

Міністерство освіти і науки України
Національний університет «Одеська політехніка»

Інститут штучного інтелекту та робототехніки

Кафедра «Комп'ютерні системи»

Янченко Павло Валерійович

студент групи УК-162

КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА МАГІСТРА

**Дослідження підвищення якості сегментації медичних
ультразвукових зображень**

Спеціальність: 123 – “Комп'ютерна інженерія”

Спеціалізація: Спеціалізовані комп'ютерні системи

Керівник:

Ситніков Валерій Степанович,

доктор техн. наук, професор

Одеса — 2022

Міністерство освіти і науки України
Національний університет «Одеська політехніка»

Інститут штучного інтелекту та робототехніки
Кафедра комп'ютерних систем

Рівень вищої освіти другий (магістерський)
Спеціальність 123 Комп'ютерна інженерія
(шифр і назва)
Спеціалізація/ освітня програма Спеціалізовані комп'ютерні системи

ЗАТВЕРДЖУЮ
Завідувач кафедри

_____ 2022 року
“ ___ ” _____

З А В Д А Н Н Я
НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ

Янченко Павло Валерійович
(прізвище, ім'я, по батькові)

1. Тема роботи: «Дослідження підвищення якості сегментації медичних ультразвукових зображень»

Керівник роботи Ситніков Валерій Степанович,
(прізвище, ім'я, по батькові, науковий ступінь, вчене звання)

затверджені наказом ректора від “ ___ ” _____ 2022 року № _____

2. Строк подання студентом роботи _____

3. Вихідні дані до проекту:

3.1. Ультразвукові зображення УЗД, моделі для оцінки інформативності ознак, оцінка моделі якості сегментації.

3.2. Методи діагностичного моделювання швидкодіючих електронних пристроїв.

4. Зміст роботи

4.1. Вступ

4.2. Аналіз процесу сегментації медичних ультразвукових зображень.

4.3. Створення алгоритмів сегментації медичних ультразвукових зображень.

4.4. Дослідження створених алгоритмів при сