналіз зважених значень екстремумів, або трьох приватних випадки: 1) низька інтенсивність - низький градієнт; висока інтенсивність - низький градієнт; середня інтенсивність - високий градієнт.

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

Методи виділення областей групують всі пікселі, що відносяться до об'єкту і позначають їх як таких, що належать одній області. Базовими поняттями тут є значення подібності і просторова близькість.

Загальну модель знаходження областей можна записати у вигляді

$$\bigcup_{k=1}^K \chi_k = Y,$$

де  $Y$  - множина всіх пікселів зображення;  $\chi_k$  - однорідні області.

Найбільш поширені алгоритми знаходження областей включають методи нарощування, злиття-розщеплювання областей, метод вододілів і метод центроїдного зв'язування [10].

Нарощування областей ефективно за наявності стійкої зв'язності всередині окремих сегментів. На зображенні, розбитому на множину областей  $k, k=1, \dots, K$ , групуються сусідні елементи з однаковими або близькими рівнями яскравості, які потім об'єднуються в однорідні області якщо значення яскравості обох областей підпадають під одну планарну або біквдратну функцію. Базова функція охоплює двовимірні поліноми із змінним порядком і виходить модель наступного вигляду:

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

де  $\eta$  - параметри моделі, що мінімізують помилку функції;  $K$  - порядок моделі обмежений до  $0 \leq K \leq 2$ .

При центроїдному зв'язуванні на підставі апріорної інформації про об'єкт вибирається певна кількість стартових точок, яким привласнюються різні мітки, що визначають їх приналежність до окремих множин. Для складніших зображень вибір точок проводиться по ітераціях [11].

Алгоритм злиття-розщеплювання розділяє точки зображення шляхом розбиття зображення на квадрати, які потім аналізуються для їх перевірки на однорідність. Якщо предикат подібності  $\rho(x) = 0$ , квадрат розбивається на чотири. Дві або більше сусідніх області  $\chi_1 \dots \chi_n$  об'єднуються в одну, якщо  $\rho(\chi_1 \cup \chi_2 \cup \dots \cup \chi_n) = 1$ . Алгоритм повторюється до тих пір, поки залишається можливість або злиття, або розщеплювання [12].

Підходи для оцінки подібності областей в основному базуються на значеннях яскравості або чіткості меж між областями, і іноді використовують інформацію про просторову близькість областей. Рішення про розщеплювання області зазвичай сильно залежать від конкретних застосувань і вимагає певних знань про властивості, якими повинні володіти області в конкретному випадку (наприклад, дисперсія або емпірична функція для апроксимації величин яскравості).

Сегментація за допомогою виділення меж полягає в знаходженні точок, що лежать на межах областей. Межею називають сильні локальні зміни яскравості на зображенні, що фактично розділяють області. Часто межа визначається як стрибок значення першої похідної яскравості зображення.

Фрагмент межі відповідає координатам межі  $i$  і  $j$ , і спрямованості межі  $\theta$ , яка може бути градієнтним кутом. Набір меж або математична крива, що моделює набір меж, утворюють контур. Існують методи з'єднання меж, що використовують локальну інформацію для ухвалення рішення про приналежність пікселя межі, і методи відстежування меж (процес дослідження результатів фільтрації зображення для визначення контурів), які можуть використовувати глобальну інформацію.

Алгоритми виділення меж зазвичай включають фільтрацію, посилення, виділення і локалізацію [7, 7].

У загальному випадку, методи діляться на диференціально-градієнтні і порівняння з еталоном. Обидва підходи аналізують величину коливання градієнта яскравості для знаходження межі об'єкту. Принципова різниця методів полягає в способі локальної оцінки градієнтного значення і визначенні локальної спрямованості меж, що важливо для деяких схем розпізнавання об'єктів. Для визначення локальних градієнтів і ті та інші методи використовують матриці згортки. Для диференціально-градієнтних методів досить 2-х масок – по  $x$  і  $y$ . У разі порівняння з еталоном застосовується до 12 масок, що оцінюють локальні компоненти градієнта у різних напрямках [13].

Підхід порівнянь з еталонами використовує різних операторів, залежно від виду межі. На сьогоднішній день найбільш поширеними вважаються оператори Робертса, Собеля, Превітта, Кенні [13], градієнтні оператори, оператори Лапласа і оператори нульового рівня.

Останнім часом, багато алгоритмів виділення меж використовують сукупності статистик, активного контура, сімейств звичайних диференціальних

рівнянь першого порядку з дискретними правими частинами, перетином графів і ін. [14–16].

В цілому, виділення меж дає дуже непогані результати для інтерпретації зображень. Карти меж можуть бути побудовані в різних масштабах, що дозволяє отримувати корельовані результати. Також алгоритми виділення меж вимагають менше обчислювальних ресурсів і результуюча інформація займає значно менше місця для зберігання.

До недоліків можна віднести те, що багато схем мають велику обчислювальну складність, що не виправдане для багатьох застосувань і не дозволяє використовувати методи в системах реального часу. Також для точної оцінки значень і спрямованості меж необхідно використовувати різні маски, що отримуються шляхом перестановки коефіцієнтів циклічно по сусідах «по квадрату», що не завжди гарантує достовірний результат. Ще одна складність полягає в тому, що хоча багато поверхонь володіють постійною відбивною здатністю, не завжди вірно припускати, що їх зображення матимуть рівномірну яскравість, і навпаки, що суперечить суті даних методів.

На практиці досить часто використовують комплексні алгоритми – що містять і методи виділення меж, і методи знаходження областей і, при необхідності, методи фрагментації зображення, що дозволяє досягти кращих результатів [7].

Сегментація текстури розділяє початкове зображення на однорідні рівномірні області, які відповідають певним текстурам в зображенні. Об'єднання пікселів початкового зображення в окремі однорідні регіони здійснюється на основі деяких специфічних властивостей зображень, до яких відносяться однорідність, шорсткість і регулярність [17]. З початкового зображення формуються характерні ознаки, які створюють багатовимірний простір ознак зображення, кожен вектор якого характеризує особливості певної текстури. Методи отримання такого набору ознак можна розділити на чотири типи:

статистичні (використовують кореляційні і коваріаційні характеристики текстур), геометричні (двовимірні соти Вороного і методи, що використовують структурні характеристики текстури), методи, що використовують фрактальні параметри і випадкові поля, і методи, засновані на цифровій обробці сигналів (просторовочастотна фільтрація і вейвлет-перетворення).

У класичних підходах до автоматичної сегментації текстурних зображень локальні характеристики згладжуються і розглядаються як вектори в метричному просторі, описуючи кожен текстур у середнім вектором характеристик. В якості міри відмінності найчастіше використовується квадрат зваженої відстані Евкліда. В якості моделі даних передбачається гаусовська суміш розподілів або матриця попарних відстаней. На практиці, такі матриці добре працюють для визначення мікро текстур, проте для роботи з текстурами, що містять великі елементи не використовуються, оскільки не враховують властивості форми.

Іншим підходом до опису текстур є визначення аналітичної моделі аналізованого зображення. Такі моделі мають набір параметрів, значення яких встановлюють властивості текстури.

Ще одним з напрямів, що активно розвиваються в сегментації зображень є методи теорії графів. Загальна ідея методів цієї групи полягає в тому, що зображення представляється у вигляді зваженого графа, з вершинами в точках зображення. Вага ребра графа відображає схожість точок (відстань по деякій метриці). Розбиття зображення моделюється перетинами графа. Вводиться функціонал «вартості» перетину, що відображає якість отриманої сегментації.

Таким чином, задача розбиття зображення на однорідні області зводиться до оптимізаційної задачі пошуку на графі перетину мінімальної вартості, що дозволяє крім однорідності кольору і текстури сегментів, управляти їх формою, розміром і т.д.

Одним з найпоширеніших є метод нормалізованих перетинів [18], який вводить нормалізований функціонал якості перетину, що одночасно

максимізував відмінність точок між класами і мінімізує відмінність точок всередині класу. Оптимізація нормалізованого функціонала зводиться до задачі пошуку власних значень матриці попарних відстаней між всіма точками зображення. Проте метод вимагає зберігання великих матриць і тому в початковому вигляді непридатний до великих зображень. Модифікації методу дозволяють скоротити складність алгоритму і вимоги до пам'яті за рахунок апроксимації матриці відстаней і переформулювати задачу пошуку перетину на графі в задачу квадратичного програмування [19].

### **1.3 Зображення в області медичного аналізу**

Робота з графічною інформацією традиційно є одним з найважливіших напрямів застосування комп'ютера в медицині, який розглядається у спеціальному підрозділі медичної інформатики, що отримав назву аналіз медичних зображень.

Медичне зображення є одним з важливих засобів отримання візуальної інформації про внутрішні структури й функції людського тіла. Воно може бути отримане радіологічними або нерадіологічними методами.

Призначення радіологічних методів - зробити доступним для візуального сприйняття інформацію, що не сприймається безпосередньо зором. Така інформація (зображення органів або частин органів) отримується за допомогою випромінювання. Це випромінювання має, як правило, електромагнітну природу. Медичні зображення органів (medical imaging) отримані засобами радіологічної діагностики є головним джерелом інформації в галузі охорони здоров'я. Всі ці методи для отримання зображень використовують обчислювальні процедури.

Нерадіологічними методами отримують зображення, що відзняті відеокамерою (ендоскопія) або сфотографовані (мікроскопічні зображення в

гістології, патології, дерматологічні зображення тощо). Ці типи зображень також можуть бути переведені в цифрову форму й згодом оброблені.

Надалі будемо розглядати переважно медичні зображення, отримані радіологічними методами. Саме тому під поняттям «медичне зображення» розумітимемо (доступну зоровому сприйняттю) картину просторового розподілу будь-якого виду випромінювання, трансформованого у видиму частину оптичного діапазону.

Після утворення зображення воно має бути інтерпретовано. Засіб інтерпретації та показу може бути носієм вихідного зображення, наприклад, відеофільм, з якого було сформовано зображення, або інший носій – фотографія чи монітор комп'ютера.

Усе різноманіття медичних зображень, незалежно від способів їхнього отримання, може бути віднесено до однієї з двох основних груп: аналогове і матричне зображення.

До аналогових зображень відносяться ті, які несуть у собі інформацію безперервного характеру. Це зображення на звичайних рентгенограмах, сцинтиграмах, термограмах. Аналогові сигнали - це безперервні сигнали, у них присутнє багато зайвої інформації.

До матричних зображень відносяться такі, які отримуються за допомогою комп'ютера. Вони мають у своїй основі матрицю, що міститься в пам'яті ПК. Матричними зображеннями є образи, що отримані при комп'ютерній томографії, цифрової рентгенографії, МР-томографії, ЕОМ-сцинтиграфії з комп'ютерною обробкою інформації, ультразвуковому скануванні. Таким чином, матричні зображення на відміну від аналогових мають дискретний характер. Оскільки в основі матричних зображень лежить комп'ютеризована технологія, вони стають доступними для різноманітної обробки на ЕОМ.

Необхідно відзначити, що аналогові зображення можуть бути перетворені в матричні і, навпаки, матричні в аналогові. З цією метою застосовують спеціальні пристрої: аналого-цифрові і цифро-аналогові перетворювачі.

Матричне зображення формується шляхом сканування електронним променем по рядках. Тим самим створюється можливість для сприйняття зображення в реальному часі. Для цього застосовується спеціальний дисплейний процесор, який через систему зв'язку (інтерфейс) підключений до основної ЕОМ. Пам'ять дисплейного процесора організована у вигляді матриці, кожному з елементів якої відповідає своя визначена ділянка дисплея. Подібна елементарна одиниця матричного зображення, який відповідає занумерована ділянка пам'яті, отримала назву «піксель» (від англійського pixel-picture element – елемент картини). Таким чином, уся площа екрану дисплея являє собою матрицю – сукупність пікселів. У променевій діагностиці площа дисплея може формуватися у вигляді наступних матриць: 32'32, 64 ' 64, 128 ' 128, 256 ' 256, 512 ' 512, 1024 '1024, 1024'1280 пікселів. Чим на більше число пікселів розбивається площа дисплея, тим вище розподільна здатність системи відображення.

Кожен піксель зображення записується в пам'яті дисплейного процесора різним числом біт – від 2 до 16. Чим більшою кількістю біт інформації представлений кожен піксель зображення, тим краще зображення за своїми зоровими властивостями і тим більше інформації воно містить про досліджуваний об'єкт. Так, 6-бітний піксель (байтова система запису пікселю), що найчастіше використовується в ультразвуковій діагностиці, містить  $2^6 = 64$  відтінків сірого кольору (від чорного до білого). У радіонуклідній діагностиці використовується переважно 8-бітний піксель, у ньому  $2^8 = 256$  градацій, тобто рівнів сірого. Неважко підрахувати, що матричне зображення 64'64 пікселів у радіонуклідній діагностиці вимагає 4096 байт пам'яті, а зображення 128 ' 128 пікселів – 16384 байт.



Більш досконалі системи радіонуклідної діагностики мають зображення 256'256 і навіть 512'512 пікселів. Для формування таких зображень потрібно при 8-бітному пікселі близько 64 і 256 кілобайт пам'яті комп'ютера, відповідно. Збільшення обсягу задіяної пам'яті неминуче приводить до зниження швидкості обміну інформацією, що супроводжується збільшенням часу, необхідного для побудови кожного кадру зображення. Тому деталізовані растри (256'256 і 512'512) застосовують переважно для отримання статичних зображень, тобто у діагностиці осередкових змін в органах, тоді як грубі растри (64'64 і 128'128) використовують головним чином для динамічних досліджень.

Усі медичні зображення в променевої діагностиці можуть існувати у вигляді твердих копій – рентгенограм, відбитків на папері, фотопапері; на магнітних носіях - стрічках, дисках; або у нефіксованому вигляді – на екрані дисплея або рентгенодіагностичного апарата.

Об'єкти медичного зображення можна поділяти на тверді фрагменти (кістки) та фрагменти, що можуть бути деформовані (структури м'яких тканин). За іншою класифікацією об'єкти медичного зображення поділяють на статичні фрагменти (череп) та динамічні (серце, рухомі з'єднання).

Для отримання одно або двовимірних медичних зображень можна використовувати:

- 1) електромагнітне випромінювання;
- 2) ультразвук.

Методами отримання двовимірних медичних зображень є:

- 1) цифрова радіологія;
- 2) комп'ютерна томографія;
- 3) ядерний магнітний резонанс;
- 4) 2D-ультразвук.

Методами й джерелами тривимірних зображень є:

- 1) послідовність радіологічних зображень або томографічне зображення динамічного об'єкта;
- 2) об'ємне томографічне зображення частини нерухомого об'єкта.

У наш час на зміну аналоговим приходять цифрові медичні зображення.

Переведення в цифрову форму (із самого початку їхнього отримання або згодом) полегшує обробку зображень, зберігання й передачу медичних візуальних даних. Ці можливості значно розширилися з появою АРМ із великим об'ємом пам'яті для зберігання даних і достатньою обчислювальною потужністю.

Інформаційні технології можуть допомогти на всіх етапах отримання й обробки медичних зображень. Комп'ютери безпосередньо приймають участь у створенні деяких типів зображень, які не можуть бути отримані іншим способом: комп'ютерна томографія, позитронна емісійна томографія (ПЕТ), ядерний магнітний резонанс.

Цифрова обробка зображення може використовуватися з метою:

- поліпшення якості зображення, компенсації дефектів системи, що реєструє, і зменшення шуму;
- розрахунку клінічно важливих кількісних параметрів (відстані, площі, об'єму, тощо);
- полегшення інтерпретації (розпізнавання структури, обчислення дози для променевої терапії);
- встановлення зворотного зв'язку (автоматизовані хірургічні втручання).

Стиснення зображень зменшує об'єм пам'яті для зберігання даних і час для їх передачі.

Зберігання переведених у цифрову форму зображень на твердих магнітних дисках або CD спрощують організацію архівів і доступ до них.

Передача переведених у цифрову форму зображень між лікувальними установами дозволяє декільком експертам швидко консультуватися для

прийняття діагностичних або терапевтичних рішень і поліпшує контроль за лікуванням пацієнта (телерадіологія, телепатологія).

Обробка й аналіз зображень – це покрокова процедура, що залежить від результатів попереднього етапу, а також знань і досвіду оператора.

Фаза попередньої обробки усуває відхилення, пов'язані із системою генерації зображення, і зменшує шуми. Методи, що використовуються, обробляють за допомогою спеціальних програм цифрові дані й у такий спосіб поліпшують видимість деяких анатомічних структур.

Розрахунок гістограми зображення створює подання кількості пікселів для кожного рівня сірого в зображенні.

Аналіз гістограми робить очевидним розподіл сірих рівнів у зображенні й допомагає судити про якість представлення у цифровій формі. Якщо гістограма має нелінійний розподіл, то багато деталей будуть загублені. Операції по вирівнюванню гістограми поліпшують контрастність й, відповідно, відображення деталей.

Об'єкти всередині тіла відрізняються не тільки за фізичним контрастом, але і за розміром. Вони варіюються від великих органів та кісток до дрібних структурних елементів, таких як трабекулярні структури та невеликі системи. Саме дрібні анатомічні ознаки сприяють деталізації медичного зображення. Кожний метод візуалізації має обмеження щодо найменшого об'єкту, який можна відобразити, а значить – до видимості деталей. Остання є обмеженою, тому що всі методи візуалізації вносять в процес ефект розмиття. Основним результатом розмитості зображення є погіршення контрастності та видимості дрібних об'єктів або деталей.

Як вже згадувалось, межа між видимими та невидимими об'єктами залежить від контрастної чутливості системи візуалізації. Щодо розмитості, то слід зауважити, що вона майже не впливає на видимість великих об'єктів, але погіршує контрастність та видимість дрібних об'єктів. За наявності ефекту

розмитості, як це завжди буває, зона невидимості скриває дрібні об'єкти та деталі зображення.

Ступінь розмитості зображення може бути виражена в одиницях довжини. Ця величина представляє ширину зони розмитості у зображенні дрібного об'єкта.

Загальними правилом є те, що найменший об'єкт або деталь, які підлягають зображенню, мають приблизно такі самі виміри, як і показники розмитості зображення.

Шум у звичайній радіології і ядерній медицині виникає насамперед внаслідок ослаблення рентгенівських променів тканинами або емісією гамма-променів. Це викликає зниження контрасту. Зменшити цей шум можна фільтруванням або згладжуванням, коли повторно обчислює щільність кожної точки відповідно до щільності суміжних точок.

Іншою шумовою характеристикою будь-яких медичних зображень є рябизна зображення, що надає йому текстурований або зернистий вигляд. Джерело та обсяг шуму залежать від методу візуалізації.

На зображенні ми можемо бачити вже знайому множину об'єктів всередині тіла, розташованих відповідно до фізичного контрасту та розміру. Тепер додано третій фактор, шум, який впливатиме на межу між видимими та невидимими об'єктами. Основним ефектом від посилення такого шуму зображення є розширення зони невидимості і таким чином обмеження видимості об'єкта. У більшості випадків візуалізації медичних об'єктів ефект шуму є найбільш помітним при зображенні малоконтрастних об'єктів, які вже знаходяться близько до межі невидимості.

Для представлення у цифровій формі піддаються не тільки елементи зображення, а й їх інтенсивність. Вихідна напруга телекамери або камери на приладах із зарядовим зв'язком є аналоговою напругою, яка залежить від інтенсивності падаючого світла. Діапазон напруг, від нуля (для отримання рівня чорного) і до максимальних величин для відображення найбільшої інтенсивності

світла, поділяється на певну кількість рівних інтервалів. Чим більша ця кількість, тим краще відображаються різні ступені яскравості (рівні сірого) у цифровому зображенні.

Враховуючи просторове оптичне розділення та розділення по рівню сірого, одне зображення  $512 \times 512$  пікселей із оптичним розділенням по сірій шкалі у 8 біт потребує 0,25 Мб пам'яті. Якщо необхідно отримати багатокольорове зображення, об'єм зайнятої пам'яті збільшиться втричі (0.75 Мб).

На погіршення якості зображення під час його отримання можуть впливати різні характеристики. Прикладами є розмитість, викликана рухомою або разфокусованою камерою, накладання гармонік у 50 або 60 Гц, або ж викривлення геометричної перспективи. Корекція таких погіршень вимагає знання моделі процесу, що їх викликає. Метою відновлення зображення є покращення певним чином якості зображення, або для візуального контролю, або для подальшої цифрової обробки. У цьому сенсі, відновлення зображень слугує тій самій меті, що і підвищення якості зображень. Відмінність полягає в тому, що отримане зображення може бути представленим як результат процесу зворотного погіршення, діючого по відношенню до оригінального зображення. Таким чином, відновлення зображень іноді називають об'єктивним покращенням якості зображення.

Методика відновлення може бути як глобальною, так і локальною, і може стосуватися як частотної, так і просторової області. Наприклад, усунення фактору збудження з відомою частотою частіш за все здійснюється в певній частотній області та здійснюється у такій послідовності: перетворення Фур'є, фільтрування та зворотне перетворення Фур'є. Усунення геометричних викривлень зазвичай відбувається у просторовій області. Таке фільтрування цілком подібне операціям з сигналами.

Як вже згадувалось вище, основною метою покращення зображення є підвищення певним чином його якості. У залежності від цілі, можуть

використовуватись різні методики покращення. Якщо зображення призначене для візуального контролю, то доцільним є посилення контрасту. Якщо ж зображення призначається для подальшої цифрової обробки, то доцільним може бути сегментація (операція, яка підсвічує межі між компонентами зображення та лінійними структурами у зображенні), хоча ця процедура не обов'язково сприятиме отриманню більш якісного зображення. Оскільки покращення зображення може виконуватись з різними цілями, то іноді його називають суб'єктивним покращенням зображення.

Подібно до технік відновлення, техніки підвищення якості можуть бути глобальними або локальними, і можуть стосуватися частотній або просторовій області.

Методи виявлення країв або контурів використовуються для виявлення подібних до ліній локальних структур у зображенні зазвичай як етап попередньої обробки перед сегментацією зображення.

Краї є межами між двома областями у зображенні з різними середніми рівнями сірого. Таким чином, більшість методик виявлення країв спирається на застосування певного оператора градієнту. Існує можливість застосування операторів градієнту, які мають чутливість до градієнтів у горизонтальному, вертикальному або діагональному напрямках, а результати можуть бути скомбіновані для виявлення країв у довільних напрямках. У більшості практичних випадків виявлення країв виконується як операція локального фільтрування. Виявлення країв необов'язково означає сегментацію всього зображення: виявлені краї можуть бути не неперервними та загалом не становитимуть завершеного контуру навколо об'єкта, що вивчається.

Ця фаза обробки зображення ізолює окремі елементи зображення (органи, клітини й т.д.). Метод заснований на ідентифікації однакових піселів з допустимим рівнем похибки. Шляхом порівнянням двох різних за часом сегментованих зображень виявляють динаміку.

Цифрові зображення займають багато пам'яті. З цієї причини, а також задля ефективної їх передачі, особлива увага приділяється способам стискання зображення. Метою цих способів є створення зображень, які займають менше місця, однак достатньою мірою відповідають оригіналу. На основі цих стиснутих зображень можна точно або наближено відтворити оригінали за допомогою способів відновлення.

Якщо необхідно відновити зображення якомога точніше, то не можна використовувати такі очевидні методи як зменшення просторового розділення або градацій яскравості: після таких операцій оригінальне зображення не підлягає відновленню. Один із способів стискання називається кодування довжин серій (run-length coding), він базується на тому факті, що багато зображень містять більш-менш гомогенні частини. При зчитуванні зображення рядок за рядком його вміст представлений послідовністю пар (рівень сірого – кількість пікселів). Фактор, який дозволяє зменшити вимоги щодо об'єму пам'яті завдяки цій технології, залежить від середньої тривалості послідовності імпульсів. Це – технологія без втрат інформації (тобто, в результаті її застосування втрати відсутні), оскільки можливо повною мірою відновити оригінальне зображення шляхом виконання зворотної операції.

Інша технологія стискання без втрат інформації спирається на той принцип, що загалом різниця рівнів сірого між послідовними пікселями є меншою, ніж повна кількість рівнів сірого, і таким чином цю різницю можна записати меншою кількістю біт.

Якщо незначні відхилення у якості між оригіналом та відновленим зображенням допускаються, то можна застосовувати численні технології стискання, які передбачають втрату даних. Із збільшенням кількості комп'ютерних мереж, через які передаються зображення, наприклад, лікарняних мереж або WWW, технології стискання стали важливим аспектом обробки

зображень. Стандартом для стискання радіологічних та інших зображень є так званий Стандарт цифрових зображень та комунікацій у медицині.

Обробка зображень може здійснюватися, наприклад, з метою покращення якості зображення та виявлення країв. Такі операції з обробки зображень (перетворення) є операціями типу увід-вивід зображення.

Існує два кардинально відмінних види перетворень зображення: повне і локальне. В обох випадках значення яскравості в будь-якій точці похідного зображення є функцією від значень яскравості певної кількості точок оригінального зображення. При повних перетвореннях це функція усіх точок оригінального зображення; при локальних перетвореннях це функція лише деяких точок, розташованих поблизу від відповідного пікселя в оригінальному зображенні.

#### **1.4 Висновки до першого розділу**

Сегментація зображень посідає значне місце у системах розпізнавання та обробки інформації. Постійний розвиток технологій обробки зображень призвели до виникнення нових підходів до вирішення завдань сегментації зображень і застосування їх при вирішенні багатьох практичних завдань. На теперішній час існує значна кількість методів для проведення сегментації зображень. В залежності від типу зображення та його використання підходи до сегментації будуть різними. Вибір методу сегментації буде залежати від вимог до швидкості виконання сегментації та необхідності втручання користувача в процес сегментації.

За останні декілька десятиліть було запропоновано і вивчено багато методів сегментації зображень, що використовують різні ознаки і характеристики. Також безперервно росте кількість прикладних задач, де візуальна інформація відіграє значну роль в процесах реєстрації, обробки, зберігання і інтерпретації даних.



## 2 АНАЛІЗ СТАНУ МЕТОДІВ ТА АЛГОРИТМІВ СЕГМЕНТАЦІЇ МЕДИЧНИХ ЗОБРАЖЕНЬ

### 2.1 Методи автоматичного підбору порогів сегментації

Регіон складається з деяких пікселів, два з яких є сусідами, їх межа зроблена з різних точок між двома регіонами. Більшість методів сегментації зображень ґрунтуються на регіонах та граничних властивостях. Тут ми розглядаємо два найпопулярніші підходи до регіону: встановлення порогів та зростання регіонів.

Поріг - це один з найпростіших і найшвидших методів сегментації, заснований на припущенні, що зображення формуються з регіонів з різним рівнем сірого. Гістограма зображень має різні вершини та низини, які можуть розділяти зображення на різні частини [20,22]. Поріг - це значення в гістограмі, що розділяє інтенсивність на дві частини: перша частина - це «передній план», який має пікселі з інтенсивністю, що перевищує поріг, а друга частина - «фон», що має пікселі з інтенсивністю менше порога. Тому

$$g(x, y) = \begin{cases} \text{foreground} & \text{if } f(x, y) \geq T \\ \text{background} & \text{if } f(x, y) < T \end{cases}$$

де  $f(x, y)$  - інтенсивність пікселів у положенні  $(x, y)$ , а  $T$  - порогове значення.

Невідповідне порогове значення призводить до поганих результатів сегментації [21-24]. Для розділення більш ніж одного об'єкта з різними рівнями сірого використовується більше одного порогу, який називається багатопороговим. На рисунку 2.1 показано застосування порогового значення в

КТ. У цьому випадку на КТ-зображенні ніг застосовується порогове значення для вилучення ділянки зі зображенням кісток з фону.

Сегментація порогом зазвичай не враховує просторову інформацію зображень, що призводить до чутливості до шуму та інтенсивності в однорідностях.

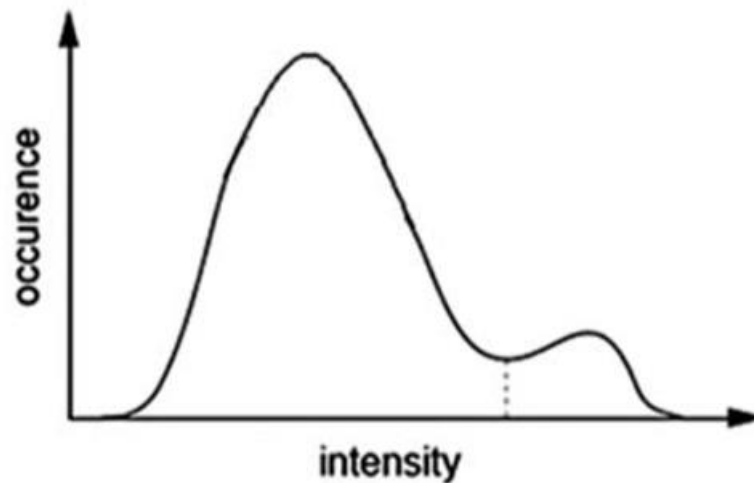


Рисунок 2.1 – Функція гистограми з долиною, яка корисна для порогового значення.

Ці проблеми можуть виникати на зображеннях МРТ, які кардинально руйнують гистограму і ускладнюють розподіл [26-29].

Глобальне порогове значення працює над ідеєю, що зображення має бімодальну гистограму і об'єкт можна відокремити від фону за допомогою порогового значення.

Глобальне порогове значення не дає задовільних результатів для деяких типів зображень, які не мають постійного фону, але мають відмінності по всьому об'єкту. Для такого типу зображень порогове значення дає хороший результат в одній області, але не в інших частинах зображення [25,35]. Для того, щоб знайти різні значення порогів для різних частин зображення, метод локального порогоу поділяє зображення на підзображення, а потім обчислює порогове значення для

кожної частини. Після чого результати цього порогування об'єднуються. У цьому способі зображення поділяється на вертикальні та горизонтальні лінії, тоді як кожна частина включає область як фону, так і об'єкта. На рисунку 2.2 показано застосування порогових значень у зображеннях КТ.

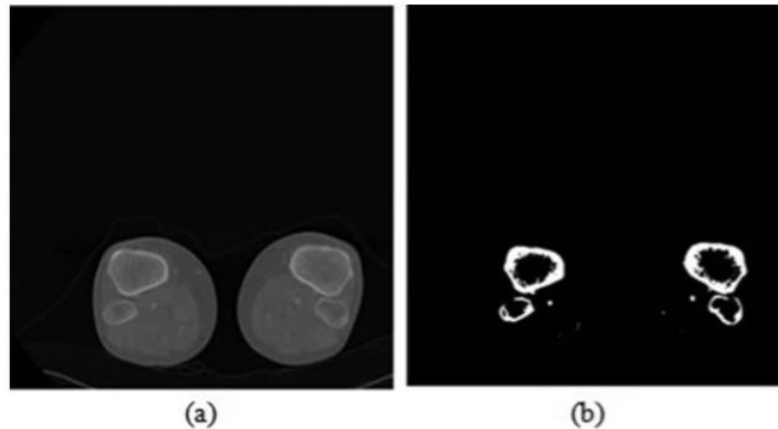


Рис 2.2 – Застосування порогу на КТ-зображенні. (а) Оригінальне зображення КТ. (б) Вилучення кістки за допомогою порогової сегментації [30].

Для вибору порогового значення використовуються різні статистичні методи для кожного підзображення, наприклад, середнє, стандартне відхилення, середнє та стандартне відхилення разом, а також середнє значення максимуму та мінімуму.

Для місцевого визначення порогу потрібно більше часу для сегментації зображення порівняно з глобальним порогом. Цей спосіб більш корисний у випадку із зображеннями з різним фоном.

Значення порогу Оцу зазвичай вибирається візуально, що призводить до проблем і навіть може призвести до поганих результатів. Для автоматизації вибору порогового значення були представлені деякі методи, наприклад метод Оцу. Мета цього методу - визначити оптимальне значення для глобального порогу. У цьому методі передбачається, що зображення має два піксельні класи або має біомодальну гістограму [30,37]. Він вибирає поріг для мінімізації міжкласової дисперсії (дисперсії всередині класу) чорно-білих пікселів кластеру.

Внутрішньокласову дисперсію можна визначити, використовуючи зважене рівняння дисперсій кожного кластеру:

$$\sigma_w^2(t) = q_1(t)\sigma_1^2(t) + q_2(t)\sigma_2^2(t)$$

де ваги  $q_i$  - це ймовірність для кожного класу і оцінюється як

$$q_1(t) = \sum_{i=1}^t P(i)$$
$$q_2(t) = \sum_{i=t+1}^I P(i)$$

а засоби для класу задаються за допомогою

$$\mu_1(t) = \sum_{i=1}^t \frac{iP(i)}{q_1(t)}$$
$$\mu_2(t) = \sum_{i=t+1}^I \frac{iP(i)}{q_w(t)}$$

Нарешті, окремі відхилення класу задаються

$$\sigma_1^2(t) = \sum_{i=1}^t [i - \mu_1(t)]^2 \frac{P(i)}{q_1(t)}$$
$$\sigma_2^2(t) = \sum_{i=t+1}^I [i - \mu_2(t)]^2 \frac{P(i)}{q_2(t)}$$

Тут можна зупинити процес і продовжити алгоритм, застосувавши дисперсію в межах класу для всіх порогових значень  $t$  та вибравши значення, що мінімізує  $\sigma_w^2(t)$ . Для швидшого обчислення ми можемо використовувати співвідношення між дисперсією всередині класу та міжкласовою дисперсією. Оцу пояснює, що мінімізація дисперсії всередині класу схожа на максимізацію міжкласової дисперсії. Після деякого розрахунку маємо

$$\sigma_b^2(t) = \sigma - \sigma_w^2(t) = q_1(t) + q_2(t)\sigma_2^2(t)[\mu_1(t) - \mu_2(t)]^2$$

Порогове значення, яке максимізує міжкласову дисперсію, є оптимальним пороговим значенням. На рисунку 2.3 показано застосування порогового значення Otsu у зображеннях комірок.

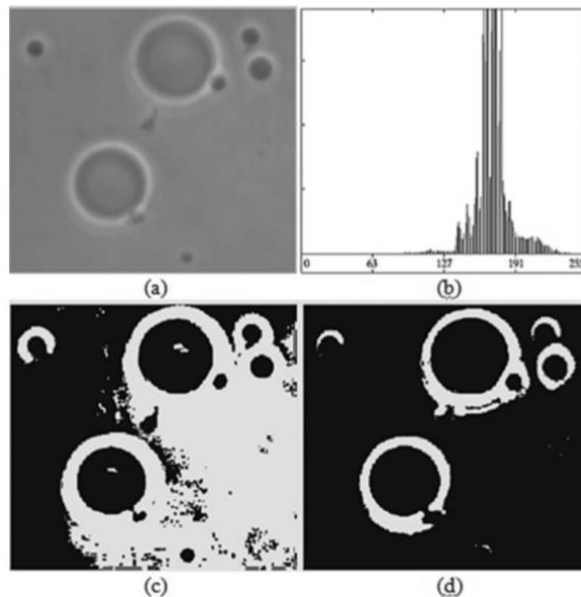


Рисунок 2.3 – Порогове значення Оцу. (a) Оригінальне зображення. (b) Гістограма зображення. (c) Глобальне порогове значення. (d) Порогове значення Оцу.

Зростання регіонів - це інтерактивний метод сегментації, який вимагає ініціалізації деяких точок опори та початку процесу. Ця методика розділяє область зображень на основі певного закону відповідно до інформації про інтенсивність. У найпростішій формі для вирощування регіону потрібна одна точка опори, і регіон буде вирощений на основі властивостей однорідності відповідно до сусідніх пікселів [26,38-41]. Існують деякі методи на основі регіону, які мають різні відмінності визначення критерію однорідності.

Загальний алгоритм області вилучення одного об'єкта наведений нижче:

Алгоритм: Введення (точка опори (seed point))

(1) Region  $r = \{\text{seed}\}$

(2) While  $r.\text{neighbours} \neq \{\}$

(a) For each voxel  $x$  in  $r.\text{neighbours}$ , if  $P(x,r) = \text{true}$ ,

then add  $x$  to  $r$

(b) End while

(3) Return  $r$

У наведеному вище алгоритмі  $r$  - область, яку ми хочемо витягти. На основі критеріїв однорідності були представлені деякі методи, орієнтовані на зростання регіону. У цьому алгоритмі основний метод зростання регіону був пояснений шляхом оцінки відстані між вокселем  $x$  і середнім значенням області, яке представлено функцією  $P$  [31-33].  $P$  виражається як

$$P(x, r) = |f(x) - \mu_r| < T$$

де  $\mu_r$  - середнє значення  $r$ , а  $T$  - поріг. Поріг можна вибрати вручну або за допомогою автоматизованого методу.

На рисунку 2.4 на МРТ зображенні коліна застосовано зростання області. Таким чином, було обрано дві опорні точки з двох різних регіонів та застосовано процес зростання регіонів.

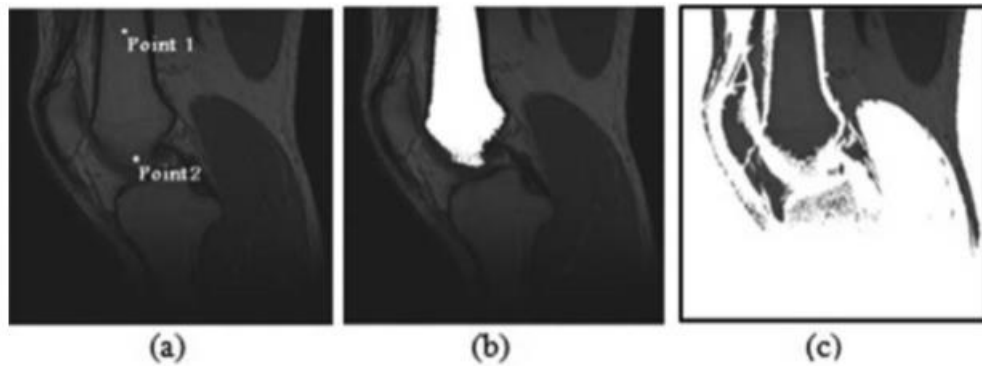


Рисунок 2.4. – Виконання області, що зростає на МРТ зображенні кістки. (a)Оригінальне зображення з двома опорними точками. (b)Результат зростання регіону для опорної точки 1. (c)Результат зростання регіону для опорної точки 2.

Недоліком зростання регіону є те, що результат цієї методики значно залежить від вибору точки опори. Вибір точки опори залежить від здібностей людини; таким чином, витягнута форма значно залежить від користувача. Хоча чутливість до шуму в цьому методі менша за порогову, але він може зробити отвір у витягнутій формі або створити відключену ділянку [34-37]. зростання регіону широко застосовується в мамографах з метою вилучення потенційного ураження з його фонового режиму [38].

## **2.2 Алгоритми методів класифікації для сегментації медичних зображень**

Пошук шаблонів даних, що називається розпізнаванням шаблонів, є основною проблемою з довгою історією. Класифікація - це методика розпізнавання шаблонів, яка використовує підготовку даних для визначення шаблонів. Дані тренінгу включають зразок особливостей зображення з їх цільовими мітками. Ця методика відома як контрольована методика навчання, оскільки вона включає дані про підготовку, які сегментуються вручну і потім подаються в автоматичний процес [39-41]. Для обробки зображень було

використано ряд класичних методів. У цьому розділі пояснюються два класи, які широко використовуються: k-найближчих сусідів та максимальна ймовірність. k-найближчих сусідів - це простий метод класифікації, а максимальна ймовірність - популярний метод параметричного класифікатора.

Недоліком цих методів є те, що вони не враховують просторову інформацію. Ще однією проблемою є підготовка даних, які повинні бути сегментовані через взаємодію людини. Сегментація вибіркового даних не тільки потребує більше часу, але також залежить від здібностей людини.

k-найближчих сусідів - це звичайний непараметричний і широко використовуваний метод класифікації. Цей метод відомий як непараметричний метод, оскільки алгоритму k- найближчих сусідів не потрібна інформація про статистичні властивості пікселів. Алгоритм k-найближчих сусідів потребує великої кількості вибіркового даних, які є позначені як дані про підготовку. На рисунку 2.5 пояснюється ідея цього методу без використання формул. Як показано на рисунку, кожен піксель класифікується відповідно до кількості найближчих сусідів, які раніше були класифіковані як дані підготовки [42-44].

У цьому алгоритмі, k – це кількість найближчих сусідів. Щоб класифікувати нові дані (рисунок 2.5) за допомогою k=4, слід визначити чотирьох найближчих сусідів. Цей набір включає три даних з класу 2 та один - із класу 1.

Таким чином, нові дані класифікуються як клас 2. Для класифікації нових даних за допомогою k = 9, їх класифікують за тим же правилом у 2 класі.

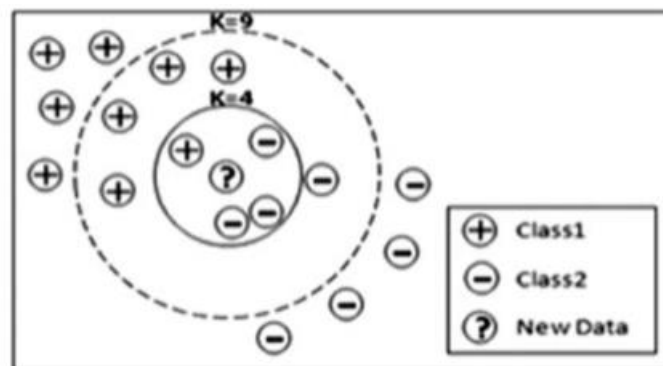


Рисунок 2.5 – Ілюстрація k-найближчого сусіда



Нижче ми розглянемо алгоритм k-найближчих сусідів.

Алгоритм:

- (1) Встановити помічені дані тренувань  $X_D = \{x_1, \dots, x_{n_D}\}$  де  $X_D \in M_{func}$ .
- (2) Вибрати k сусідів, щоб визначити.
- (3) Обрати  $d: R^p * R^p \rightarrow R^+$  будь-який показник на  $R^p$ .
- (4) Для будь-якого вектора  $z$  в  $R^p$ : за допомогою  $X_D = \{x_i\}$  Обчислюємо і сортуємо відстані  $d(z, x_i)$  де

$$\{d_1 \leq d_2 \leq \dots \leq d_k \leq d_{k+1} \leq \dots \leq d_{n_D}\}.$$

Знаходимо стовпчик в  $U_d$ , що відповідає k-найближчим індексам сусідів  $\{1, 2, \dots, k\}$ .

Обчислюємо вектор мітки  $U(*|z) = (u(1|z), u(2|z), \dots, u(c|z))^T$  з позначками k-найближчих сусідів від  $U_d$ :

$$u(i|z) = \sum_{j=1}^k \frac{u_{D,ij}}{k} \text{ for } i = 1, 2, \dots, c$$

Вирішуємо  $x \in i \Leftrightarrow D_{nn,k}(z) = e_i \Leftrightarrow u(i|z) = \max\{u(i|z)\}$ ;

де  $z$  - нові дані,  $X_D$  - це навчальні дані,  $R^p$  - домен, а  $p$  - розмірність даних. Термін  $d$  - евклідова відстань між двома векторами в  $R^p$  і оголошується так:

$$d(z, x_i) = \|z, x_i\| = \sqrt{(z, x_i)^T (z, x_i)}$$

Три параметри, які впливають на результати k-найближчих сусідів:

- (1) Внесення відповідного k для класифікації даних,

(2) вибір вимірювання відстані (наприклад, відстань Евкліда) та

(3) метод підрахунку голосів [45-47].

На метод k-найближчих сусідів було застосовано нечітке правило, тому було впроваджено новий алгоритм.

Максимальна ймовірність оцінює параметр статистичної моделі. У цьому методі передбачається, що існує величезний об'єм даних, і ми просто маємо вибірку цих даних. Знайти поширення оригінальних даних неможливо або їх значення не виражено зрозуміло. Тому, нам потрібно знайти параметр розподілу на основі наявних даних. Один із розподілів - Гауссовий. Таким чином, ми можемо знайти середнє відхилення вибірових даних і використовувати його для оцінки оригінальної моделі даних. Цей метод намагається знайти найкращу оцінку вибірових даних для створення найближчої моделі до вихідних даних.

Однією з переваг цієї методики є те, що вона може використовуватися в широкому діапазоні оціночних ситуацій. Іншою перевагою є наближення нормальних розподілів та наближення відхилень вибірки, які можна застосувати для створення меж конденсації та тестів навіювання для параметрів. Одним з недоліків цього методу є те, що оцінку максимальної вірогідності неможливо застосувати до малих вибірок даних. Використання максимальної оцінки ймовірності з невеликою підготовкою даних призводять до значущих результатів. Інша перевага полягає в тому, що максимальна ймовірність може бути чутливою до вибору вихідного значення [48-50].

### **2.3 Вирішення задач сегментації шляхом кластерного методу**

Операція алгоритмів кластеризації подібна до методики класифікації лише з тією різницею, що алгоритми кластеризації не потребують даних для підготовки. Ці алгоритми відомі як методи без неї. Вони працюють як оцінка щільності в статистиці, а це означає, що неконтрольований алгоритм намагається

узагальнити та представити дані за їх основними ознаками. У кластеризації було використано багато алгоритмів обміну даними. У цьому розділі ми розглянемо три популярні алгоритми кластеризації: k-середніх, метод нечіткої кластеризації k-середніх та максимізацію очікування. Щодо неконтрольованих алгоритмів, які не використовують дані для підготовки, їм не потрібно більше часу, щоб підготувати сегментовані вибіркові дані. Однією з переваг цих методів є те, що вони споживають менше часу. Як недолік, ми не можемо посперитися на просторову інформацію. Як і класифікаційний підхід, ці алгоритми не враховують просторову інформацію; таким чином, вони можуть бути чутливими до шумів та інтенсивності в однорідностях [45,68-72].

k-середніх - це широко застосовуваний непідконтрольний метод, який розділяє зображення на k-секції на основі середнього значення кожного розділу. Спочатку дані діляться на k-кластери, а потім буде розраховано середнє значення для кожного кластеру. Кожен елемент даних вводиться в кластер, який має найближчу відстань до середнього кластера, використовуючи евклідову відстань. Вхідні дані - вектор, а вихідні - k-вектор.

Для того, щоб застосувати k-середніх на зображення МРТ, які є двовимірними, пікселі повинні бути розміщені в одному векторі.

Алгоритм: Введення (k, дані)

(1) Вибрати k випадкових позицій у вхідному просторі

(2) Призначити центри кластерів  $\mu_j$  до цих позицій

(3) Для кожного  $x_i \in \text{data}$

(a) Обчислити відстань  $x_i, \mu_j$  для кожного  $\mu_j$

(b) Призначити  $x_i$  кластеру за допомогою мінімальної відстань

(4) Для кожного  $\mu_j$  :

Перемістимо позицію  $\mu_j$  до середнього пункту в цьому кластері:

$$\mu_j = \frac{1}{N_j} \sum_{i=1}^{N_j} x_i;$$

де  $k$  - кількість кластерів,  $N_j$  - кількість даних кластера  $j$ , а  $\mu_j$  - середнє значення кластера  $j$  та деякі квадратні помилки, які визначають умову повторюваного циклу як

$$SSE = \sum_{j=1}^k \sum_{i=1}^n \text{dist}(x_i, c_j)^2$$

На рисунку 2.6 показаний результат застосування  $k$ -засобів на МР-зображенні колінної кістки.

Одним з недоліків цього алгоритму є кількість кластерів. Користувач повинен вибрати значення  $k$  для сегментації зображення. Ще одна проблема - чутливість до чужих людей, шумів та початкових значень. Початкові значення вибираються випадковим чином з вектора даних. У цьому алгоритмі було зроблено деякі вказівки для вдосконалення проблеми, і подано розширений алгоритм [51-55].

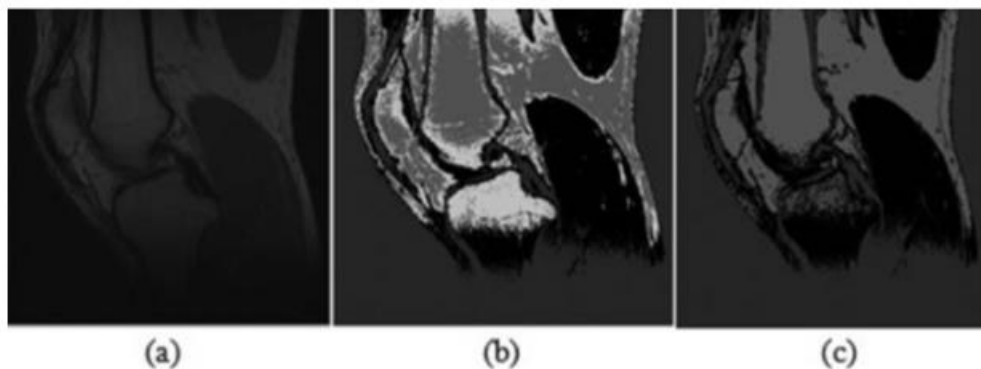


Рисунок 2.6 – Виконання  $k$ -засобів на МРТ колінної кістки. (a) Оригінальне зображення. (b) Виконання  $k$ -засобів за допомогою  $k = 4$ . (c) Виконання  $k$ -засобів з  $k = 3$ .

Нечітка кластеризація середнього значення (FCM) - це непідвладний алгоритм, який успішно виконується на медичних зображеннях. Ця методика заснована на середньому рівні кожного кластера та групуванні подібних значень даних в одних кластерах.

Перекриття зазвичай існує у багатьох медичних зображеннях сірого кольору для різних тканин. FCM є одним з підходящих методів кластеризації для сегментації медичних зображень. Було представлено кілька застосувань кластеризації FCM для сегментації МРТ різних частин тіла [56-59].

Нехай  $X = \{x_1, \dots, x_n\}$  - це набір даних, де  $x_i \in R^d$  і припустимо, що є  $k$  кластери, а  $c_j$ - центроїд кластера  $j$ . Тоді, маємо  $c_1, c_2, \dots, c_k$   $k$  кластери,  $c_j, : j = 1, \dots, k$

Нехай  $w$  - вагова матриця, де кожне значення належить кожному кластеру із специфічним значенням.

$$w \begin{bmatrix} w_{1,1} & w_{n,1} \\ w_{1,k} & w_{n,k} \end{bmatrix}, w_{i,j} \in [0,1]$$

Цей метод має такі два обмеження:

$$\sum_{j=1}^k w_{i,j} = 1 \quad \forall x_i$$

$$0 < \sum_{j=1}^n w_{i,j} < 1$$

Ми надали деяку попередню інформацію про FCM. Нижче наведено пояснення алгоритму FCM.

Алгоритм:

(1) Ініціалізуєм нечіткий розділ та встановить вагу  $W$  (для всіх  $W_{ij}$ )

(2) Повторимо

(а) Обчислюєм центр кластерів за допомогою нечіткої секції.

(b) Оновлюємо нечіткий розділ, тобто  $W_{ij}$ .

(3) Поки центри не змінюються.

У цьому алгоритмі  $c_j$  є

$$c_j = \frac{\sum_{i=1}^n w_{ij}^p \cdot x_i}{\sum_{i=1}^n w_{ij}^p}$$

що є розширеним виданням формули центроїда, яка використовується в  $k$ -засобах. Різниця - це лише ступінь належності до кожної пінти, що належить кластеру each [60-62]. Ваги визначаються як

$$w_{ij} = \frac{(1/(\text{dist}(x_i, c_j))^2)^{\frac{1}{1-p}}}{\sum_{j=1}^k (1/(\text{dist}(x_i, c_j))^2)^{\frac{1}{1-p}}}$$

Деякі з квадратних помилок, які визначають умову повторюваного циклу,

є

$$SSE = \sum_{j=1}^k \sum_{i=1}^n w_{ij}^p \text{dist}(x_i, c_j)^2$$

де  $p$  - коефіцієнт, який конкретизує вплив ваг і  $p \in [0 \dots \infty]$ . Якщо  $p > 2$ , то потужність  $1 / (p-1)$  зменшує вагу кластерів, які знаходяться поблизу точки.

Якщо  $p$  переходить до 1, то потужність переходить до 0. Це призводить до того, що вага важить до  $1 / k$ . Якщо  $p$  переходить до 1, потужність збільшує вагу членства в балах, до яких кластер близько. Оскільки  $p$  переходить до 1, членство має тенденцію до 1 для найближчого кластера, а для інших кластерів - до 0

(аналогічно  $k$ -значень). На рисунку 2.7 показано застосування FCM при МРТ коліна.

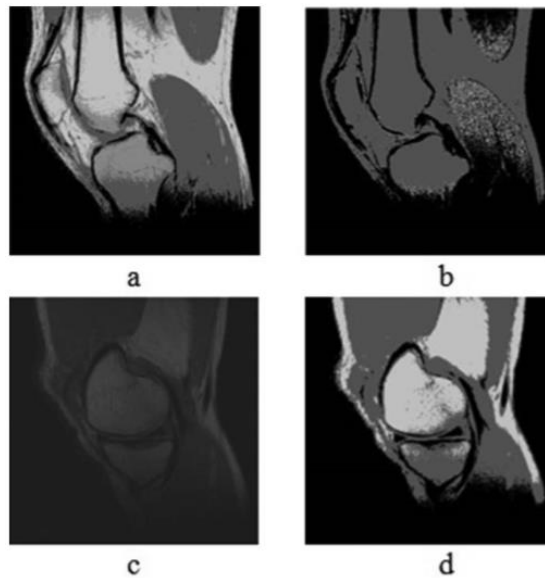


Рисунок 2.7 – Використання FCM з різними параметрами. (a) Виконання FCM з  $p=1.5$ . (b) Виконання FCM з  $p=10$ . (c) Оригінальне зображення фрагмента. (d) Виконання FCM з  $p=4$  та трьома кольорами

Алгоритм FCM ефективно використовується в медичних зображеннях і є корисним для отримання ефективних результатів у випадку поганих або пошкоджених зображень. Це дає швидкі та надійні результати для МРТ-зображень з обмеженою взаємодією людини, але для його використання потребується достатньо досвіду. [46,85-87].

Метод максимізації очікування (EM) - це ітеративний процес обчислення максимальної ймовірності. Цей алгоритм - один з найпопулярніших методів без нагляду, який використовує оцінку щільності пікселів даних. У цьому алгоритмі два етапи виконуються ітераційно для досягнення результатів. Перший - це етап E, який обчислює очікування ймовірності, а другий - крок M, який обчислює оцінку максимальної ймовірності. Очікувана ймовірність виявляється на кроці E, і вона буде використана на етапі M для її мінімізації.

Параметр, що використовується на етапі М, буде початковим кодом для наступного кроку Е. [63-65].

Ітерація триває, поки умова зупинки не відповідає дійсності, що значно сприяє мінімізації помилок та скороченню часу виконання. Алгоритм ЕМ повинен ініціалізувати параметри моделі Гауссової суміші. Ініціалізація матриць коваріації проводиться за допомогою матриці тотожності, а ініціалізація середніх значень  $k$  проводиться різними центрами Гауссової суміші за допомогою  $k$ -засобів.

Нехай  $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$  - набір даних, де в моделі суміші існують компоненти  $x_i \in R^d$  і  $k$ . Щільність ймовірності суміші

$$f(x) = \sum_{i=1}^k \alpha_i p(x|\theta_i),$$

де  $\alpha_i$ - ймовірність вибору кожного кластера. Іншими словами, ми можемо сказати, що це вага кожного кластера. Тому

$$\sum_{i=1}^k \alpha_i = 1$$

Параметр розподілу суміші Гаусса -  $\theta_i = (\mu_i, \sigma_i)$ , а  $P$  - щільність розподілу

$$f(x|\mu_i, \sigma_i^2) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_i}} \exp\left[-\frac{(x-\mu_i)^2}{2\sigma_i^2}\right], \quad i = 1, 2, \dots, N.$$

Параметри будуть оцінені, максимізуючи ймовірність. Починається з  $k$  чисел Гаусса до пріоритету  $f$   $x$ , а потім шукати локальний максимум в умовах першого порядку [66]. Загалом алгоритм ЕМ можна узагальнити так:

Алгоритм:

(1) Тривалість оцінки (Е):



$$\alpha_{ij}^{(r+1)} = \alpha^{(r+1)}(i|x_j) = \frac{\alpha_i^r f(x_j|\mu_i^r \sigma_i^r)^2}{f(x_j)}$$

(2) Етап максимізації (М): оновлення параметрів моделі Гауссової суміші (GMM)

$$\alpha_i^{(r+1)} = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^k \alpha_{ij}^{(r+1)}$$

$$\mu_i^{(r+1)} = \frac{\sum_{j=1}^n x_j \alpha_{ij}^{(r+1)}}{n \alpha_i^{(r+1)}}$$

$$(\sigma_i^r)^2 = \frac{\sum_{j=1}^n x_j \alpha_{ij}^{(r+1)} (x_j - \mu_i^{(r+1)}) (x_j - \mu_i^{(r+1)})^T}{n \alpha_i^{(r+1)}}$$

Зупиняємося, коли  $\|\theta^{r+1} - \theta^r\| < \varepsilon$

Таблиця 2.1 – Розрахункові значення алгоритму максимізації очікування за допомогою моделі суміші Гаусса

Номер класу	Гауссова суміш	Значення	Зміна
Клас 1	0.1133	0.2801	4.4409e - 004
Клас 2	0.3096	0.1645	8.8701e - 006
Клас 3	0.3890	0.2104	6.2457e - 004
Клас 4	0.1881	0.3339	4.2821e - 004

Алгоритм EM застосовано до зображення МРТ та отримано засоби та відхилення для чотирьох кластерів. У таблиці 1 показано середнє значення та дисперсію для кожного кластера, а на рисунку 8 - пікселі кожного кластера окремо.

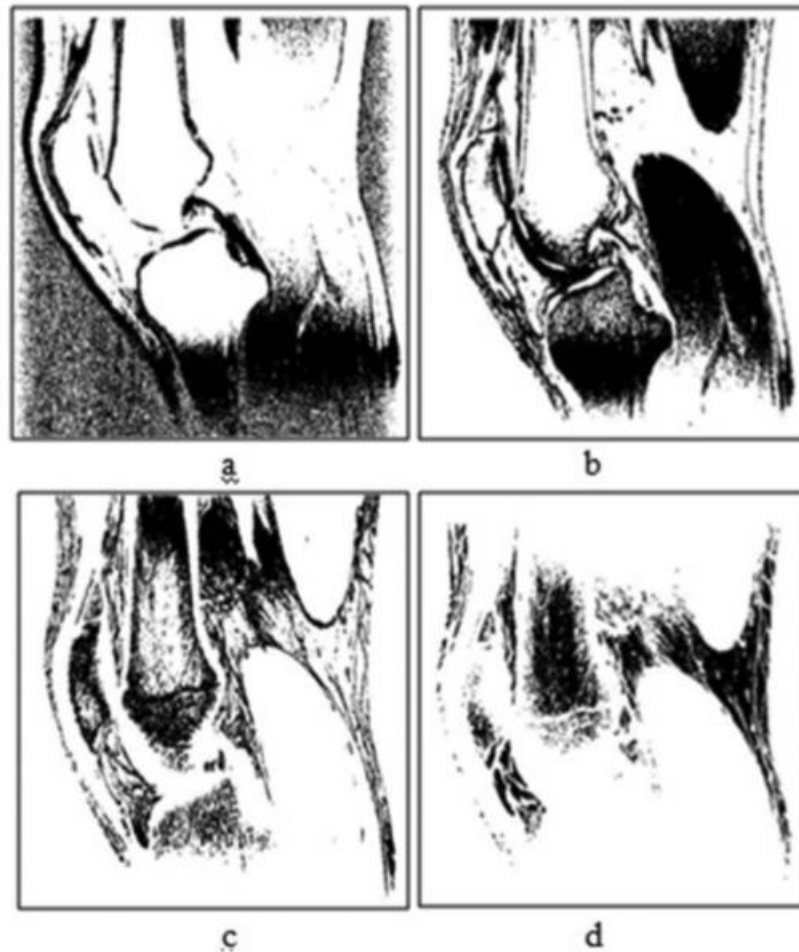


Рисунок 2.8. Результат застосування ЕМ. (а) Пікселі класу 1. (b) Пікселі класу 2. (c) пікселі класу 3. (d) пікселі класу 4.

Як бачимо, на основі результатів ЕМ було вилучено чотири зображення з вихідного зображення. Це може допомогти нам відокремити різні тканини один від одного.

#### **2.4 Висновок до другого розділу**

У цьому розділі пояснюється ряд сучасних методів обробки зображень, які широко використовуються в аналізі медичних зображень.

Представлено алгоритми та їх застосування в аналізі медичних зображень. Деякі з них застосовано на знімках МРТ, особливо для колінної кістки.

Опис кожного методу полегшить вибір відповідного методу сегментації. Можна вибрати відповідний метод сегментації на основі різних параметрів, таких як мета дослідження, тип зображення та характеристики зображення.

Ці методи поділено на три групи: метод на основі регіону, метод кластеризації та метод класифікатора. Пояснюються також пороги (глобальні, локальні, Otsu) та зростаючі регіони. Ця категорія дуже чутлива до шуму, але їх просто здійснити. Вони не мають хороших результатів при МРТ без попередньої обробки, але ефективні для КТ-зображень, які мають менше шуму. МРТ корисніше, ніж КТ для м'яких тканин.

Методи кластеризації та класифікації відомі як методи навчання. Вони не використовують просторову інформацію. Методи кластеризації потребують підготовчих даних для запуску алгоритму. Дані про підготовку - це складне завдання, яке потребує багато часу.

Серед методів кластеризації нечіткий k-середніх показав кращу точність для різних медичних зображень.

## **3 РЕАЛІЗАЦІЯ СИСТЕМИ АЛГОРИТМУ СЕГМЕНТАЦІЇ ЗОБРАЖЕННЯ**

### **3.1 Архітектура програми з підтримкою модульної структури**

Розроблений додаток реалізовано на мові C ++ з використанням графічної бібліотеки Qt. Додаток підтримує модульну структуру і складається з наступних модулів [67].

Модуль MainWindow: містить головний інтерфейс управління програмою, що складається з вкладок. Особливістю даного модуля є створення і ініціалізація основних модулів програми за допомогою конструкторів об'єктів відповідних класів.

Модуль Formats: виконує функцію з підтримки додатком спеціалізованих медичних форматів [68], такі зображення зазвичай містять спеціалізовані заголовки і формат пікселів. Модуль виконує перетворення зі спеціалізованого формату в формат, підтримуваний для відображення в бібліотеці Qt (QImage)[69]. Зокрема реалізована підтримка формату Kodak для зберігання медичних зображень рентгенівський знімків. Особливістю більшості форматів рентгенівських знімків є те, що зображення зберігається в інвертованому вигляді, тому для зручності лікарів потрібно зробити інвертування цих зображень. Зображення, які містять 16 біт на піксель, повинні бути нормалізовані в 8біт на піксель - це обумовлено обмеженнями графічного драйвера в операційній системі.

Модуль ImageViewer: дозволяє відображати результат застосування методів обробки зображень. Особливістю даного модуля є те, що об'єкт даного класу створюється два рази для того, щоб була можливість порівнювати отримане в результаті застосування методу зображення з оригіналом.

Модуль Filters: реалізує основні алгоритми обробки зображень. Алгоритми діляться на допоміжні і ключові. Допоміжні методи обробки зображень, наприклад, такі як: знаходження мінімумів і максимумів яскравості на зображенні, алгоритми порогової обробки, еквалізація гістограм [70]. До ключових алгоритмів відносяться методи сегментації зображень і виділення контурів. Реалізовано методи виділення контурів такі як: Canny, Sobel, Watershed, маркерний Watershed з в'язкістю.

Особливістю даного модуля є те, що він може бути представлений у вигляді окремої бібліотеки, що дозволить іншим програмістам в разі необхідності використовувати функції обробки зображень в своїх додатках. Для цього всі функції оформлені як статичні методи.

Модуль Noise: для створення перешкод, що виникають на зображеннях, реалізовані два методи генерації шуму на зображенні: «Сіль і перець» (SaltAndPepper) і «Гаусів шум» (GaussNoise).

Модуль Histogram: виконує функцію відображення гістограм яскравості зображення, всього 255 рівнів для сірих зображень. Додатково даний модуль підтримує операцію відображення еквалізації гістограм для поліпшення контрастності вихідного зображення з модуля Filters.

Узагальнена схема взаємодії між модулями при обробці графічного файлу зображена на рисунку 3.1. Отримана архітектура додатку відповідає вимогам розширюваності та масштабованості, дозволяючи легко додавати нові методи обробки даних і формати медичних зображень.

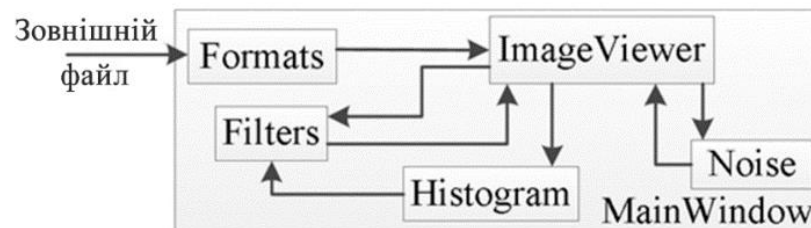


Рисунок 3.1 – Схема взаємодії модулів додатка

Основними класами для створення графічного інтерфейсу являються [69]:

- QString - базовий тип, дозволяє зберігати рядкові типи, в тому числі і Unicode символи;
- QPushButton - забезпечує об'єкт Qt, що описує просту кнопку;
- QSpinBox, QDoubleSpinBox - об'єкти лічильника, поля зберігають цілі чисельні або речові значення, введені користувачем;
- QCheckBox - прапор, який зберігає булеві значення.
- QLabel - об'єктметка, що дозволяє відображати для користувача текст або зображення;
- QWidget- вбудований клас, що дозволяє створювати графічні інтерфейси, що використовують вкладки;
- QFileDialog - вбудований клас, використовується для зчитування повного шляху до файлу із зображенням;
- QDialog - діалог для отримання одного значення користувача. Введене значення може бути рядком, числом або пунктом зі списку.

Статичний метод `getText` повертає рядок типу `QString`. Для малювання графіків використовується модуль бібліотеки `qwt`.

Для зберігання і відображення графічних даних в додатку використовуються бібліотечні і призначені для користувача структури. Для відображення графічних растрових зображень використовується клас `QImage`.

`QImage` - клас використовується для контекстно-незалежного представлення растрових зображень. Використовуючи методи `pixel` і `setPixel`, можна отримувати і змінювати значення пікселів на пряму у об'єкта зображення.

`QPixmap` - використовується для відображення графічного контексту на екран, для цього використовується вбудований метод `setPixmap`, що входить в клас `QLabel`. Перетворення з формату `QImage` здійснюється з використанням статичного методу `QPixmap::fromImage`.

Модуль MainWindow виконує функцію створення головного каркаса додатку. У ньому відбувається створення об'єктів з інших модулів.

Віконний інтерфейс складається з об'єктів наступних класів: QTabWidget, Graph - відноситься до модуля Graph, Images - відноситься до модуля ImageViewer, Histograms - відноситься до модулю Histogram.

Додатково модуль здійснює зв'язок між сигналами та слотами в додатку [69]. Приклад зв'язків, які використовують елемент інтерфейсу кнопка і виклик методу Sobel.

```
Q_ASSERT (connect (img-> sobelBtn, SIGNAL (clicked ()), img -> view2, SLOT (sobel ()) ));
```

Модуль ImageViewer Складається з двох класів: ImageViewer і Images.

Клас Images описує основні елементи інтерфейсу для взаємодії програми з користувачем.

Клас ImageViewer надає програмні інтерфейси для виклику методів з графічного інтерфейсу користувача. Графічний інтерфейс користувача складається з 2-х областей для малювання зображень (лівого і правого), а також меню, в якому доступна операція відкриття зображення. Після завантаження лівого зображення воно автоматично копіюється в праве, з яким користувач може виконувати операції.

Також в модулі реалізовані базові операції для роботи з зображеннями, такі як: копіювання зображень з лівого в праве, з правого в ліве, збереження зображення, інвертування зображення, вилучення зображень.

saveV - збереження правого зображення в графічний формат, який підтримується бібліотекою Qt, формат визначається по розширенню файлу. Доступні такі формати, як: png, bmp, jpg.

subVfromA, subAfromV - попіксельне віднімання між лівим і правим зображеннями.

copyBA, copyAB - повне попіксельне копіювання зображень, лівого в праве або правого в ліве.

invert - інвертування зображень, використовується вбудована функція Qt, invertPixels.

Прототипи базових методів роботи з зображеннями:

```
void Image Viewer :: Save B ();
```

```
void Image Viewer:: subBfromA ();
```

```
void Image Viewer:: subAfromB ();
```

```
void Image Viewer:: copyBA ();
```

```
void Image Viewer :: CopyAB ();
```

```
void Image Viewer :: Invert ();
```

Модуль Filters - основний модуль, який реалізує методи і алгоритми, для роботи з растровими зображеннями. Всі методи цього класу реалізовані статично, щоб дозволити розробнику можливість здійснювати виклик методів без створення об'єкта класу Filters і надалі оформити код в незалежну бібліотеку обробки зображень.

Основні функції, що реалізують необхідні методи:

main\_filter - функція виконує фільтрацію отриманого на вході зображення QImage і повертає змінене зображення. Користувач задає тип використовуваного фільтра LPF, HPF, BPF, BSF і необхідні частоти, якщо для фільтра потрібна тільки одна частота, то друга вказується рівною нулю. Допоміжні функції, пов'язані з цією функцією: lp - фільтр низьких частот. hp - фільтр високих частот. bp - полоснопропускаючий фільтр. bs - полоснозагороджуючий фільтр. Прототип функції main\_filter:

```
static void main _ filter (QImage & img, Filters 2 fil, double fc, double fc2 = 0.0);
```

Всі ці функції працюють з речовим поданням, таким чином, потрібно перетворити зображення QImage в дійсний тип, використовуючи функцію



convertImageToDouble з модуля ImageViewer. Після чого виконати зворотне перетворення оброблених даних в формат QImage, використовуючи функцію convertDoubleToImage. Функції для фільтрів приймають в якості вхідних параметрів: частоту (частоти), M, dt. Прототипи функцій для фільтрів частот і згортки:

```
double * Svertka (double * val, int val _ size, double * filt, int filt _ size);
```

```
double * lp (double f 0, const int M, double dt);
```

```
double * hp (double f 0, const int M, double dt);
```

```
double* bp (double f 1, double f 2, const int M, double dt);
```

```
double* bs (double f 1, double f 2, const int M, double dt);
```

equilisation - функція еквалізації гістограм. Використовується для підвищення контрастності зображень[70]. В якості вхідного параметра задається зображення, в результаті роботи методу зображення замінюється. Додатково передається умова, що дозволяє ігнорувати білий фон зображення при виконанні процедури збереження обробленого зображення. Прототип функції equilisation:

```
static void equilisation (QImage & img, bool
```

```
ignoreBackground = false);
```

dilate, erosion - функції виконують дилатацію або ерозію із заданою користувачем маскою. Розмір маски передається в якості цілочисельного папараметра. Операція ерозії (видалення) призводить до заміни значень граничних пікселів об'єкта на 0. Операція дилатації (нарощування) призводить до заміни значень пікселів фону, що межують з об'єктом, на 1. Прототипи функцій dilate, erosion:

```
static void dilate (QImage & img, int mask_ size);
```

```
static void erosion (QImage & img, int mask_ size);
```

DilDifEro - морфологічна функція [71], виконує різницю між зображеннями, обробленими функціями ерозії і дилатації. Додатковим

параметром цієї функції є дві маски для ерозії і дилатації. Прототип функції DilDifEro:

```
static void DilDifEro (QImage & img, int dil_ mask, int ero_ mask);
```

laplace - знаходження Лапласіан зображення. Прототип функції laplace:

```
static void laplace (QImage &img);
```

subOriginal - різниця зображень, як параметр задаються вхідне і оброблене зображення. Функція виконує вилучення оригінального зображення з обробленого користувачем. В інтерфейсі оригінальное зображення завжди розташовується зліва, а змінне в результаті застосування методів - справа.

Прототип функції subOriginal:

```
static void subOriginal (QImage &img1, QImage &orig);
```

gradientEdge - обчислення градієнта зображення. Напрямок мак симально зміни яскравості зображення. Прототип функції gradientEdge:

```
static void gradient Edge (QImage &img);
```

```
static int gradient (constint * data);
```

threadshold - відсікання зображення по порогу. Функція бінарлізує зображення, розділяючи зображення на чорні і білі пікселі, грунтуючись на переданому порозі яскравості. Прототип функції threadshold:

```
static void threadshold (QImage &img, int th);
```

morOpen - морфологічна операція відкриття. Являє собою послідовне застосування операцій ерозії і дилатації. Призводить до з'єднання областей фону, раніше роз'єднаних вузькими ділянками пікселів об'єктів. Прототип функції morOpen:

```
static void morOpen (QImage & img, int dil_ mask, int ero_ mask);
```

morClose - морфологічна операція закриття. Являє собою послідовне застосування операцій дилатації і ерозії. Призводить до видалення невеликих за площею фрагментів фону всередині об'єктів. Прототип функції morClose:

```
static void morClose (QImage & img, int dil_ mask, int ero_ mask);
```

minMax - функція знаходить мінімальну і максимальну яскравість на зображенні і повертає їх в якості двох цілочисельних параметрів. Прототип функції minMax:

```
static void minMax (const QImage & img, int &min, int &max);
```

fillOne - допоміжна функція, ініціалізує двовимірний цілий масив одиницями. Прототип функції fillOne:

```
static void fillOne (int **mask, int w, int h);
```

countObjects - функція підрахунку об'єктів заданого радіуса. Прототип функції countObjects:

```
static int countObjects (QImage & img, int mask_size);
```

gaussianBlur - функція згладжування алгоритмом Гауса, як параметр задається сигма. Прототип функції gaussianBlur:

```
static void gaussianBlur (QImage & img, float sigma);
```

visWatershed - функція маркерного вододілу, приймає в якості параметрів зображення і маркери вихідного зображення. Останній параметр - шлях для збереження зображення з проміжним результатом роботи вододілу. Прототип функції visWatershed:

```
static void visWatershed (QImage & img, QImage & markers, QString &);
```

Watershed - функція базового вододілу, приймає в якості параметрів зображення. Прототип функції Watershed:

```
static void Watershed (QImage & img);
```

sobelThresh - функція, що реалізує алгоритм Sobel. Прототип функції sobelThresh:

```
static void sobelThresh (QImage & pic);
```

LoG - функція, що реалізує алгоритм LoG. Параметрами задається радіус розмиття і радіус ядра методу. Прототип функції LoG:

```
static void LoG (QImage & img, float blurRadius, float kernelRadius);
```

zeroCrossing - працює на основі алгоритму LoG. Залишає бінарізовані края зображення, використовуючи адаптивний поріг після виконання функції minMax. Як параметри вимагає радіус розмиття і радіус ядра методу LoG. Прототип функції zeroCrossing:

```
static void zeroCrossing (QImage & img, float blurRadius, float kernelRadius);
```

multiply - функція виконує множення двох зображень: оригінального і зміненого. Алгоритм множення наступний: якщо піксель на зміненому зображенні виявився дорівнює нулю, то він зберігається; в разі, коли піксель не дорівнює нулю, копіюється піксель з оригінального зображення і зберігається в зміненому. Прототип функції multiply:

```
static void multiply (QImage & img1, QImage & orig);
```

nullify - функція запитує у користувача значення яскравості маркерів, які потрібно обнулити, після обнулення всі задані користувачем області змінюють яскравості пікселів на нульові. Прототип функції nullify:

```
static void nullify (QImage & img1);
```

combine - можливість спільного використання зображень. Копіює в поточне зображення пікселі з оригінального і замінює їх, якщо яскравість пікселя в поточному зображенні буде дорівнює 255 (білий піксель). Прототип функції combine:

```
static void combine (QImage & orig, QImage & img1);
```

invertBg - функція інвертування фону зображення, знаходить чорні пікселі (у яких яскравість дорівнює нулю) і замінює їх на білі (яскравість 255). Прототип функції invertBg:

```
static void invertBg (QImage & img1);
```

canny - основна функція, яка запускає роботу алгоритму Canny. Як параметр передається радіус для фільтра гауссіана і два порога low і high для здійснення подвійної порогової фільтрації.

performHysteresis - функція виконана подвійною пороговою фільтрацією по межах low і high.

Follow - функція для виконання трасування областей неоднозначності.

Модуль Noise підтримує генерацію двох видів перешкод на зображенні по рівномірному закону розподілу: «сіль і перець», гаусів шум. для функції «Сіль і перець» кількість перешкод на зображенні задається в процентному співвідношенні. Для гауссової функції задається розкид. Прототипи функцій для генерації перешкод:

**void** salt P epper (QImage & img, double percent);

**void** gauss N oise (QImage & img, double gaussrazbros);

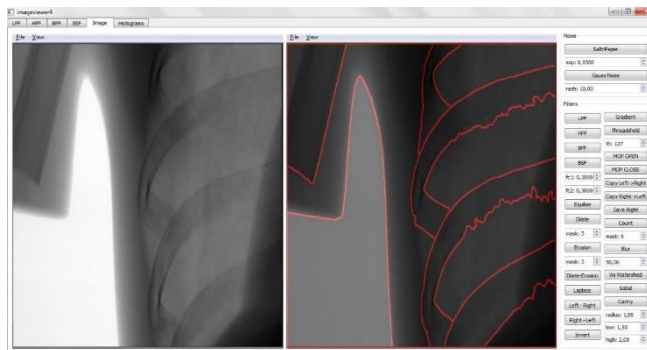


Рисунок 3.2 – Графічна програма з сегментованим зображенням

Інтерфейс розробленого додатка наведено на рисунку 3.2.

### 3.2 Реалізація алгоритму маркерного водорозділу

Для створення маркерів потрібно скористатися стороннім графічним редактором з підтримкою шарів, в якості одного з таких редакторів може бути використаний редактор Gimp [72].

Для створення маркерів необхідно зробити наведене нижче: якщо формат зображення є спеціалізованим, то потрібно його спочатку перетворити в звичайне зображення, використовуючи функції розробленого програмного забезпечення з

модуля Formats. Для цього потрібно відкрити в додатку файл з медичним зображенням і викликати функцію saveB, яка надасть користувачеві можливість зберегти поточне відкрите зображення, що знаходиться в правій частині інтерфейсу програми. Вимагається задати ім'я файлу з розширенням bmp, що виключить втрату інформації при стисненні зображення. У разі, коли зображення вже міститься в одному з графічних форматів jpg, png, bmp, спеціальне перетворення не вимагається і можна відразу перейти до процедури створення маркерів.

Процедура створення маркера для алгоритму водорозділу:

1. Відкрити графічне зображення в графічному редакторі.
2. Створити новий прозорий шар в зображенні. Зробити його активним.
3. Вибрати інструмент олівець і відключити у нього чутливість до натиснення (Dynamics Off).
4. Намалювати над зображенням маркери в потрібних місцях (можна чорним кольором).
5. Вибрати інструмент заливка. Змінити яскравість заливки RGB на 1, для першого маркера. Застосувати інструмент заливка до першого маркера.
6. Змінити яскравість заливки RGB на 2. Застосувати заливку до другого маркера.
7. Повторити процедуру 5 для кожного намальованого маркера з яскравістю, збільшеної на 1.
8. Зробити шар з оригінальним зображенням невидимим.
9. Встановити заливку в яскравість 0. Застосувати заливку до прозорого фону.
10. Перевести зображення в Grayscale (Image> Mode).
11. Зберегти зображення в форматі bmp (File> Export as).

Блок-схема реалізованого алгоритму маркерного вододілу з в'язкістю приведена на рисунку 3.3.

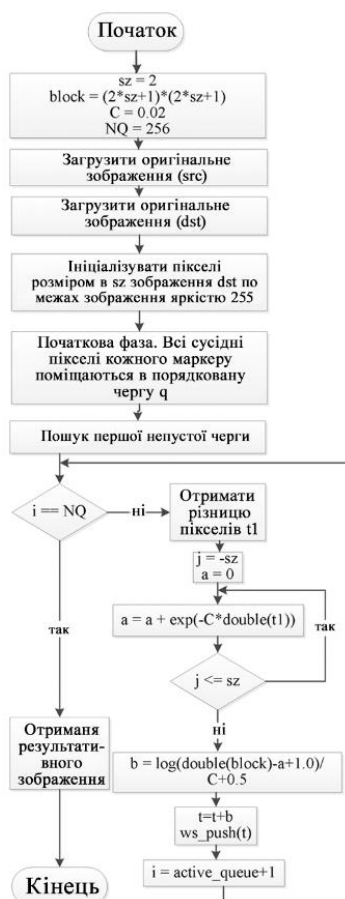


Рисунок 3.3 – Блок-схема реалізації алгоритму вододілу

Для реалізації алгоритму на початку методу ініціалізується константа  $sz$ , що описує радіус блоку. Сам блок обчислюється, як  $(2 * sz + 1)^2$ . В'язкість задається константою  $C$ , менше значення означає більшу в'язкість яркостей пікселів. Далі завантажуються два зображення, одне вихідне зображення для сегментації методом водорозділу, а друге - зображення з маркерами.

Зображення з маркерами стає фінальним зображенням, на якому будуть відзначатися лінії водорозділу щодо маркерів. На фінальному зображенні малюється рамка з пікселів яскравістю 255 навколо зображення (border of dummy watershed), розміру  $sz$ . Всі сусідні пікселі кожного маркера поміщаються в впорядковану чергу, після чого визначаються початкові кордони басейнів. Пошук першої непорожньої черги. Далі відбувається основна процедура рекурсивного заповнення басейнів.

На фінальному етапі виходить результуюче зображення, оброблене водорозділом, яке записується в окремий файл `inal_markers.png`. На оригінальному зображенні на основі кордонів водорозділів з нульовою яскравістю червоним кольором відзначаються сегментовані елементи кісткових структур.

### **3.3 Реалізація алгоритму виділення кісткових структур**

Послідовність виклику програмних методів для досягнення результату виділення кісткових структур наведена на рисунку 3.4.

Метод `open` класу `ImageViewer` використовується для відкриття графічного зображення, якщо зображення має стандартне розширення: `png`, `jpg`, `bmp`, то викликається стандартна функція `open` класу `QImage`, яка завантажує зображення в структуру в пам'яті програми. У разі, якщо розширення файлу `img`, то викликається процедура відкриття спеціалізованого формату `Kodak`, цей файл також завантажується в структуру `QImage`.

Після завантаження зображення в область вихідного зображення воно автоматично копіюється в область змінюваного зображення, до якого користувач може застосовувати реалізовані функції з модуля `Filters`. Користувач може проводити операції з другим зображенням, одночасно зберігаючи оригінал зображення.



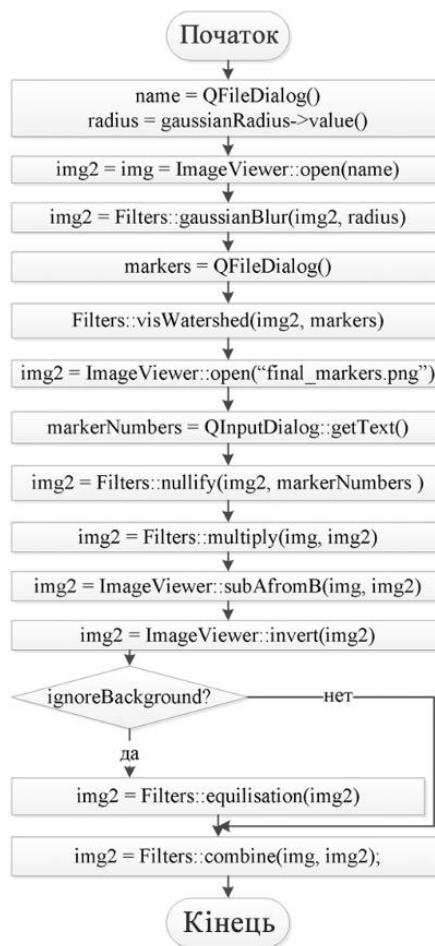


Рисунок 3.4. Блок-схема реалізації алгоритму виділення кісткових структур

Для зменшення кількості шуму на зображенні потрібно викликати статичний метод класу `Filters` - `gaussianBlur`, вказавши цілочисельний параметр з радіусом розмиття. Після виклику функції `visWatershed` потрібно задати шлях до файлу з маркерами, це можливо зробити, використовуючи об'єкт класу `QFileDialog`, другим параметром методу є обробляється зображення. Після виконання функції `visWatershed` на відкритому справа зображенні червоним кольором відзначаються контури, отримані в результаті сегментації, а також створюється файл «`inal_markers.png`», який містить лінії водорозділу, засновані на вихідних маркерах. Наступним кроком потрібно виконати процедуру відкриття отриманого файлу з лініями водорозділу в правій області обробки

зображень. Далі потрібно запросити у користувача номери маркерів, що відповідають за області кісток, дану процедуру можна виконати, викликавши статичний метод `getText`, що відноситься до класу `QInputDialog`. Наступним кроком користувач викликає метод `nullify` класу `Filters`, який замінює обрані значення маркерів на нульові. Після цього потрібно помножити змінене зображення на оригінальне, для цього кожен піксель відредагованого зображення замінюється або на 0, якщо поточний піксель дорівнює нулю, або на значення у первісному образі, що дозволяє отримати оригінальне зображення з чорними областями замість кісткових структур. Наступний етап - віднімання зображень, оригінального і зміненого, після цього кроку залишається тільки кісткова структура, скопійована з вихідного зображення. На фінальних етапах можна виконати інвертування кісткових структур (кістки білі або чорні), використовуючи метод `invert`.

В результаті було розроблено програму, що підтримує:

- 1) відкриття медичних форматів;
- 2) морфологічні операції (ерозію, дилатацію та їх комбінації);
- 3) методи виділення контурів (Sobel, Canny, LoG);
- 4) методи сегментації морфологічними водорозділами (базовим і маркерним з в'язкістю);
- 5) методи попередньої обробки і постобробки, такі як: згладжування функцією Гаусса, порогова обробка, інвертування, еквалізація гістограм, фільтрація за допомогою фільтрів низьких, високих частот;
- 6) віднімання і множення зображень з умовою.

### **3.4 Практичні результати роботи**

Після розробки програми було проведено функціональне тестування, всі реалізовані методи були протестовані на коректність роботи, використовуючи

тестові зображення з [73]. Зображення для тестування коректності роботи методу морфологічного водорозділу з в'язкістю були взяті зі статті [74].

Як матеріал для проведення експериментів були запропоновані рентгенівські модельні і фрагменти реальних зображень [75], приклад знімків наведено на рисунку 3.5.

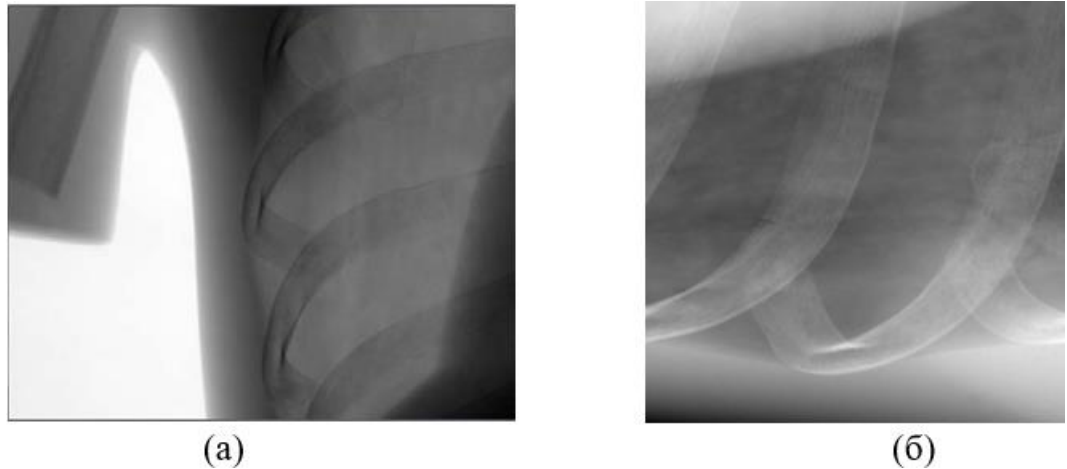


Рисунок 3.5 – Рентгенівське зображення: модельне (а) і фрагмент реального (б)

Для зменшення впливу перешкод і зниження ефекту «розбитих країв» до реального рентгенівського зображення для отримання кращих результатів був попередньо застосований Gaussian Blur з радіусом 3. Для модельного зображення така попередня обробка не потрібна.

Розділимо експериментальну частину роботи на 5 етапів:

1. Застосування методу Canny.
2. Застосування методу Sobel.
3. Застосування методу сегментації морфологічними вододілами.
4. Застосування методу сегментації морфологічними вододілами з в'язкістю.
5. Застосування алгоритму виділення кісткових структур.

На першому етапі експерименту застосуємо метод Canny, до рисунку 3.5. Змінні параметри по кожному зображенню наведені в таблиці 3.1

Таблиця 3.1 – Параметри методу Canny

Зображення	Gaussian Blur	Gaussian kernel	Нижній поріг	Верхній поріг
3.6, а	немає	1.0	1.5	2.0
3.6, б	$\sigma = 1.0$	1.0	1.5	2.0
3.6, в	$\sigma = 2.0$	1.0	0.5	1.5
3.7, а	$\sigma = 2.0$	1.0	0.5	1.4
3.7, б	$\sigma = 2.0$	1.0	0.5	1.5

Зображення, які отримані в результаті застосування методу Canny, наведені на рисунку 3.6 і рисунку 3.7.

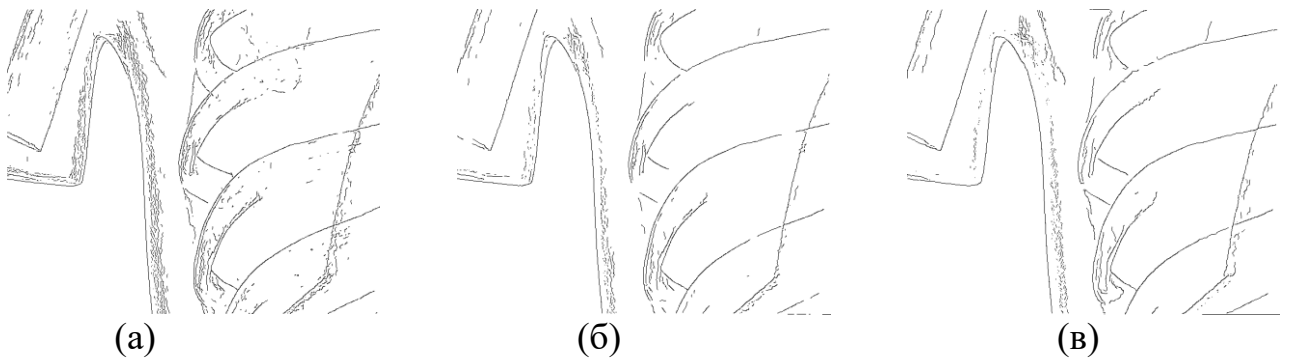


Рисунок 3.6 – Результат роботи методу Canny на модельному зображенні: без blur (а) з blur = 1 (б) і з blur = 2 (в)

Результат застосування методу до негативів з метою виділення кісткової структури наведено на рисунку 3.7.

В результаті застосування методу Canny до негативу (рисунок 3.5,) а з параметрами заданими в таблиці 3.1 вийшли занадто нечіткі краї, а також зрізались частини кордону кістки, якщо зменшувати поріг, то залишається велика кількість зайвих об'єктів на зображенні.

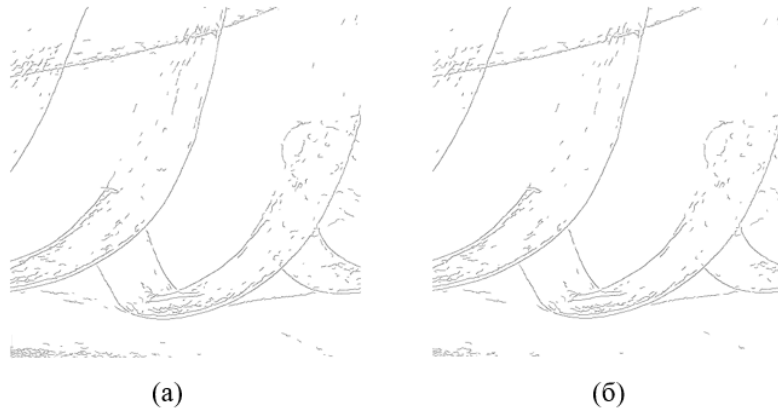


Рисунок 3.7 – Результат роботи методу Canny на фрагменті реального зображення: з верхнім порогом 1.4(а) і з верхнім порогом 1.5(б)

Проведемо наступну частину експерименту, використовуючи метод Sobel для рисунку 3.7. Результат роботи методу для різних зображень наведено на рисунку 3.8.

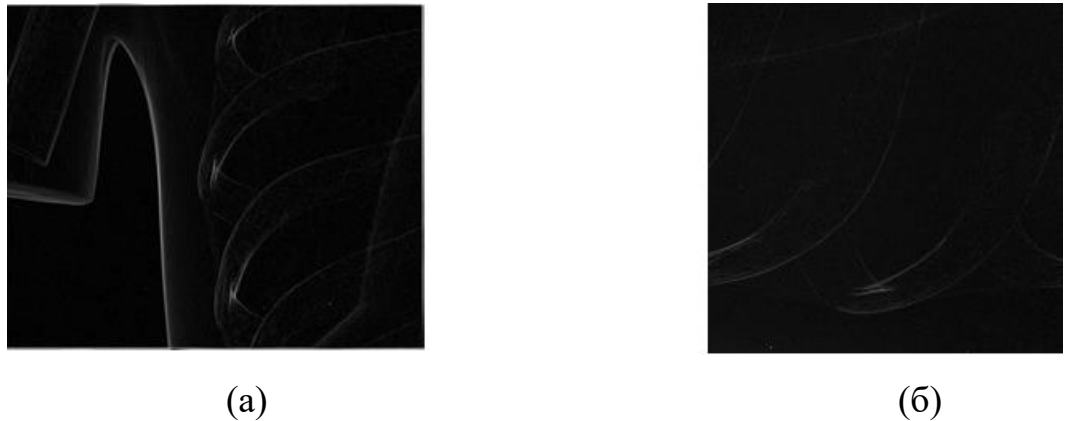
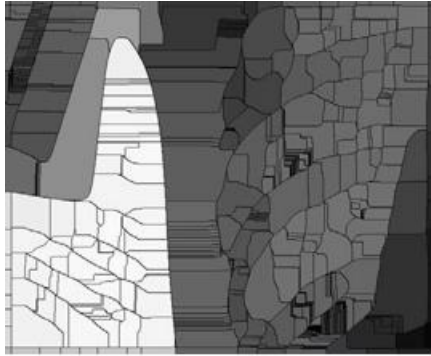


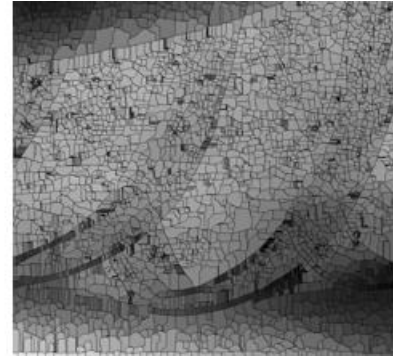
Рисунок 3.8 – Результат роботи методу Sobel: модельне(а) і фрагмент реального (б)

В ході застосування методу Sobel до рисунку 3.9. можна помітити неточність виділення меж об'єктів на зображенні, поява розривів в контурі і ускладнення у виявленні країв з тонкими і гладкими краями.

Для третьої частини експерименту був використаний алгоритм сегментації методом морфологічного водорозділу, результат наведено на рисунку 3.9. Для зменшення кількості перешкод на зображенні на етапі попередньої обробки до зображення 3.9, б застосований гауссовий фільтр радіуса 3.



(а)



(б)

Рисунок 3.9 – Результат роботи базового методу морфологічного водорозділу: модельне (а) і фрагмент реального зображення (б)

Як видно з отриманого зображення, метод працює неефективно, це пов'язано з перешкодами на оригінальному документі, які не вдалося прибрати, використовуючи гауссовий фільтр, а також це може бути пов'язано з появившимися розбитими краями виділяємих структур на зображенні. Даний метод призводить до надлишкової сегментації, яка ускладнює діагностику.

Для четвертої частини експерименту був реалізований модифікований алгоритм сегментації методом морфологічних водорозділів з «в'язкістю», котрий є більш стійкий до шуму, так як попередній алгоритм морфологічних водорозділів при застосуванні до негативу дає вкрай негативний результат навіть після застосування функції фільтрації (Гауссом).

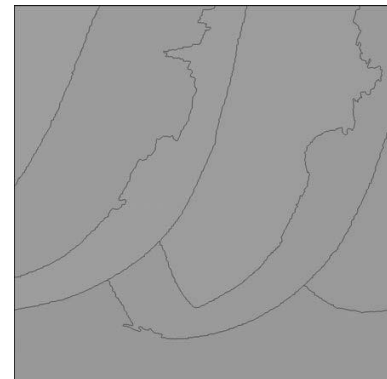
Даний тип алгоритму є маркерним, тобто в додаток до вихідного зображення створюються маркери, які грубо відзначають припустимі частини кісткової структури. Розглянемо більш докладно роботу маркерного алгоритму

для рисунку 3.5 з кістковою структурою. До рисунку 3.5, б для отримання кращих результатів був додатково застосований Gaussian blur радіус 3. Маркер для рисунку 3.5, а наведено на рисунку 3.12, а, На ньому грубо відмічені області кісткової структури. Далі використовуємо лічені маркерні області як вказівки для алгоритму. В результаті вийшло виділити області на оригінальному документі, як показано на рисунку 3.10,а. Також для більшої наочності можна оконтурити ці області червоним кольором, результат представлений на рисунку 3.11, а. Результат набагато перевершує результат, отриманий іншими методами сегментації, навіть без додаткового застосування Гауссового фільтра.

Для рисунку 3.5,б, Обробленого за допомогою Gaussian blur радіуса 3, був використаний файл з маркерами, показаний на рисунку 3.12, б. Результат роботи алгоритму наведено на рисунку 3.10,б. Оконтурення червоним кольором виділеної області, отримані на рисунку 3.10, б, Представлені на рисунку 3.11, б.

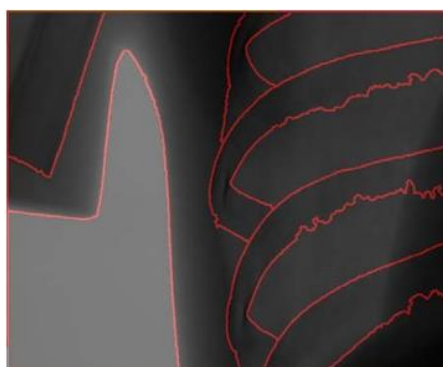


(а)

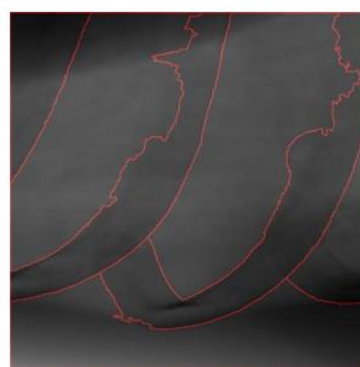


(б)

Рисунок 3.10 – Результат роботи методу морфологічного вододілу з в'язкістю: модельне (а) і фрагмент реального (б)



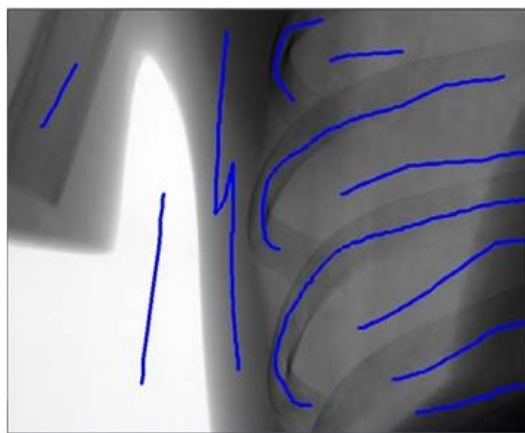
(a)



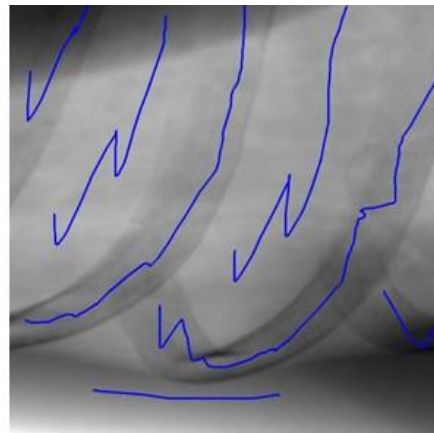
(б)

Рисунок 3.11 – Виділення контурів методом вододілу з в'язкістю:  
модельна (а) і фрагмент реального (б)

Приклади завдання маркерів для алгоритму маркерного вододілу з в'язкістю зображені на рисунку 3.12. Для алгоритму водорозділу потрібно, щоб маркери були представлені у вигляді яркостей на зображенні починаючи з 1, а фон зображення був чорним (нульова яскравість), таким чином у кожного маркера є свій унікальний ідентифікатор, але через слабку видимість яркостей близьких до 0 (чорному) на зображенні маркери замінені на синій колір.



(a)



(б)

Рисунок 3.12 – Приклад використовуваних маркерів для знімків:  
модельного (а) і фрагмента реального(б).



На основі найкращого методу сегментації був розроблений алгоритм, що дозволяє виділяти кісткові структури. Результат роботи алгоритму виділення кісткових структур наведено на рисунку 3.13 і рисунку 3.14.

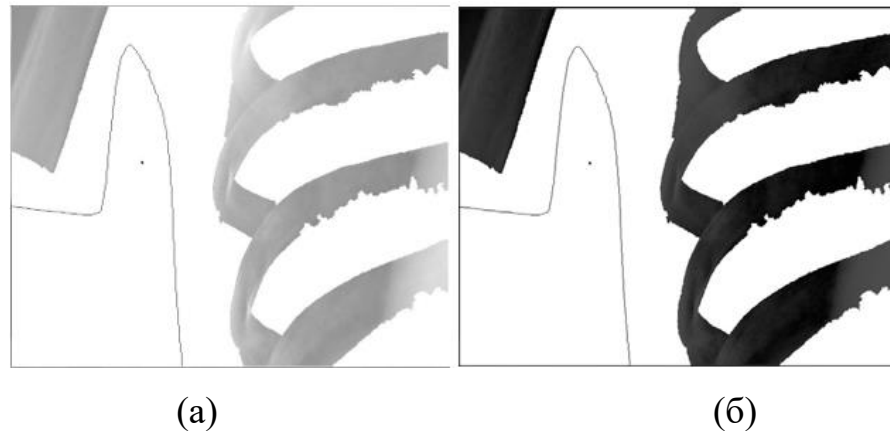


Рисунок 3.13 – Результат алгоритму виділення кісткових структур на окремому зображенні без підвищення контрастності(а) і з еквалізацією(б)

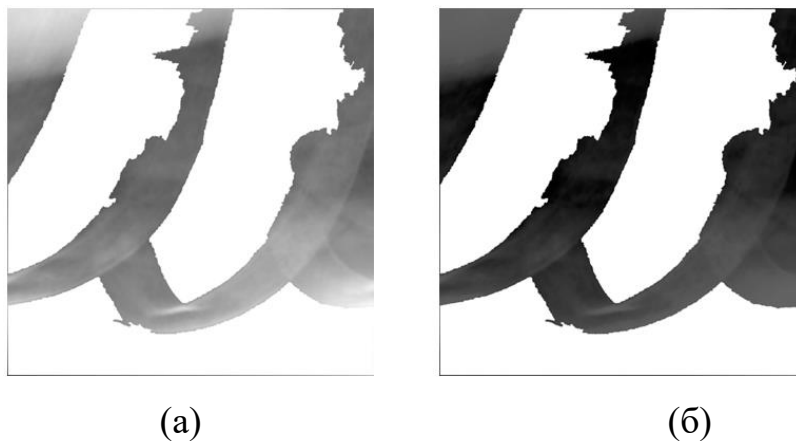


Рисунок 3.14 – Результат алгоритму виділення кісткових структур на фрагменті реального зображення без підвищення контрастності (а) і з еквалізацією(б)

В результаті проведених експериментів були отримані результати для модельних та реальних рентгенівських знімків, набір реалізованих методів і

алгоритмів дозволить фахівцеві вибрати найкращий метод для обробки зображення.

Виділені кісткові структури дозволять фахівцям продіагностувати частину рентгенівського зображення, не відволікаючись на сторонні органи, додаткове підвищення контрастності кісткових структур дозволить лікарям при аналізі більш детально вивчити частини кісткової структури.

### **3.5 Висновок до третього розділу**

В цьому розділі був розроблений алгоритм виділення кісткових структур на рентгенівських зображеннях з використанням обраного методу сегментації морфологічним водорозділом з в'язкістю, даний метод більш стійкий до шуму і розмитих кордонів.

В ході роботи для досягнення отриманого результату:

- 1) реалізовано методи сегментації на основі морфологічних водорозділів;
- 2) розроблено алгоритм виділення кісткових структур;
- 3) розроблена програмна реалізація, протестована на модельних і реальних рентгенівських зображеннях;
- 4) зроблено аналіз сегментованих зображень з використанням програмної реалізації.

В результаті було розроблено програму, що підтримує:

- 1) відкриття медичних форматів;
- 2) морфологічні операції (Ерозію, дилатація і їх комбінації);
- 3) методи виділення контурів (Sobel, Canny, LoG);
- 4) методи сегментації морфологічними вододілами (базовим і мар Керн з в'язкістю);

- 5) методи попередньої обробки і постобробки (згладжування функцією Гаусса, порогова обробка, інвертування, еквалізація гістограм, фільтрація за допомогою фільтрів низьких і високих частот);
- 6) попередню обробку зображення зі збереженням оригінального зображення;
- 7) віднімання і множення зображень з умовою;
- 8) можливість послідовного застосування декількох методів сегментації і виділення контурів, і накладення результату роботи методів на вихідне зображення.

Реалізований метод водорозділів з в'язкістю і запропонований алгоритм виділення діагностованих областей були застосовані для виділення кісткових структур. Тестування програмної реалізації проведено на рентгенівських модельних і реальних зображеннях.

## 4 СПЕЦІАЛЬНА ЧАСТИНА

### 4.1 Відомі методи та алгоритми суперпіксельної сегментації.

Основна вимога до суперпіксельної сегментації полягає в наступному: пікселі всередині кожного суперпікселя повинні бути максимально схожі, а пікселі, що знаходяться в різних суперпікселях, повинні в певній мірі відрізнятися. Дане завдання може вирішуватися принципово різними способами. В цьому плані авторами розглянуто безліч відомих алгоритмів СС.

Їх можна розділити на три великі групи [91, 92, 93, 94, 95]:

- Розділяючі (дивізімні);
- Об'єднуючі (агломеративні);
- Дискримінаційні.

Розділяючі і об'єднуючі алгоритми суперпіксельної сегментації представляють зображення у вигляді ненаправленого зваженого графа  $G=(V,E)$ , в якому вершинами  $V$  служать пікселі, а межі  $E$  з'єднують суміжні пікселі. Вагою межі  $w(i,j)$  служить міра подібності вершин  $i$  і  $j$ , які вона з'єднує.

У розділяючих алгоритмах все зображення спочатку вважається одним великим суперпікселем, а потім здійснюється його рекурсивне розбиття на більш дрібні компоненти. До розділяючих алгоритмів відноситься, наприклад, перший з опублікованих алгоритмів суперпіксельної сегментації - алгоритм нормалізованого розрізу (Ncut) [92]. Його ідея полягає в пошуку на графі мінімального нормалізованого розрізу між двома половинами  $A$  і  $B$  графа  $G=(V,E)$  (1). Під розрізом розуміється сумарна вага всіх граней, що з'єднують дві половини графа (2). Облік розміру кластера здійснюється через суму ваг усіх його граней (3).

$$Ncut(A, B) = \frac{cut(A,B)}{assoc(A,V)} + \frac{cut(A,B)}{assoc(B,V)} \quad (4.1)$$

$$cut(A, B) = \sum_{u \in A, v \in B} \omega(u, v) \quad (4.2)$$

$$assoc(A, V) = \sum_{u \in A, v \in V} \omega(u, v); \quad (4.3)$$

Об'єднуючі алгоритми, навпаки, приймають кожен піксель зображення за окремий суперпіксель, здійснюючи надалі їх злиття. Прикладом об'єднуючого алгоритму є алгоритм ERS (Entropy Rate Superpixel) [93], в якому здійснюється максимізація цільової функції  $F(A)$  (4).

$$F(A) = B(A) + \lambda \cdot V(A) \quad (4.4)$$

де  $A \subset E$  - підмножина ребер, що утворюють розбиття на суперпікселі. Цільова функція складається з двох основних компонентів, вага яких налаштовується за допомогою коефіцієнта  $\lambda$ :

- $H(A)$  - ентропія випадкового шляху на графі  $G=(V,A)$  що відповідає за однорідність пікселів всередині суперпікселя.
- $V(A)$  - функція балансування, що відповідає за отримання суперпікселів приблизно однакового розміру.

У дискримінаційних алгоритмах здійснюється попереднє розбиття пікселів на кластери з подальшим ітеративним уточненням. Так, наприклад, алгоритм SLIC (Simple Linear Iterative Clustering) [94] являє собою модифікований алгоритм кластеризації k-середніх, в якому здійснюється мінімізація функції помилки кластеризації. Основна відмінність SLIC від класичного алгоритму k-середніх полягає в обмеженні сфери пошуку: пікселі для кожного сегмента шукаються не в усьому зображенні, а в невеликій області, пропорційної середньому розміру сегмента. В якості запобіжної близькості використовується зважена сума евклідових відстаней за координатами і трьохколірними компонентами. Таким чином, завдання суперпіксельної сегментації зводиться до задачі оптимізації значення тієї чи іншої цільової функції. При цьому результат

суперпиксельної сегментації може істотно відрізнятись в залежності від використовуваного підходу. Вибір того чи іншого алгоритму залежить від виду розв'язуваної задачі і, відповідно, висунутих до нього вимог.

## **4.2 Показники якості суперпиксельної сегментації**

Так як існує безліч алгоритмів, що відрізняються по отримуваних результатах, вкрай важливим є завдання їх порівняти. Не всі показники якості звичайної сегментації підходять для оцінки суперпиксельної сегментації. Тому частина з них модифікується з урахуванням специфіки завдання, а, крім того, додаються принципово нові показники (наприклад, для оцінки компактності).

Можна виділити відомі показники для оцінки якості суперпиксельної сегментації, які групуються в такий спосіб:

Показники точності:

- частка (відсоток) виявлених кордонів (відносна кількість реальних кордонів об'єктів, що знаходяться поруч з кордонами суперпикселів (чим більше, тим краще);
- надмірність сегментації (помилка, пов'язана з проходженням реальних кордонів об'єктів всередині суперпикселів (чим менше, тим краще);
- максимально досяжна точність результуючої сегментації (точність звичайної сегментації, виконаної на основі суперпиксельної, чим більше, тим краще);

Показники компактності:

- середньоквадратичне відхилення розмірів суперпикселів (чим менше, тим краще);

Дані щодо перетворень і шумів (F-міра, яка розраховується для кордонів суперпікселів, виділених на спотвореному зображенні, чим більше, тим стійкіше алгоритм).

Показник швидкодії - час роботи алгоритму в стандартній реалізації (чим менше тим краще).

При проведенні порівняльних досліджень різних алгоритмів як правило будуються графіки залежностей даних показників від числа суперпікселів. Однак при тестуванні стійкості до спотворень має сенс розглядати залежність від частки спотворених пікселів зображення.

### 4.3 Порівняння відомих алгоритмів

В ході виконаного аналізу для порівняння різних підходів до суперпіксельної сегментації були обрані три сучасних і ефективних алгоритмів з кожної групи (розділяючі, об'єднуючі, дискримінаційні):

- Алгоритм Калініна [91];
- Алгоритм ERS;
- Алгоритм SLIC.



Рисунок 4.1 - Приклади роботи алгоритмів (А - алгоритм Калініна, Б – алгоритм ERS, В - алгоритм SLIC, Г - модифікований алгоритм SLIC)

Ілюстративні приклади роботи даних алгоритмів представлені на рисунку 4.1 інструментарій для дослідження і порівняння алгоритмів реалізований на мові Matlab [95]. Аналіз проводився на основі зображень з тестового набору Каліфорнійського університету в Берклі [96]. Всі алгоритми реалізовані на мові програмування C ++ з відповідним підключенням до середовища Matlab. На рисунку 4.2 наведено порівняння точності алгоритмів. Найбільший відсоток виділених кордонів має алгоритм ERS, в той час як алгоритм Калініна має найменшу надмірність сегментації.

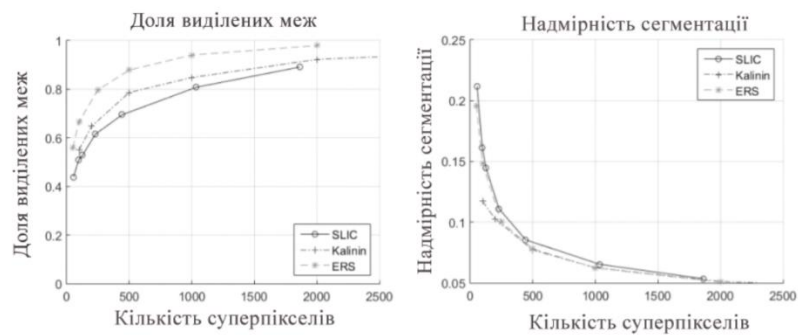


Рисунок 4.2 - Порівняння точності алгоритмів (зліва - відсоток виявлених кордонів, праворуч - надмірність сегментації).

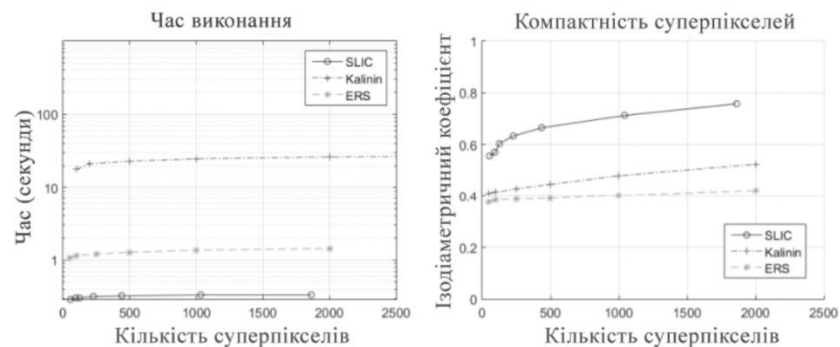


Рисунок 4.3 - Порівняння часу роботи і компактності алгоритмів (Зліва - час роботи, справа - ізодіаметричний коефіцієнт).



З рисунку 4.3 бачимо, що SLIC перевершує інші алгоритми за часом роботи і компактності одержуваних суперпікселів. Збільшення числа змінених пікселів при шумах типу «сіль і перець» мало позначається на результатах алгоритмів Калініна і ERS, але сильно погіршує результати алгоритму SLIC (рисунок 4.4).

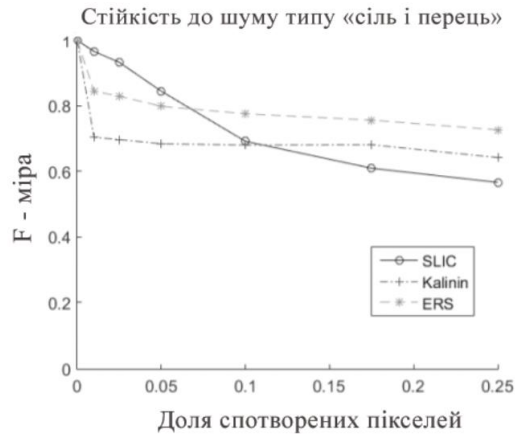


Рисунок 4.4 - Порівняння стійкості алгоритмів до шуму типу «сіль і перець»

Таким чином, жоден з трьох розглянутих алгоритмів не перевищує інші по всім критеріям, кожен з них має свої переваги і недоліки. Тому далі для дослідження можливостей розвитку методів Суперпіксельної сегментації, спрямованого на забезпечення сегментації зображень, що містять фрагменти з однаковою яскравістю і неоднорідною текстурою був обраний алгоритм SLIC. Це пов'язано з тим, що алгоритм SLIC досить простий в реалізації і, в той же час, ефективний, а його висока швидкість роботи спрощує проведення експериментів.

#### 4.4 Модифікація алгоритму SLIC для аналізу зображень з різномірною текстурою

Алгоритми суперпіксельної сегментації зображень мають більші можливості для розвитку і модифікації. Одним з можливих підходів до їх вдосконалення є залучення додаткових ознак до сегментації з метою поліпшення загальної якості СС. Розглянемо класичний алгоритм SLIC. Як уже зазначалося, алгоритм є просторово орієнтованою реалізацією алгоритму кластеризації k-середніх. Однак при його застосуванні в стандартному варіанті в процесі кластеризації окремих пікселів НЕ враховується текстура окремих областей зображення. Дана обставина добре проявляється на зображеннях, у яких потенційні суперпікселі мають приблизно однакову яскравість і кольоровість, але відрізняються за текстурою (рисунок 4.5 А). Стандартна реалізація SLIC не здатна розпізнати на таких зображеннях кордону між областями з різною текстурою і просто ділить зображення на приблизно однакові за розміром області (рисунок 4.5 А).

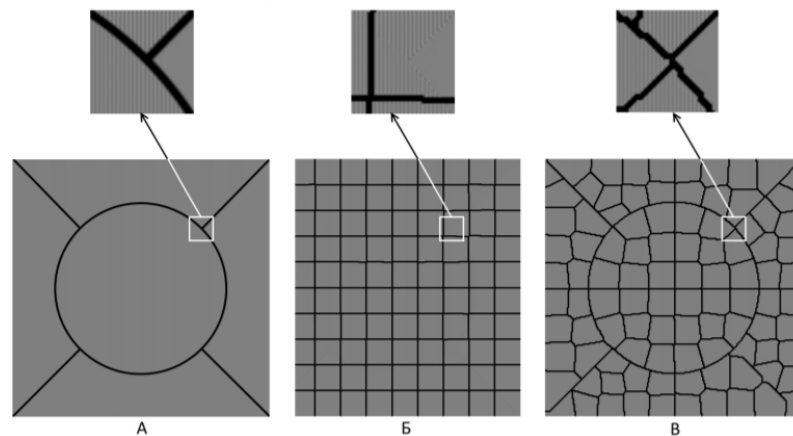


Рисунок 4.5 - Суперпіксельна сегментація зображення з областями приблизно однакового кольору, але з різною текстурою (А - реальні межі областей, Б - класичний алгоритм SLIC, В - модифікований алгоритм SLIC).

Очевидне рішення для даної проблеми - намагатися розглядати відразу кілька сусідніх пікселів одночасно, наприклад, блоки  $2 \times 2$ , щоб враховувати взаємозв'язку і текстурні особливості для груп сусідніх пікселів. При цьому, відстанню між деякими блоком і центром кластера буде зважена сума евклідових відстаней між середніми значеннями координат блоку, середніми значеннями кольорних компонент блоку і дисперсіями кольорних компонент блоку. Пропонована реалізація алгоритму описується наступними співвідношеннями:

1. Зображення представляється в кольорному просторі LAB. Таким, чином кожен піксель характеризується набором з 5 ознак (3 кольорних компоненти і 2 координати):  $(l, a, b, x, y, )^T$ , а кожен блок  $2 \times 2$  складається з 4 сусідніх пікселів.  $N$  - загальна кількість пікселів в зображенні.
2. Кожен блок  $2 \times 2$   $B_i, i=1, N/4$  характеризується набором з 8 ознак:  $B_i = (l_M^{(i)}, a_M^{(i)}, b_M^{(i)}, l_D^{(i)}, a_D^{(i)}, b_D^{(i)}, x_M^{(i)}, y_M^{(i)})^T$ 
  - а. де,  $l_M^{(i)}, a_M^{(i)}, b_M^{(i)}$  - середні значення кольорних компонент,
  - б.  $l_D^{(i)}, a_D^{(i)}, b_D^{(i)}$  - дисперсії кольорних компонент,
  - с. а  $x_M^{(i)}, y_M^{(i)}$  - середні значення координат.
3. Зображення розбивається на сегменти розміром  $S \times S$  пікселів, де  $S = \sqrt{N/K}$  - задана кількість суперпікселів. Блок розміром  $2 \times 2$ , знаходиться в центрі кожного сегмента, стає центром кластера.
4. Для всіх блоків,  $B_i, i=1, N/4$  розміром  $2 \times 2$  обчислюється відстань до центру кластера,  $C_j, j = 1/K$ , якому блок спочатку належить:

$$D_i^{(j)} = \sqrt{\left(\frac{a_M^{(i,j)}}{M_M}\right)^2 + \left(\frac{a_D^{(i,j)}}{M_D}\right)^2 + \left(\frac{a_S^{(i,j)}}{M_S}\right)^2} \quad (4.5)$$

$$a_M^{(i,j)} = \sqrt{(l_M^i - l_M^j)^2 + (a_M^i - a_M^j)^2 + (b_M^i - b_M^j)^2} \quad (4.6)$$

$$d_M^{(i,j)} = \sqrt{(l_D^i - l_D^j)^2 + (a_D^i - a_D^j)^2 + (b_D^i - b_D^j)^2} \quad (4.7)$$

$$d_M^{(i,j)} = \sqrt{(x_M^i - x_M^j)^2 + (y_M^i - y_M^j)^2} \quad (4.8)$$

де,  $M_M, M_D, M_S$ , - максимальні значення відповідних відстаней в кластері.

Початковий розмір всіх кластерів встановлювався рівним:

$$N_j = \frac{S^2}{4}, j = 1/K. \quad (4.9)$$

Область пошуку для кожного кластера обмежена блоком розміром  $2S \times 2S$  пікселів щодо початкового положення центру кластера.

Далі, в циклі, що охоплює наступні пункти, виконується ітеративне уточнення результатів сегментації.

Для центру кожного кластера обчислюється відстань до всіх блоків  $2 \times 2$  в його області пошуку і потім порівнюється з відстанню до центру кластера, якому в даний момент належить блок.

Якщо відстань  $D_i^{(j)}$  від деякого блоку  $B_i$  до центру  $j$ -го кластера  $C_j$  менше, ніж збережене відстань  $D_i^{(k)}$  до центру  $k$ -го кластера,  $C_k$  то піксель переноситься в  $j$ -ий кластер і центри кластерів перераховуються (9, 10).

$$N'_j = N_j + 1, C'_j = \frac{C_j + B_i}{N_{j+1}} \quad (4.10)$$

$$N'_k = N_k - 1, C'_k = \frac{C_k - B_i}{N_{k-1}} \quad (4.11)$$

Якщо досягнута необхідна точність, наприклад, різниця центрів кластерів на сусідніх кроках менше заданого порогового значення або виконано задане

число ітерацій здійснюється останов, в іншому випадку - перехід на наступний крок циклу.

На рисунку 4.5В бачимо, що даний алгоритм вже здатний виявляти кордони на зображенні, де стандартний алгоритм виявився безсилий.

#### **4.5 Висновки до четвертого розділу**

В даному розділі були розглянуті методи суперпіксельної сегментації і їх застосування для аналізу зображення з різномірними текстурами. Наведено аналіз переваг суперпіксельного представлення зображень в порівнянні з традиційною матрицею пікселів, які обумовлюють використання суперпіксельної сегментації на попередніх етапах обробки зображень. Розглянуто різні підходи до суперпіксельної сегментації зображень, яка є завданням оптимізації. В ході порівняння сучасних алгоритмів суперпіксельної сегментації встановлено, що жоден з них не володіє явною перевагою над іншими, маючи як сильні, так і слабкі сторони. Запропоновано модифікований алгоритм суперпіксельної сегментації, що забезпечує, в відміну відомих, можливість виділення фрагментів з різномірною текстурою.

## **5 ОБГРУНТУВАННЯ ЕКОНОМІЧНОЇ ЕФЕКТИВНОСТІ**

Метою розділу є обґрунтування економічної ефективності аналізу методів сегментації зображень в задачах медичного діагностування та створення додатку для реалізації даного алгоритму.

Щоб виконати оцінку економічної ефективності необхідно розрахувати трудомісткість реалізації проекту, витрати на оплату праці найманим працівникам, витрати апаратного і програмного забезпечення, амортизаційні відрахування, витрати енергоресурсів та інші витрати які є основними пунктами виконання обчислень, а також показники економічної ефективності розробки проекту.

### **5.1 Розрахунок норм часу на виконання науково-дослідної роботи**

Ефективне використання часу має велике значення тому, що коефіцієнт корисної дії залежить від оптимального використання часу.

Кожен із етапів реалізації проекту характеризується метою та змістом, оцінкою часу виконання, кількістю та спеціалізацією виконавців, а також приблизною оцінкою вартості.

Розробку додатку для реалізації алгоритму поділено на декілька етапів, що дозволяє полегшити і структурувати виконання роботи.

Основні етапи при виконанні

1. Формування списку програмного забезпечення яке потрібно встановити.
2. Встановлення програмного забезпечення.
3. Налаштування операційної системи.
4. Реалізація алгоритму маркерного вододілу.
5. Реалізація алгоритму виділення кісткових структур.
6. Тестування.

Для оцінки тривалості виконання окремих робіт використовують нормативи часу.

Виконавцем усіх операцій по розробці додатку виступає інженер - програміст.

Витрати часу по окремих операціях технологічного процесу відображені в таблиці 5.1.

Таблиця 5.1 – Операції технологічного процесу та їх час виконання

№ п/п	Назва операції (стадії)	Виконавець	Середній час виконання операції, год.
1	Формування списку програмного забезпечення яке потрібно встановити.	Інженер-програміст	9
2	Встановлення програмного забезпечення	Інженер-програміст	8
3	Налаштування операційної системи	Інженер-програміст	10
4	Реалізація алгоритму маркерного вододілу	Інженер-програміст	85
5	Реалізація алгоритму виділення кісткових структур	Інженер-програміст	90
6	Тестування	Тестувальник	65
Разом			267

Загальні затрати часу на реалізацію додатку становить 267 години, найбільше часу витрачено на реалізацію алгоритму виділення кісткових структур – 90 годин.

## **5.2 Визначення витрат на оплату праці та відрахувань на соціальні заходи**

Відповідно до Закону України «Про оплату праці» заробітна плата – це «винагорода, обчислена, як правило, у грошовому виразі, яку власник або уповноважений ним орган виплачує працівникові за виконану ним роботу».

Розмір заробітної плати залежить від складності та умов виконуваної роботи, професійно-ділових якостей працівника, результатів його діяльності. Заробітна плата складається з основної та додаткової оплати праці.

Основна заробітна плата нараховується за виконану роботу за тарифними ставками, відрядними розцінками чи посадовими окладами.

Додаткова заробітна плата – це складова заробітної плати працівників, до якої включають витрати на оплату праці, не пов'язані з виплатами за фактично відпрацьований час. Нараховують додаткову заробітну плату залежно від досягнутих і запланованих показників, кваліфікації виконавців. Джерелом додаткової оплати праці є фонд матеріального стимулювання, який створюється за рахунок прибутку.

При розрахунку заробітної плати кількість робочих днів у місяці слід в середньому приймати – 24,5 дні/міс., або ж 196 год./міс. (тривалість робочого дня – 8 год.).

Наймані працівники для розробки додатку працюють згідно контракту, в якому вказано їхню погодинну ставку. Тобто розрахунок заробітної плати працівників відбуватиметься на базі тарифної ставки.

Тарифна ставка розробників додатків:

- Інженер – програміст – 72 грн./год
- Тестувальник – 35 грн./год

Основна заробітна плата розраховується за формулою:



$$\text{Зосн.} = \text{Tc} \cdot \text{Kг}, \quad (5.1)$$

де Tc – тарифна ставка, грн.; Kг – кількість відпрацьованих годин.

Оскільки всі види робіт виконує інженер - програміст, то основна заробітна плата буде розраховуватись тільки за однією формулою.

$$\text{Зосн.} = 72 \cdot 202 + 35 \cdot 65 = 16819 \text{ грн.}$$

Додаткова заробітна плата становить 10–15 % від суми основної заробітної плати.

$$\text{Здод.} = \text{Зосн.} \cdot \text{Kдопл.} \quad (5.2)$$

де Kдопл – коефіцієнт додаткових виплат працівникам, 0,1–0,15 (візьмемо його рівним 0,15).

$$\text{Здод.} = 16819 \cdot 0,15 = 2523 \text{ грн.}$$

Звідси загальні витрати на оплату праці (Во.п.) визначаються за формулою:

$$\text{Во.п.} = \text{Зосн.} + \text{Здод.} \quad (5.3)$$

$$\text{Во.п.} = 16819 + 2523 = 19342 \text{ грн.}$$

Крім того, слід визначити відрахування на соціальні заходи:

- 1) єдиний соціальний внесок ЄСВ(прибутковий податок) – 22%;
- 2) військовий збір – 1,5%.

у сумі зазначені відрахування становлять 23,5 %.

Отже, сума відрахувань на соціальні заходи буде становити:

$$\text{Вс.з.} = \text{Фоп} \cdot 0,235 \quad (5.4)$$

де Фоп – фонд оплати праці, грн.

$$\text{Вс.з.} = 19351 \cdot 0,235 = 4545 \text{ грн.}$$

Проведені розрахунки витрат на оплату праці наведено у таблицю 5.2.

Таблиця 5.2 – Розрахунки витрат на оплату праці

№з/ п	Категорія працівників	Основна заробітна плата, грн.			Додаткова заробітна плата, грн.	Нарахув. на ФОП, грн.	Всього витрати на плату праці, грн. (6=3+4+5)
		Тарифна ставка, грн.	Кількість відпрацьованих год.	Фактично нарах. з/пл., грн.			
А	Б	1	2	3	4	5	6
1.	Інженер-програміст	72	202	14544	2182	-	-
2.	Тестувальник	35	65	2275	341	-	-
Разом		107	267	16819	2523	4545	23887

З таблиці розрахунки витрат на оплату праці видно що всього витрати на плату праці становить 23887 грн.

### 5.3 Розрахунок матеріальних витрат

Матеріальні витрати визначаються як добуток кількості витрачених матеріалів та їх ціни:

$$M_{vi} = q_i \cdot p_i \quad (5.5)$$

де:  $q_i$  – кількість витраченого матеріалу  $i$ -го виду;  $p_i$  – ціна матеріалу  $i$ -го виду.

Звідси, загальні матеріальні витрати можна визначити:

$$З_{м.в.} = \sum Mv_i. \quad (5.6)$$

Розрахунки занесемо у таблицю 5.3.

Таблиця 5.3 – Розрахунки матеріальних витрат

Найменування матеріальних ресурсів	Один. Виміру	Норма витрат	Ціна за один., грн.	Затрати матер., грн.	Транспортно–заготівельні витрати, грн.	Загальна сума витрат на матер., грн.
1. Основні матеріали						
Провайдерські послуги	Мбайти	–	–	75	–	150

Загальні матеріальні витрати на Internet становлять 150 грн.

#### 5.4 Розрахунок витрат на електроенергію

Затрати на електроенергію 1-ці обладнання визначаються за формулою:

$$З_{в} = W \cdot T \cdot S \quad (5.7)$$

де  $W$  – необхідна потужність, кВт;  $T$  – кількість годин на реалізацію розробки;  $S$  – вартість кіловат-години електроенергії.

Вартість кіловат-години електроенергії слід приймати згідно існуючих на даний час тарифів. Отже, 1 кВт з ПДВ коштує 2,42 грн.

Потужність комп'ютера для розробки додатку – 400 Вт, кількість годин роботи обладнання згідно таблиці 5.1 – 267 годин.

Тоді,  $Z_v = 0,4 \cdot 267 \cdot 2,42 = 258,45$  грн.

Згідно формули затрати на електроенергію де необхідна потужність множиться на кількість годин на розробку додатку і множиться на вартість кіловат-години електроенергії що в висновку дорівнює 258,45 грн.

### **5.5 Розрахунок суми амортизаційних відрахувань**

Характерною особливістю застосування основних фондів у процесі розробки архітектури додатку є їх відновлення. Для відновлення засобів праці у натуральному виразі необхідне їх відшкодування у вартісній формі, яке здійснюється шляхом амортизації.

Амортизація – це процес перенесення вартості основних фондів на вартість новоствореної продукції з метою їхнього повного відновлення.

Для визначення амортизаційних використовується формула:

$$A = \frac{B_B \cdot H_A}{100} \quad (5.8)$$

де  $A$  – амортизаційні відрахування за звітний період, грн.;  $B_B$  – балансова вартість групи основних фондів на початок звітного періоду, грн.;  $H_A$  – норма амортизації.

Комп'ютери та оргтехніка належать до четвертої групи основних фондів. Для цієї групи річна норма амортизації дорівнює 60 % (квартальна – 15 %).

Для розробки архітектури на основі об'єктного підходу засобом розробки є комп'ютер. Його сума становить 35000 грн. Отже, амортизаційні відрахування будуть рівні:

$$A = 35000 \cdot 5\% / 100\% = 1750 \text{ грн.}$$

Згідно формули для визначення амортизаційних де БВ множиться на І ділиться на 100% амортизація розробки становить 1750 грн.

### **5.6 Обчислення накладних витрат**

Накладні витрати пов'язані з обслуговуванням апаратури та створенням необхідних умов праці.

В залежності від організаційно-правової форми діяльності господарюючого суб'єкта, накладні витрати можуть становити 20–60 % від суми основної та додаткової заробітної плати працівників.

$$N_v = V_{o.p.} \cdot 0,2 \dots 0,6 \quad (5.9)$$

де  $N_v$  – накладні витрати.

Отже, накладні витрати:

$$N_v = 19342 \cdot 0,2 = 3868 \text{ грн.}$$

Накладні витрати згідно розрахунку формули на підтримку апаратури для розробки архітектури графчного рушія на основі об'єктного підходу, становить 3868 грн.

### **5.7 Складання кошторису витрат та визначення собівартості науково-дослідницької роботи**

Результати проведених вище розрахунків зведемо у таблицю 5.4.

Таблиця 5.4 – Кошторис витрат на НДР

Зміст витрат	Сума, грн.	В % до загальної суми
Витрати на оплату праці	16819	61,35
Відрахування на соціальні заходи	4545	16,58
Матеріальні витрати	150	0,55
Витрати на електроенергію	258,45	0,94
Амортизаційні відрахування	1750	6,38
Накладні витрати	3868	14,11
Собівартість	27417	100,00

Собівартість (Св) розробки архітектури додатку розраховуємо за формулою:

$$C_B = B_{o.p.} + B_{c.z.} + Z_{m.v.} + Z_v + A + H_v \quad (5.10)$$

Отже, собівартість розробки архітектури додатку дорівнює:

$$C_B = 16819 + 4545 + 150 + 258,45 + 1750 + 3868 = 27417 \text{ грн.}$$

Загальний кошторис витрат та визначення собівартості науково-дослідницької роботи становить 27417 грн.

## 5.8 Розрахунок ціни програмного продукту

Ціну розробки архітектури додатку можна визначити за формулою:

$$Ц = \frac{C_B \cdot (1 + P_{рен}) + K \cdot B_{н.і.}}{K} \cdot (1 + ПДВ) \quad (5.11)$$

де  $P_{рен.}$  – рівень рентабельності, 30 %;  $K$  – кількість замовлень, од.  
(встановлюється лише при розробці програмного продукту та мікропроцесорних

систем);  $V_{н.і.}$  – вартість носія інформації, грн. (встановлюється лише при розробці програмного продукту); ПДВ – ставка податку на додану вартість, (20 %).

Оскільки розробка є прикладною, і використовуватиметься тільки для одного підприємства, то для розрахунку ціни не потрібно вказувати коефіцієнти  $K$  та  $V_{н.н.}$ , оскільки їх в даному випадку не потрібно.

Тоді, формула для обчислення ціни розробки буде мати вигляд:

$$Ц = C_B \cdot (1 + P_{рен}) \cdot (1 + ПДВ) \quad (5.12)$$

Звідси ціна на роботу складе:

$$Ц = 27417 \cdot (1 + 0,3) \cdot (1 + 0,2) = 42771 \text{ грн.}$$

Загальний розрахунок ціни архітектури додатку становить 42771 грн.

## **5.9 Визначення економічної ефективності і терміну окупності капітальних вкладень**

Ефективність виробництва – це узагальнене і повне відображення кінцевих результатів використання робочої сили, засобів та предметів праці на підприємстві за певний проміжок часу.

Економічна ефективність ( $E_p$ ) полягає у відношенні результату виробництва до затрачених ресурсів:

$$E_p = \frac{\Pi}{C_B} \quad (5.13)$$

де  $\Pi$  – прибуток;  $C_B$  – собівартість.

Плановий прибуток ( $\Pi_{пл}$ ) знаходимо за формулою:

$$\text{Ппл} = \text{Ц} - \text{Св} . \quad (5.14)$$

Розраховуємо плановий прибуток:

$$\text{Ппл} = 42771 - 27417 = 15354 \text{ грн.}$$

Отже, формула для визначення економічної ефективності набуде вигляду:

$$E_p = \frac{\text{Ппл}}{\text{Св}} \quad (5.15)$$

Тоді,  $E_p = 15354 / 27417 = 0,56$ .

Поряд із економічною ефективністю розраховують термін окупності капітальних вкладень ( $T_p$ ):

$$T_p = \frac{1}{E_p} \quad (5.16)$$

Термін окупності дорівнює:

$$T_p = 1 / 0,56 = 1,8 \text{ р.}$$

Згідно формул плановий прибуток від розробки архітектури додатку становить 15354 грн., економічна ефективність дорівнює 0,56 а термін окупності становить 1,8 роки що вважається доцільним та економічно вигідним.

### **5.10 Висновок до п'ятого розділу**

В обґрунтуванні економічної ефективності магістерської роботи освітнього рівня «магістр» було розраховано основні техніко-економічні показники розробки архітектури на основі об'єктного підходу (див. таблиця 5.5).



Орієнтоване значення економічної ефективності становить 0,56 що є достатньо високим значенням.

Період окупності повинен варіюватися від 1 до 3 років, тоді розвиток вважається доцільним та економічно вигідним. Термін окупності архітектури додатку становить 1,8 років.

Таблиця 5.5 – Техніко-економічні показники додатку

№	Показник	Значення
1	Собівартість, грн.	27417
2	Плановий прибуток, грн.	15354
3	Ціна, грн.	42771
4	Економічна ефективність	0,56
5	Термін окупності, рік	1,8

Отже, розробка архітектури додатку може бути реалізована та розвинена, оскільки вона є економічно вигідною для всіх основних технічних та економічних показників.

## **6 ОХОРОНА ПРАЦІ ТА БЕЗПЕКА В НАДЗВИЧАЙНИХ СИТУАЦІЯХ**

### **6.1.1 Особливості стандарту OHSAS 18001 та визначити сферу його застосування.**

OHSAS 18001: 2007 [97] був розроблений відповідно до правил Директив ISO / IEC з урахуванням структури стандартів ISO 9001: 2000 (система менеджменту якості), ISO 14001: 2004 (система менеджменту навколишнього середовища) та ILO-OSH. Таким чином даний стандарт сприяє інтеграції систем менеджменту якості, навколишнього середовища та професійного здоров'я та безпеки праці в організаціях.

Особливістю стандарту OHSAS 18001 є те, що в ньому використана методологія, відома як "Plan-Do-Check-Act" (PDCA), або "Плануй-Роби-Перевірйай-Коригуй" (ПРПК).

Коротко методологія PDCA / ПРПК може бути описана таким чином:

„Плануй” – це встановлення цілей і процесів, необхідних для отримання результатів у відповідності з політикою організації в області охорони праці;

„Роби” – це реалізація процесів;

„Перевірйай” – це моніторинг та оцінка процесів по відношенню до політики в сфері охорони праці, цілям, завданням, законодавчим і іншим вимогам, а також запис результатів;

„Коригуй” – це здійснення заходів стосовно безперервного поліпшення результативності охорони праці.

Необхідно відзначити, що багато організацій управляють своїми операціями за допомогою системи процесів та їх взаємодій, і ця методологія називається «процесний підхід». Саме таку методологію «процесного підходу» рекомендує використовувати ISO 9001. Однак, оскільки методологія

PDCA/ПРПК може бути застосовна до всіх без виключення процесів, то обидві ці методології є сумісними.

Ще однією особливістю стандарту OHSAS 18001 є те, що він містить лише ті вимоги, які можуть бути піддані об'єктивному аудиту.

Також слід зазначити, що стандарт OHSAS 18001 не встановлює абсолютних вимог у питаннях результативності охорони праці. Виняток становлять лише зобов'язання щодо відповідності законодавчим, нормативно-правовим та іншим вимогам, які містяться у політиці в сфері охорони праці і поширюються на організацію, а також зобов'язання щодо попередження нещасних випадків на виробництві та професійних захворювань, та зобов'язання щодо постійного поліпшення ефективності СУОП.

OHSAS 18001 не містить вимог, характерних для інших систем управління, наприклад, вимог до управління якістю, навколишнім середовищем, безпекою, фінансовими ресурсами, і елементи системи управління охороною праці можуть бути узгоджені або інтегровані з відповідними елементами інших систем управління. Таким чином, організація може використовувати вже існуючі системи управління при розробці системи управління охороною праці відповідно до вимог стандарту OHSAS 18001.

Сфера застосування. Стандарт OHSAS 18001 встановлює вимоги до системи управління охороною праці, які можуть бути застосовні до організацій будь-якого типу і розміру. Успіх впровадження системи залежить від зобов'язань, прийнятих на всіх рівнях і всіма підрозділами організації, особливо вищим керівництвом. Впровадження такої системи дозволить організації сформулювати політику в галузі охорони праці, встановити цілі та процеси для виконання зобов'язань, передбачених політикою, а також здійснити заходи для поліпшення результативності та продемонструвати відповідність СУОП вимогам OHSAS 18001.

## 6.1.2 Принцип дії занулення електромереж та область його застосування

Для захисту людей від ураження електрострумом внаслідок пошкодження ізоляції і переході напруги на струмопровідні частини машин, механізмів, інструментів тощо застосовують захисне заземлення (рисунок 6.1) чи занулення (рисунок 6.2).

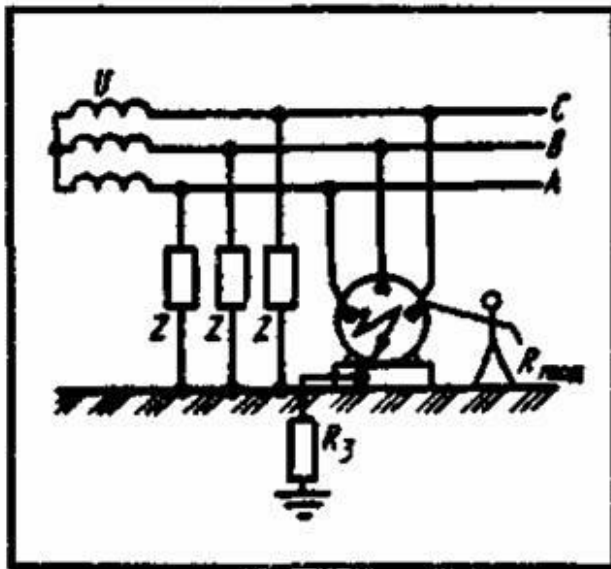


Рисунок 6.1 – Заземлення

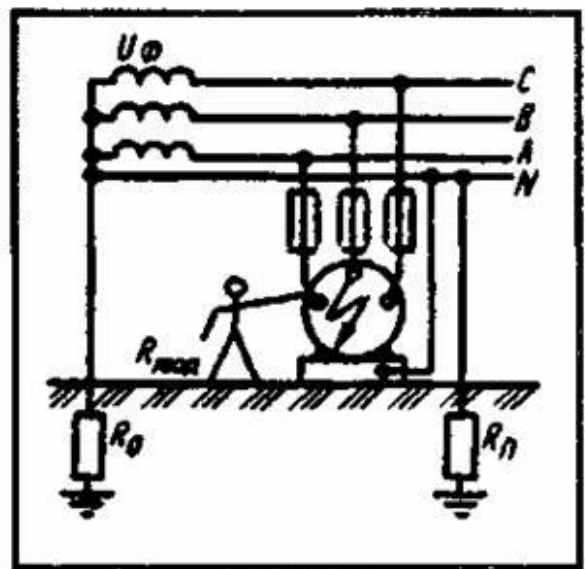


Рисунок 6.2 – Занулення

Захисне заземлення — навмисне електричне з'єднання з землею або її еквівалентом металевих струмопровідних частин, що можуть опинитися під напругою.

Заземлення здійснюється за допомогою природних, штучних або змішаних заземлювачів.

Занулення — це навмисне електричне з'єднання з нульовим захисним провідником металевих струмонепровідних частин, які можуть опинитися під напругою (корпуси електроустаткування, кабельні конструкції, сталеві труби тощо).

Метою занулення є усунення небезпеки ураження людини під час пробою на корпус обладнання однієї фази мережі електричного струму. Ця мета досягається внаслідок швидкого відімкнення максимальним струмовим захистом частини мережі, на якій трапилося замикання на корпус.

Завдяки підключенню до нейтральної точки джерела всіх неструмопровідних частин обладнання, однофазне замикання на корпус перетворюється в однофазне коротке замикання, яке призводить до спрацьовування максимального струмового захисту.

Захисне заземлення і занулення виконують з метою:

- забезпечення нормальних режимів роботи установки;
- забезпечення безпеки людей при порушенні ізоляції мережі струмопровідних частин;
- захисту електроустаткування від перенапруги;
- захисту людей від статичної електрики [98, 96-97].

У мережі нейтраль джерела струму слід приєднати до заземлення за допомогою заземлюючого провідника. Цей заземлювач розташовується поблизу джерела живлення (в окремих випадках) біля стіни будинку, у якому він знаходиться. Ефективним заходом захисту в даному випадку є захисне занулення.

Захисне занулення - це навмисне електричне з'єднання з нульовим захисним провідником металевих неструмоведучих частин, що можуть виявитися під напругою. Захисна дія занулення здійснюється тим, що при замиканні однієї з фаз на занулений корпус у колі цієї фази виникає струм короткого замикання, що впливає на струмовий захист (плавкий запобіжник, автомат), у результаті чого відбувається відключення аварійної ділянки від кола. Таким чином, занулення зменшує напругу дотику й обмежує час, протягом якого людина, торкнувшись до корпусу, може потрапити під дію напруги [99].

Установлюється, що гранично припустимі рівні напруг дотику (В), і струмів (мА), що протікають через тіло людини, призначені для проектування способів і засобів захисту людей при взаємодії з електроустановками виробничого і побутового призначення постійного і змінного струму частотою 50 і 400 Гц.

На підставі ПУЕ-85 дане приміщення по ступені небезпеки поразки електричним струмом відноситься до класу приміщень без підвищеної небезпеки поразки електричним струмом, так як умови, що створюють підвищену небезпеку поразки електричним струмом (вологість, струмоведучий пил, висока температура, можливість одночасного торкання до струмоведучих частин і заземлення) відсутні.

Електропроводка в приміщенні схованого типу, тому випадкове торкання проводів з напругою 220 В виключено, за умови дотримання правил техніки безпеки. Вимикачі штучного освітлення ізольовані струмонепровідним облицюванням [100].

Отже, зануленням називається навмисне з'єднання неструмоведучих частин, що випадково можуть виявитися під напругою, з багаторазово заземленим нульовим проводом.

Захисний ефект занулення полягає в зменшенні тривалості замикання на корпус, а отже, у скороченні часу впливу електричного струму на людину.

### **6.2.1 Підвищення стійкості роботи об'єктів господарської діяльності у воєнний час.**

Заходи з підвищення стійкості планують з урахуванням місцевих умов, важливості об'єкта, його географічного положення, економічної доцільності проведення заходів. На мирний час планують головним чином трудомісткі заходи, які потребують значних матеріальних витрат і часу, а на період загрози

нападу противника - такі заходи, що не потребують багато часу чи проведення яких не є доцільним у мирний час.

У період загрози нападу противника проводять ті заходи з підвищення стійкості роботи об'єкта, які недоцільно здійснювати у мирний час. До таких заходів належать:

- проведення згідно з особовим розпорядженням евакуаційних засобів;
- приведення в готовність системи сповіщення, захисних споруд та пунктів керування;
- видача робітникам і службовцям засобів індивідуального захисту;
- будівництво швидко будованих захисних споруд;
- підготовка об'єкта до швидкої та безаварійної зупинки виробництва згідно з сигналом "Повітряна тривога";
- проведення заходів з підвищення стійкості інженерно-технічного комплексу (підсилення будівель та споруд, встановлення зонтів, навісів, захисних козирків над цінним обладнанням, запасів паливно-мастильних матеріалів, сильнодіючих отруйних речовин та вибухонебезпечної сировини, обваловка складів і т ін.);
- здійснення переведення об'єкта на режим роботи воєнного часу (двозмінна праця) та перехід на випуск запланованої на воєнний час продукції;
- введення до дії графіка цілодобового чергування керуючого складу;
- підсилення охорони об'єкта і встановлення суворого пропускового режиму;
- здійснення світломаскування об'єкта.

На період загрози нападу противника згідно зі спеціальним розпорядженням на всіх об'єктах у темний час доби здійснюють світломаскування за режимом "часткове затемнення", при ньому обмежується

зовнішнє освітлення до допустимої норми, затемнюють світлові пройми, вікна і т.ін.

За сигналом "Повітряна тривога" в темний час здійснюють світломаскування за режимом "повного затемнення". При цьому живлення електроенергією усіх об'єктів і жилих районів припиняється за винятком тих об'єктів, на яких не можна зупиняти виробничий процес, а також вузлів зв'язку, станцій переливання крові, операційних і т.ін.

Для організованого й своєчасного проведення заходів з підвищення стійкості роботи ОГД завчасно складають плани-графіки заходів з підвищення стійкості. Питання підвищення стійкості відображають також у плані ЦЗ об'єкта. У плані-графіку наводять перелік заходів на шкалі часу вказують початок і закінчення виконання кожного заходу. Для начальника ЦЗ і штабу ЦЗ цей документ є керівним під час вирішення одного з найважливіших завдань - підвищення стійкості роботи об'єкта.

Під час раптового нападу, коли термін на організацію та виконання заходів ЦЗ гранично обмежений, здійснюють виконання тільки першочергових завдань, які направлені передусім на захист робітників, службовців та членів їх сімей, на безаварійну зупинку виробництва та прийняття екстрених заходів, що дозволяють, якоюсь мірою, зменшити ступінь ураження в надзвичайних ситуаціях. Під час виконання заходів цивільного захисту особливе значення має надійність і оперативність керування цивільним захистом об'єкта як одна з основних ланок успішного вирішення завдань з підвищення стійкості роботи об'єкта господарської діяльності.

Отже, розробка й планування заходів, що є економічно обґрунтованими, щодо стійкості роботи об'єкта залежать від всебічного вивчення умов, які мають скластися під час надзвичайних ситуацій. Вивчення ступеня їх впливу на виробничу діяльність підприємства будь-якої форми приналежності й власності дозволяє значно скоротити витрати на строки підвищення стійкості роботи в



надзвичайних ситуаціях, а це, в свою чергу, підвищує життєздатність як об'єкта, так і всього господарства в цілому.

Усі фахівці ОГД повинні володіти методикою оцінки стійкості об'єкта і на основі висновків визначати необхідні заходи з підвищення його стійкості.

### **6.2.2 Попередження аварій на виробництвах із застосуванням хлору. Вплив хлору на людей. Перша допомога. Профілактика уражень.**

Об'єкти господарювання, що виробляють або використовують сильнодіючі отруйні речовини, такі як хлор, аміак, синильна кислота, фосген, сірчаний ангідрид та інші, у випадку аварійних ситуацій являють собою небезпеку для населення. Найбільшу небезпеку для населення всіх регіонів України внаслідок аварій з викидом (вилівом) в повітря сильнодіючих отруйних речовин є акціонерні та державні об'єкти господарської діяльності: м'ясної, молочної та переробної промисловості, насосні станції водозабезпечення та очисні споруди, холодильники, бази та склади хімічної продукції та інші. Аварії (катастрофи) можуть супроводитися викидом (вилівом) сильнодіючих отруйних речовин в атмосферу і на поверхню підстилки. Вдихання зараженого повітря може привести до ураження органів дихання, а також очей, шкірних покривів та інших органів.

Для попередження аварій на виробництвах слід дотримуватись правил безпеки при виробництві, зберіганні, транспортуванні та застосуванні хлору. Деякі з них:

- Суб'єкт господарської діяльності, у власності або користуванні якого є об'єкти, де виробляється, застосовується, зберігається або транспортується хлор, чи який має намір розпочати будівництво такого об'єкта, організовує проведення його ідентифікації як об'єкта підвищеної небезпеки і

розроблення декларації безпеки відповідно до вимог Порядку ідентифікації та обліку об'єктів підвищеної небезпеки;

- До виконання робіт, пов'язаних з виробництвом, зберіганням, транспортуванням та застосуванням хлору, допускаються особи, які пройшли:
  1. медичний огляд відповідно до Порядку проведення медичних оглядів працівників певних категорій;
  2. навчання та перевірку знань з питань охорони праці відповідно до вимог Типового положення про порядок проведення навчання і перевірки знань з питань охорони праці;
  3. інструктаж, навчання та перевірку знань з питань пожежної безпеки;
- Виробничі дільниці, склади хлору, транспортні засоби для перевезення хлору повинні бути оснащені первинними засобами пожежогасіння;
- Суб'єкт господарської діяльності зобов'язаний забезпечити працівників хлорних об'єктів спеціальним одягом, спеціальним взуттям та іншими засобами індивідуального захисту;
- Хлорні, водневі, розсольні, лужні та інші колектори в залі електролізу, а також пов'язані з ними апарати повинні бути електроізолювані від землі.
- Підприємства, що виробляють, зберігають, застосовують хлор, повинні мати план локалізації та ліквідації аварійних ситуацій і аварій (ПЛАС), який розробляють відповідно до вимог Закону України "Про об'єкти підвищеної небезпеки".

Хлор є частиною таблиці хімічних елементів і розташовується в ній під номером 17. У природі він зустрічається виключно у формі газу. Найчастіше він має специфічний зелений з жовтим переливом колір. Цей елемент важчий за повітря в 2,5 рази, тому накопичується в підвалах будинків, а на пересіченій місцевості в ярах і низинах. У воді ж хлор розчиняється без сліду і його наявність помітно тільки при великій концентрації (за рахунок специфічного запаху).

В організмі людини в середньому міститься 95 г хлору. За добу людина споживає 5-10 г хлору (кухонна сіль). Він потрібен для вироблення в шлунку соляної кислоти, яка сприяє травленню і знищенню хвороботворних бактерій. Добова потреба хлору для людини становить 800 мг.

Хлор широко застосовується на виробництві, на його основі виготовляють отрутохімікати, розчинники, засоби для дезінфекції та миття, медикаменти. Хлор використовується в кольоровій металургії, у виготовленні пластмас тощо. Також хлор з успіхом застосовується і в побуті для очищення, відбілювання, прання. Завдяки незначним витратам і досить високій ефективності дезінфекції, хлор активно використовується для очищення і знезараження води в плавальних басейнах і питної водопровідної води.

Отруєння хлором можливе в разі:

- перевищення максимально допустимих концентрацій хлору для знезараження води в трубопроводі (сильний запах хлору);
- наявність хлору у великій кількості у воді басейну і часте купання в ньому;
- відбілювання і прання в закритому не провітрюваному приміщенні;
- аварії на підприємстві;
- використання хлору в якості зброї масового ураження.

В організм хлор потрапляє через слизові оболонки дихальної і травної систем, шкіру.

Ознаки отруєння хлором. До перших ознаках отруєння хлором відносяться:

- дискомфорт і подразнення слизової дихальних шляхів;
- підвищене слиновиділення і спазм голосових зв'язок;
- кашель і утруднене дихання;
- відчуття різі та печіння в очах, сльозотеча;
- нудота і гіркота у роті;
- головні болі і можливі судоми.

При попаданні на шкірний покрив або слизові спостерігається значний свербіж і гіперемія (почервоніння), вірогідні підшкірні крововиливи без пошкодження цілісності шкіри.

Тяжкість патологічного процесу та симптоми отруєння хлором знаходяться в прямій залежності від дози отруйної речовини (хлору) і тривалості його дії.

До прибуття медиків слід надати домедичну допомогу потерпілому:

- усунути джерело надходження отрути в організм – вивести або винести потерпілого поза зону дії отруйної речовини. При цьому необхідно пам'ятати про безпеку рятувальника – застосування марлевої маски або респіратора.
- забезпечити доступ чистого повітря;
- зняти забруднений одяг і теплою (не гарячою) водою промити контактуючі ділянки шкіри.
- у разі перорального надходження (проковтування) хлорвмісних рідин, потрібно промити шлунок. Промивати краще через зонд, або можна викликати блювання після рясного пиття.
- у разі пошкодження очей, промивання великою кількістю води або слабким розчином соди для зняття подразнення;
- полоскання ротової порожнини та носа содовими розчинами для мінімізації ушкодження слизових оболонок, застосування інгаляцій з додаванням соди для полегшення кашлю.

До профілактичних заходів отруєння хлором належать:

- забезпечення належних умов праці відповідно до санітарно-технічних вимог (вентиляція, провітрювання, справне обладнання);
- використання індивідуальних засобів захисту при роботі з хімікатами на виробництві;
- регулярні перевірки концентрацій хлору в повітрі робочої зони;

- проведення профілактичних медичних оглядів для виявлення схильності (доклінічних форм) і хронічних захворювань;
- дотримання вимог безпеки у використанні хлорвмісних рідин в побуті.

Суб'єкт господарської діяльності зобов'язаний забезпечити працівників хлорних об'єктів спеціальним одягом, спеціальним взуттям та іншими засобами індивідуального захисту відповідно до Положення про порядок забезпечення працівників спеціальним одягом, спеціальним взуттям та іншими засобами індивідуального захисту:

- для захисту органів дихання – фільтруючими протигазами, ізолюючими дихальними апаратами та ізолюючими костюмами;
- для захисту очей – захисними окулярами;
- для захисту шкіри від їдких речовин – гумовими або прогумованими рукавицями, гумовими чоботами або шкіряними черевиками, сукняними костюмами.

При проведенні попереднього (під час прийняття на роботу) та періодичних (протягом трудової діяльності) медичних оглядів працівники підлягають огляду оториноларинголога, дерматолога, офтальмолога. При виявленні медичних протипоказів працівники не допускаються до роботи з даним шкідливим фактором.

Враховуючи значний ризик і широке застосування хлору, тяжкість ураження і високу можливість летального наслідку, у кожного повинен бути сформований алгоритм дій і чітка позиція – попередити отруєння легше і доцільніше, ніж лікувати і боротися з його наслідками.

### **6.3 Висновки до шостого розділу**

У даному розділі описуються особливості стандарту OHSAS 18001 та сфера його застосування. Особливістю є те, що в ньому використана методологія,

відома як "Plan-Do-Check-Act" (PDCA), або "Плануй-Роби-Перевірйй-Коригуй" (ПРПК). Впровадження такої системи дозволить організації сформулювати політику в галузі охорони праці, встановити цілі та процеси для виконання зобов'язань, передбачених політикою.

Також розглянуто принцип дії занулення електромереж та область його застосування. Метою занулення є усунення небезпеки ураження людини під час пробою на корпус обладнання однієї фази мережі електричного струму. Ця мета досягається внаслідок швидкого відімкнення максимальним струмовим захистом частини мережі, на якій трапилося замикання на корпус.

У третьому питанні шостого розділу наведено опис заходів з підвищення стійкості роботи об'єктів господарської діяльності у воєнний час. Розробка й планування заходів, що є економічно обґрунтованими, щодо стійкості роботи об'єкта залежать від всебічного вивчення умов, які мають скластися під час надзвичайних ситуацій. Вивчення ступеня їх впливу на виробничу діяльність підприємства будь-якої форми приналежності й власності дозволяє значно скоротити витрати на строки підвищення стійкості роботи в надзвичайних ситуаціях, а це, в свою чергу, підвищує життєздатність як об'єкта, так і всього господарства в цілому.

У даному розділі також розглянуто правила безпеки при виробництві, зберіганні, транспортуванні та застосуванні хлору для попередження аварій на виробництвах із застосуванням хлору. Визначено вплив хлору на людей, вказано порядок виконання дій домедичної допомоги потерпілому та профілактичні заходи в разі уражень.

## 7 ЕКОЛОГІЯ

### 7.1 Методи визначення якості та обсягу забруднень.

Для визначення ступеня забруднення та оцінки шкідливості забруднювачів, проведення екологічної експертизи нині в усьому світі користуються такими поняттями:

- гранично допустимі концентрації (ГДК) шкідливих речовин;
- гранично допустимі викиди (ГДВ) забруднювачів;
- гранично допустимі екологічні навантаження (ГДЕН);
- максимально допустимий рівень (МДР);
- кризисні екологічні ситуації (КЕС);
- санітарно-захисні зони (СЗЗ) тощо.

ГДК - шкідливої речовини - це такий її вміст у природному середовищі, який не знижує працездатності та самопочуття людини, не шкодить її здоров'ю в разі постійного контакту, а також не викликає негативних наслідків у нащадків.

В основному нормування всіх забруднювачів покладено визначення ГДК у атмосфері, питній воді, ґрунтах. Ці дані наведено в довідниках. За основну приймають найнижчий рівень забруднення, який ґрунтується на санітарно-гігієнічних нормах.

Слід зазначити, що ГДК забруднювачів в різних країнах часто різняться, хоча й незначно.

Під час визначення ГДК враховують не лише ступінь впливу забруднювачів на здоров'я людини, але й їх дію на диких та свійських тварин, рослин, гриби, мікроорганізми і природні угруповання в цілому.

Результати найновіших досліджень свідчать, що нижніх безпечних меж впливів канцерогенних речовин і іонізуючої радіації не існує. Будь-які дози, що перевищують звичайний природний фон, є шкідливими.

За наявності в повітрі чи в воді кількох забруднювачів їх сумарна концентрація не повинна перевищувати одиницю. Приблизний розрахунок можна зробити користуючись формулою:

$$C1/ГДК1 + C2/ГДК2 + C3/ГДК3 + \dots + Cn/ГДКn \leq 1 ,$$

де  $C1, C2, C3 \dots Cn$  - фактичні концентрації забруднювачів, мг/м<sup>3</sup>, ГДК<sub>1</sub>, ГДК<sub>2</sub>, ГДК<sub>3</sub> ... ГДК<sub>n</sub> - ГДК забруднювачів, мг/м<sup>3</sup>. Дуже шкідливою є сумарна дія таких шкідливих речовин як SO<sub>2</sub>, NO<sub>2</sub>, C<sub>6</sub>H<sub>5</sub>OH, H<sub>2</sub>SO<sub>4</sub>, HF та аерозолі.

Для визначення максимальної разової концентарції ГДК використовують різні високочутливі тести за допомогою яких виявляють мінімальні впливи забруднювачів на здоров'я людини у разі короткочасних контактів. Під час визначення тривалих впливів забруднювачів (токсикантів) проводять експерименти на тваринах, використовують дані спостережень під час епідемій, аварій, додаючи до певного порогового впливу коефіцієнт запасу, що знижує шкідливу дію ще в кілька разів.

Для різних середовищ значення ГДК одних і тих же токсикантів різняться. Різні також максимальні разові й середньодобові ГДК тих самих забруднювачів. Так максимальна разова ГДК газу SO<sub>2</sub> становить - 0.5 мг/м<sup>3</sup>, а середньодобова - 0.05 мг/м<sup>3</sup>, ГДК парів гідрогенфлуориду - 0.02 мг/м<sup>3</sup> і 0.005 мг/м<sup>3</sup>, амоніаку - 0.2 мг/м<sup>3</sup> і 0.004 мг/м<sup>3</sup>.

ГДК визначені для дуже малої кількості найбільш поширених забруднювачів середовища, але в наш час людина продукує понад 20000 шкідливих речовин, ГДК яких слід визначити.

Для всіх об'єктів, які забруднюють атмосферу, розраховують і встановлюють норми на ГДВ. ГДВ - це кількість шкідливих речовин, яка не новина перевищуватися під час викиду в повітря за одиницю часу, щоб концентрація забруднювачів повітря на межі санітарної зони не була вищою від ГДК. ГДВ - визначають на основі розсіювання забруднювачів у атмосфері.



СЗЗ - це ділянки землі навколо підприємств, які створюють з метою зменшення шкідливого впливу цих підприємств на здоров'я людини. Їх розташовують з повітряного боку підприємств і засаджують деревами і чагарниками. Вони мають вигляд парків чи лісопарків. Залежно від токсичності забруднювачів, що викидаються, й можливості їх очистки, кожне підприємство відносять до того чи іншого класу шкідливості. Відповідно до цього за розмірами розрізняють п'ять класів СЗЗ:

1-й - 1000 м;

2-й - 500 м;

3-й - 300 м;

4-й - 100 м;

5-й - 50 м.

СЗЗ не повинні використовуватися для розширення виробництва, розміщення шкіл, зон відпочинку, лікарень. Ці зони мають бути озеленені і упорядковані. Нині під час планування міст зеленим зонам і СЗЗ приділяють особливу увагу: не менше 50% території мусить бути зеленою, а ширина СЗЗ збільшується до 5-10 км, причому в цих зонах висаджуються в основному пилистійкі дерева та дерева що мають бактерицидні властивості (біла акація, береза, канадська тополя, шовковиця, дуб, грецький горіх, сосна, піхта та інші).

Розрізняють кілька видів екологічних ситуацій: критичні; складні; перехідні; прості (початково-негативні).

Прикладом критичних екологічних ситуацій можуть бути 30-кілометрова зона ЧАЕС, район Аральського та Азовського морів, міста Нижній Тагіл, Ангарськ, Єреван, Кемерово, Дніпродзержинськ, Донецьк, Лисичанськ, Луганськ. Складні екологічні ситуації мають міста Київ, Кривий Ріг, Чернівці, Нікополь, Одеса, Ялта, Львів та більшість обласних центрів України. Для районів критичних і складних екологічних ситуацій характерний дуже високий рівень індустріалізації, велика щільність населення, найбільша інтенсивність

транспортних засобів порівняно із іншими зонами, найвищий рівень забруднення природного середовища - 70%, що межує з смертельним для біосфери і є загрозливим для здоров'я людини.

Перехідні екологічні ситуації характерні для районів з меншим ступенем забруднення довкілля (50-60 %), але з виснаженими та вичерпаними, природними ресурсами (Придніпров'я, Приаралля, Кіровоградщина, Харківщина). Райони мають стан близький до загрозливого.

Прості екологічні ситуації мають райони з напіввиснаженими природними ресурсами й частково (20-40%) забрудненим природним середовищем (Полісся, Карпати).

Спеціалісти вважають, що в наш час найбруднішими ареалами на планеті є місця великого скупчення людей тобто - найбільші міста світу (Нью-Йорк, Мехіко, Токіо, Шанхай, Лос-Анджелес), а також райони з найвищим розвитком промисловості, де розвинені металургія, коксохімія, хімічне виробництво, нафтопереробна промисловість, транспорт, енергетика.

## **7.2 Законодавчі акти України щодо охорони довкілля**

- Про охорону навколишнього природного середовища (25.06.1991 р.),
- Про природно-заповідний фонд України (16.06.1992 р.),
- Про охорону атмосферного повітря (16.10.1992 р.),
- Про тваринний світ (03.03.1993 р.),
- Про екологічну експертизу (09.02.1995 р.),
- Про внесення змін і доповнень у деякі законодавчі акти України з питань охорони навколишнього природного середовища (06.03.1996 р.).

Постанови Верховної Ради України:

- Про затвердження порядку обмеження, тимчасову заборону або припинення діяльності підприємств, установ, організацій і об'єктів у

випадку порушення ними законодавства "Про охорону навколишнього природного середовища" (від 20.10.1992 р.).

Постанови Кабінету Міністрів України:

- Про порядок і видачу дозволів на спеціальне використання природних ресурсів і встановлення лімітів використання природних ресурсів республіканського значення (від 10.08.1992р. №459).
- Про затвердження порядку визначення плати і стягнення платежів за забруднення навколишнього природного середовища. Від 13.01.1992 р. № 018.
- Про затвердження "Положення про державний моніторинг навколишнього природного середовища в Україні". Від 23.09.1993 р. № 785.

Кодекси України:

- Земельний Кодекс України. 18.12.1992 р. зі змінами від 05.05.1995 р.
- Лісовий Кодекс України. 21.01.1994 р.
- Водний Кодекс України. 06.06.1995 р.
- Кодекс України про надра. 27.07.1994 р.

### **7.3 Висновки до сьомого розділу**

У даному розділі розглянуто методи визначення якості та обсягу забруднень. Для визначення ступеня забруднення та оцінки шкідливості забруднювачів, проведення екологічної експертизи нині в усьому світі користуються такими поняттями, як ГДК, ГДВ, ГДЕН, МДР, КЕС, СЗЗ. Також вказані всі законодавчі акти України, Постанови Кабінету Міністрів України та кодекси України щодо охорони довкілля.

## ВИСНОВКИ

На основі проведеного дослідження з аналізу методів сегментації зображень у медичній діагностиці можна зробити наступні висновки:

Сегментація зображень посідає значне місце у системах розпізнавання та обробки інформації. Постійний розвиток технологій обробки зображень призвели до виникнення нових підходів до вирішення завдань сегментації зображень і застосування їх при вирішенні багатьох практичних завдань. На теперішній час існує значна кількість методів для проведення сегментації зображень. Вибір методу сегментації буде залежати від вимог до швидкості виконання сегментації та необхідності втручання користувача в процес сегментації.

Методи сегментації поділено на три групи: метод на основі регіону, метод кластеризації та метод класифікатора. Пояснюються також пороги (глобальні, локальні, Otsu) та зростаючі регіони. Ця категорія дуже чутлива до шуму, але їх просто здійснити. Вони не мають хороших результатів при МРТ без попередньої обробки, але ефективні для КТ-зображень, які мають менше шуму. МРТ корисніше, ніж КТ для м'яких тканин.

Метою даної магістерської роботи було розкрити суть та проаналізувати існуючі методи сегментації зображень у медицині, а також провести експериментальну роботу - розробити алгоритм виділення кісткових структур на рентгенівських зображеннях з використанням обраного методу сегментації морфологічним водорозділом з в'язкістю, оскільки даний метод більш стійкий до шуму і розмитих кордонів.

Для досягнення даної мети вирішили наступні задачі:

- розкрито суть сегментації у системах обробки зображень;
- проведений аналітичний огляд і наведена класифікація основних підходів до сегментації зображень;

- проведено аналіз методів та алгоритмів сегментації саме медичних зображень;
- обґрунтована актуальність використання ознаки зв'язаності щодо задач сегментації і побудовані її математичні моделі;
- розроблена програмна реалізація, протестована на модельних і реальних рентгенівських зображеннях;
- реалізовано методи сегментації на основі морфологічних водорозділів;
- розроблено алгоритм виділення кісткових структур;
- зроблено аналіз сегментованих зображень з використанням програмної реалізації.

## ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ

1. Форсайт Д. А., Понс Дж. Компьютерное зрение. Современный подход. - М.: Вильямс, 2004.- 928 с.- ISBN 5-8459-0542-7.
2. Шапиро Л., Штокман Дж. Компьютерное зрение. - М.: Бином, 2009. - 763с.
3. Арлазаров В.Л. Сегментация объектов малого размера на цветных изображениях / В.Л. Арлазаров, М.Д. Казанов // Программирование: Отделения математических наук РАН. - 2008. - №3. - С. 65-76. - ISSN 0132-3474.
4. Горелик А.Л., Скрипкин В.А. Методы распознавания. - М.: ВШ, 1989.- 256с.
5. Р. Гонсалес, Р. Вудс. Цифровая обработка изображений. - Москва: Техносфера, 2005. – 1072с.
6. Вінцюк Т. К. Образний комп'ютер: концепції, методологія, підходи // Праці П'ятої Всеукраїнської Міжнародної конференції «Оброблення сигналів і зображень та розпізнавання образів». (УкрОбраз'00). – Київ:– 2000. – С. 9–16.
7. Дуда Р., Харт П. Распознавание образов и анализ сцен: Пер. с англ. - М.: Мир. – 1976. – 512 с.
8. Хавалко В. М. Проблема вибору множини елементарних об'єктів для ефективного синтезу складних зображень // Вісник Державного університету "Львівська політехніка": Комп'ютерна інженерія та інформаційні технології. – № 392. – 2000. – С.131–136.
9. Іванюк В. Г., Лау Г., Лобур М. В. Розробка завадостійких алгоритмів оцінки компонентів кольорових зображень // Вісник НУ “Львівська політехніка” „Комп'ютерні системи проектування. Теорія і практика”. – № 487. – 2005. – С. 22– 30.
- 10.Прэтт У. К. Цифровая обработка изображений. - М.: Мир. – 1982. – 792 с.

11. Ismaili I. A., Gillies D. F. Color images segmentation using regression analysis in RGB space // *Machine Graphics and Vision*. – Vol. 3, No.1/2. – 1994 . – P. 373–384.
12. Рудаков П. И., Сафронов И. В. *Обработка сигналов и изображений MATLAB 5.x / под общ. ред. к. т. н. В. Г. Потемкина*. – М.: ДИАЛОГ-МИФИ. – 2000. – 416 с.
13. Canny J. A Computational Approach to Edge Detection // *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*. – Vol. 8, No. 6. – 1986. – P. 679–698.
14. Антощук С., Крилов В., Бабилунга О. Ієрархічна модель контурної сегментації зображень // *Оброблення сигналів і зображень та розпізнавання образів. УкрОбраз*. – Київ. – 2006. – С. 107–110.
15. Куценко Л. М., Ромін А. В. Сегментація контура напівтонового зображення // *Проблемы пожарной безопасности*. Харьков: Фолио. – Выпуск 9. – 2000. – С. 111–114.
16. Минченков М. В., Юрин Д. В., Хельвас А. В. Алгоритм автоматической сегментации изображений на основе релеевского детектора границ двумерных объектов. // В сб. *Труды конференции. 12-я Международная Конференция по Компьютерной Графике и Машинному Зрению ГрафиКон'2002*. Нижний Новгород. – 2002. – С. 243–250.
17. Ковтун И. Текстульная сегментация изображений на основании марковских случайных полей // *УСиМ*. – 2003. – № 4. – С. 46–55.
18. Shi J., Malik J. Normalized Cuts and Image Segmentation // *IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence*. – Vol. 22, No. 8. – 2000. – P. 888–905.
19. Pavan M., Pelillo M. A New Graph-Theoretic Approach to Clustering and Segmentation // *Proc. of IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition, IEEE Computer Society Press*. – Vol. 1. – 2003. – P. 145–152.

- 20.E. Davies, *Machine Vision: Theory, Algorithms, Practicalities*. San Francisco, CA: Morgan Kaufmann, 2005.
- 21.P. Sahoo, S. Soltani, and A. Wong, "Survey of thresholding techniques," *Comp. Vis. Graph. Image Proc.*, Vol. 41, no. 2, pp. 233 - 60, 1988.
- 22.A.Rehman, and T. Saba, "Performance analysis of segmentation approach for cursive handwritten word recognition on benchmark database," *Digit. Signal Process.*, Vol. 21, no. 3, pp. 48 - 90, 2011.
- 23.J. Weszka, "A survey of threshold selection techniques," *Comp. Graph. Image Proc.*, Vol. 7, pp. 259 - 65, 1978.
- 24.A.Rehman, and D. Mohamad, "A simple segmentation approach for unconstrained cursive handwritten words in conjunction of neural network," *Int. J. Image Process.*, Vol. 2. no. 3, pp. 29 - 35, 2008.
- 25.E. Rad, M. S. M. Rahim, A. Rehman, A. Altameem, and T. Saba, "Evaluation of current dental radiographs segmentation approaches in computer-aided applications," *IETE Tech. Rev.*, Vol. 30, no. 3, pp. 210 - 22, 2013.
- 26.D. L. Pham, C. Xu, and J. L. Prince, "A survey of current methods in medical image segmentation," *Ann. Rev. Biomed. Eng.*, Vol. 2, pp. 315 - 37, 1998.
- 27.Leea, S. Huha, T. A. Ketter, and M. Unserc, "Unsupervised connectivity-based thresholding segmentation of midsagittal brain MR images," *Comp. Biol. Med.*, Vol. 28, no. 3, pp. 309 - 38, 1998.
- 28.J. Zhang, C. Yan, C. Chui, and S. Ong, "Fast segmentation of bone in CT images using 3D adaptive thresholding," *Comput. Biol. Med.*, Vol. 40, no. 2, pp. 231 - 36, 2010.
- 29.R. S. A. V. K. V. Shrimali, "Current trends in segmentation of medical ultrasound B-mode images: A review," *IETE Tech. Rev.*, Vol. 1, no. 8 - 17, pp. 26, 2009.
- 30.A.Paul, K. Bharanitharan, and J. Wu, "Algorithm and architecture for adaptive motion estimation in video processing," *IETE Tech. Rev.*, Vol. 30, no. 1, pp. 24 - 30, 2013.



- 31.R. Adams, and L. Bischof, "Seeded region growing," IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell., Vol. 16, no. 6. pp. 641 - 7, 1994.
- 32.J. Fan, G. Zeng, M. Body, and M. Hacid, "Seeded region growing: An extensive and comparative study," Pattern Recog. Lett., Vol. 26, no. 8, pp. 1139 - 56, 2005.
- 33.J. Freixenet, D. Raba, A. Oliver, and J. Espunya, "Breast profile segmentation based on the region growing approach," Int. Cong. Ser., Vol. 1281, pp. 1281 - 397, 2005.
- 34.G. Hu, and Mageras, "Survey of recent volumetric medical image segmentation techniques," Biomedical Engineering, Vukovar, Croatia: In-Tech, pp. 321 - 6, 2009.
- 35.G. Rabottino, A. Mencattini, M. Salmeri, F. Caselli, and R. Lojaco, "Performance evaluation of a region growing procedure for mammographic breast," Comp. Stand. Inter., Vol. 33, no. 2, pp. 128 - 35, 2011.
- 36.Z. Huo, M. Giger, C. Vyborny, and U. Bick, "Analysis of speculation in the computerized classification of mammographic masses," Med. Phys., Vol. 22, no. 10, pp. 156 - 79, 1965.
- 37.S. Umbaugh, Computer Vision and Image Processing: A Practical Approach Using CVIPTools. Upper Saddle, NJ: Prentice Hall PTR, pp. 1 - 40, 1997.
- 38.A. Olivera, J. Jordi Freixeneta, and J. Joan Martia, "A review of automatic mass detection and segmentation in mammographic images," Med. Image Anal., Vol. 14, no. 2, pp. 87 - 110, 2010.
- 39.M. Bishop, Pattern Recognition and Machine Learning. New York: Springer, pp. 1 - 5, 2006.
- 40.W. Gibson, Pattern Recognition. Berkley: Berkley Press, pp. 74 - 89, 2005.
- 41.S. Theodoridis, A. Pikrakis, K. Koutroumbas, and D. Cavouras, Introduction to Pattern Recognition: A Matlab Approach. Burlington, VT: Academic Press, 2010.

- 42.E. S. El-Dahshan, T. Hosny, and A. M. Salem, "Hybrid intelligent techniques for MRI brain images classification," *Digit. Signal Process.*, Vol. 20, no. 2, pp. 433 - 41, 2010.
- 43.K. Murphya, B. van Ginnekena, A. Schilhama, and B. Hoopb, "A large-scale evaluation of automatic pulmonary nodule detection in chest CT using local image features and k-nearestneighbour classification," *Med. Image Anal.*, Vol. 13, no. 5, pp. 757 - 70, 2009.
- 44.H. Yan, J. Mao, Y. Zhu, and B. Chen, "Magnetic resonance image segmentation using optimized nearest neighbor classifiers," *IEEE Proc. ICIP*, Vol. 3, pp. 49 - 52, 1994.
- 45.J. Bezdek, "Computing with uncertainty," *IEEE Commun. Mag.*, Vol. 30, no. 2, pp. 24 - 36, 1992.
- 46.L. Clarke, R. P. Velthuisen, S. Phuphanich, J. Schellenberg, J. Arrington, and M. Silbiger, "MRI: Stability of three supervised segmentation techniques," *Magn. Reson. Imag.*, Vol. 11, no. 1, pp. 95 - 106, 1993.
- 47.S. Hua, and P. Shao, "Improved nearest neighbor interpolators based on confidence region in medical image registration," *Biomed. Signal Process. Control*, Vol. 7, no. 5, pp. 525 - 36, 2012.
- 48.K. Chuang, M. Jan, J. Wu, and J. Lu, "A maximum likelihood expectation maximization," *Comput. Med. Imag. Graph.*, Vol. 29, no. 7, pp. 571 - 8, 2005.
- 49.P. Rahmatia, A. Adler, and G. Hamarneh, "Mammography segmentation with maximum likelihood active contours," *Med. Image Anal.*, Vol. 16, no. 6, pp. 20, 2012.
- 50.A.Sarti, C. Corsi, E. Mazzini, and C. Lamberti, "Maximum likelihood segmentation of ultrasound images with rayleigh distribution," *IEEE Trans. Ultrason. Ferro. Freq. Contr.*, Vol. 52, no. 6, pp. 947 - 60, 2005

- 51.S. Redmond, and C. Heneghan, "A method for initialising the K-means clustering algorithm using kd-trees," *Pattern Recog. Lett.*, Vol. 28, no. 8, pp. 965 - 73, 2007.
- 52.M. Celebi, H. Kingravi, and P. Vela, "A comparative study of efficient initialization methods for the k-means clustering algorithm," *Expert Syst. Appl.*, Vol. 28, no. 8, pp. 11, 2012.
- 53.L. Juang, and M. Wu, "MRI brain lesion image detection based on color-converted K-means," *Measurement*, Vol. 43, no. 7, pp. 941 - 9, 2010.
- 54.M. Yan, P. Philadelphia, and J. Karp, "Segmentation of 3D brain MR using an adaptive K-means clustering algorithm," in *Proceedings of the Nuclear Science Symposium and Medical Imaging Conference*, Norfolk, VA, pp. 1529 - 3, 1994.
- 55.G. Sulong, T. Saba, A. Rehman, and Saparudin. "A new scars removal technique of fingerprint images," in *Proceedings of the IEEE International Conference on Instrumentation Communication, Information Technology and Biomedical Engineering (ICICI-BME)*, Bandung, Indonesia, 2009, pp. 31 - 5.
- 56.K. Meethongjan, D. Mohamad, A. Rehman, A. Altameem, and T. Saba, "An intelligent fused approach for face recognition," *J. Intell. Syst.*, Vol. 22, no. 1, pp. 71 - 80, 2013.
- 57.J. Wang, J. Kong, Y. Lub, M. Qib, and B. Zhanga, "A modified FCM algorithm for MRI brain image segmentation using both local and non-local spatial constraints," *Comput. Med. Imag. Graph.*, Vol. 32, no. 8, pp. 685 - 98, 2008.
- 58.M. Brandt, T. Bohan, L. Kramer, and J. Fletcher, "Estimation of CSF, white matter and gray matter volumes in hydrocephalic children using fuzzy clustering of MR images," *Comput. Med. Imag. Graph.*, Vol. 18, no. 1, pp. 25 - 34, 1994.
- 59.M. Ahmed, S. Yamany, N. Mohamed, and A. A. Farag, "A modified fuzzy c-means algorithm for bias field estimation and segmentation of MRI data," *IEEE Trans. Med. Imag.*, Vol. 21, no. 3, pp. 193 - 9, 2002.

- 60.M. Yanga, Y. Hua, K. C. Lin, and C. C. Linc, "Segmentation techniques for tissue differentiation in MRI of Ophthalmology using fuzzy clustering algorithms," *Magn. Reson. Imag.*, Vol. 21, no. 3, pp. 173 - 9, 2002.
- 61.X. Xie, and G. Beni, "Validity measure for fuzzy clustering," *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, Vol. 13, no. 8, pp. 841 - 6, 1991.
- 62.X. Wang, Y. Wang, and L. Wang, "Improving fuzzy c-means clustering based on feature-weight learning," *Pattern Recog. Lett.*, Vol. 13, no. 8, pp. 1123 - 32, 2004.
- 63.K. Revathy, and V. Roshni, "Applying EM algorithm for segmentation of textured images," in *Proceedings of the World Congress on Engineering, London, 2007.*
- 64.Carson, and H. Greenspan, "Blobworld: Image segmentation using expectation-maximization and its application to image querying," *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, Vol. 24, no. 8, pp. 1026 - 38, 2002.
- 65.H. Chen, X. Lei, and D. Yao, "An improved ordered subsets expectation maximization positron emission computerized tomography reconstruction," *Comput. Biol. Med.*, Vol. 37, no. 12, pp. 1780 - 5, 2007.
- 66.M. Mahjoub, and K. Kalti, "Image segmentation by adaptive distance based on EM algorithm," *Int. J. Adv. Comput. Sci. Appl.*, pp. 19 - 25, 2011.[CE: Volume missing]
- 67.Грекис Е. А. Разработка модульной архитектуры приложения для обработки медицинских изображений // Современное состояние и перспективы развития технических наук: сборник статей Международной научно-практической конференции. - Т. 33. - Уфа : Аэтерна, 2015. - С. 19-21.
- 68.Stockman G., Shapiro L. G. *Computer Vision*. - 1st edition. - Upper Saddle River, NJ, USA : Prentice Hall PTR, 2001.

- 69.Шлее М. Qt 4.5 Профессиональное программирование на C++. - СПб : БХВ-Петербург, 2010.
- 70.Tu L., Dong C. Histogram equalization and image feature matching // Image and Signal Processing (CISP), 2013 6th International Congress on. - Vol. 01. - 2013. - Dec. - P. 443-447.
- 71.Medical images edge detection based on mathematical morphology / Zhao Yuqian, Gui Weihua, Chen Zhencheng et al. // Engineering in Medicine and Biology Society, 2005. IEEEEMBS 2005. 27th Annual International Conference of the. - 2005. - Jan. - P. 6492-6495.
- 72.Kylander O. S., Kylander K. GIMP : the official handbook : the Gimp users manual version 1.0.1. - Scottsdale (Ariz.) : Coriolis Group Books, 1999.
- 73.Gonzalez R. C., Woods R. E. Digital Image Processing (3rd Edition). - Upper Saddle River, NJ, USA : PrenticeHall, Inc., 2006.
- 74.Yang D., Gould S., Hutter M. A noise tolerant watershed transformation with viscous force for seeded image segmentation // Computer Vision ACCV 2012. - Vol. 7724 of Lecture Notes in Computer Science. - Springer Berlin Heidelberg, 2013. - P. 775-789.
- 75.Грекис Е. А., Белых И. Н. Сегментация костных структур в цифровых медицинских рентгеновских изображениях методом морфологических водоразделов // Информатика и кибернетика: сборник трудов научно-практической конференции. - Т. 1. – Санкт-Петербург : СПбПУ, 2015.
- 76.Zhang Y. J. A survey on evaluation methods for image segmentation // Pattern Recognition. – Vol. 29, No. 8. – 1996. – P. 1335–1346.
- 77.Drakopoulos V., Nikolaou N. P. Efficient Computation of the Hutchinson Metric Between Digitized Images // IEEE Transactions on Image Processing. – Vol. 13, No. 12. – 2004. – P. 1581-1588.
- 78.Гонсалес Р., Вудс Р. Цифровая обработка изображения. Перевод с английского. –М.: Техносфера. – 2005. – 1070с.

79. Cardoso J. S., Corte-Real L. Toward a generic evaluation of image segmentation // IEEE Transactions on Image Processing. – Vol. 14, No. 10. – 2005. – P. 1773–1782.
80. Goumeidane A. B., Khamadje M., Belaroussi B., Benoit-Cattin H., Odet C. New discrepancy measures for segmentation evaluation // IEEE International Conference in Image Processing, Barcelona, Spain. – Vol. 2. – 2003. – P. 411–414.
81. Cheng W., Xu D., Jiang Y., Lang C. Information theoretic metrics in shot boundary detection // Lecture Notes in Computer Science. - Berlin-Heidelberg: Springer-Verlag. – Vol. 3683. – 2005. – P. 388–394.
82. Абусев Р. А. Групповая классификация. Решающие правила и их характеристики. – Пермь: Изд-во ПГУ. – 1992. – 218 с
83. Кендэл М. Ранговые корреляции: Пер. с англ. – М.: Статистика. – 1975. – 214 с.
84. Goksay E., Principe J. C. Information Theoretic Clustering // IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence. – Vol. 24, No. 2. – 2002. – P. 158–171.
85. Carson C., Thomas M., Belongie S., Hellerstein J., Malik J. Blobworld: A system for region-based image indexing and retrieval // Proc. of the International Conference of Visual Information Systems. Springer. – 1999. – P. 509–516.
86. Li J., Wang J.Z., Wiederhold G. IRM: Integrated region matching for image retrieval // Proc. of ACM Multimedia Intl. Conf. – 2000. – P. 147–156.
87. Stehling, R.O., Nascimento, M.A., Falcão, A.X. An adaptive and efficient clustering-based approach for content based retrieval in image databases // Proc. Of IDEAS Intl. Symposium. – 2001. – P. 356–365.
88. Chang K.L., Xiong X., Liu F., Purnomo R. Content-Based Image Retrieval using Regional Representation // Lecture Notes in Computer Science / Klette R. Et al

- (Eds.). Multi-Image Analysis. Berlin-Heidelberg: Springer-Verlag. – Vol. 2032. – 2001. – P. 238-250.
89. Rubner Y., Tomasi C., Guibas L. J. The Earth Mover's Distance as a metric for image retrieval // International Journal of Computer Vision. – Vol. 40, No 2. – 2000. – P. 99-121.
90. Stehling, R.O., Nascimento, M.A., Falcão, A.X. MiCRoM: A metric distance to compare segmented images // Lecture Notes in Computer Science / S. Chang, Z.Chen, S. Lee (Eds.). Visual 2002. - Berlin-Heidelberg, Springer Verlag. – Vol. 2314. – 2002. – P. 12-23.
91. Kalinin P. V. A graph based approach to hierarchical image over-segmentation / P. V. Kalinin, A. A. Sirota // Computer Vision and Image Understanding. – 2015. – Т.130. – С. 80–86.
92. Malik J. Normalized Cuts and Image Segmentation / J. Shi, J. Malik // IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence. – 2000. – №8, Т. 22. – С. 888–905.
93. Liu M. Entropy Rate Superpixel Segmentation / M. Liu [та ін.] // сб. тр. учасників IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (Колорадо-Спрінгс, 21-23 червня 2011 р.). – Колорадо-Спрінгс, 2011. – С. 2097– 2104.
94. Achanta R. SLIC Superpixels Compared to State-of-the-Art Superpixel Methods / R. Achanta [и др.] // IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence. – 2012. – №11, Т.34. – С. 2247–2281.
95. Computer Vision | Superpixel / Technische Universität Chemnitz. – Режим доступу: <https://www.tu-chemnitz.de/etit/proaut/forschung/cv/segmentation.html.en>
96. The Berkeley Segmentation Dataset and Benchmark / University of California, Berkeley. – Режим доступу: <https://www2.eecs.berkeley.edu/Research/Projects/CS/vision/bsds/>

97. Національний стандарт України системи управління гігієною та безпекою праці основні принципи виконання вимог OHSAS 18001:2007 [Електронний ресурс]. – Режим доступу: [http://online.budstandart.com/ua/catalog/doc-page.html?id\\_doc=64325](http://online.budstandart.com/ua/catalog/doc-page.html?id_doc=64325)
98. Винокурова Л.Е., Васильчук М.В., Гаман М.В. Основи охорони праці: Підручник. – К., 2001.
99. Правила охраны труда в металлургической промышленности.-Х.: изд. «Форд», 2009.
100. ПУЕ Правила улаштування електроустановок. 2007 [Електронний ресурс]. – Режим доступу: [http://online.budstandart.com/ua/catalog/doc-page.html?id\\_doc=63008](http://online.budstandart.com/ua/catalog/doc-page.html?id_doc=63008)
101. Закон України "Про Цивільну оборону України" ВРУ № 2974 XII - К.: 1989.
102. Про концепцію захисту населення і територій у разі загрози та виникнення надзвичайних ситуацій, Указ Президента України № 284/99. - К.: 1999.
103. Депутат О.П., Коваленко І.В., Мужик І.С. Цивільна оборона Навчальний посібник / За ред. полковника В.С. Франчука - 2 ге вид., доп - Львів, Афіша,-2001.-336с.
104. Мігович Г.Г. Довідник з цивільної оборони. К.: - 1999.
105. Наказ України від 12.03.2010 №56 «Про затвердження Правил охорони праці при виробництві, зберіганні, транспортуванні та застосуванні хлору»
106. Захист населення і територій від надзвичайних ситуацій. Т.5 Небезпечні хімічні речовини та засоби захисту від них. / за загальною редакцією В.В. Могильниченка. – К.: КІМ, 2010. – 472с.



107. Бакка М.Т., Тарасова В.В. Метрологія, стандартизація, сертифікація і акредитація. 4.1. Метрологія. Навчальний посібник з грифом МОН України. - Житомир, ЖІТІ, 2002. - 337с.
108. Войцицький А.П. Нормування антропогенного навантаження на природне середовище. Конспект лекцій, - Житомир: ДАУ, 2005. -132 с.
109. Джигирей В.С., Сторожук В.М., Яшок Р.А. Основи екології та охорон навколишнього природного середовища. Навчальний посібник, - Львів: Афіша, 2004 - 272 с
110. Жиденський В.Ц. Основи охорони праці. Підручник. - Львів: Афіша, 2002- 320 с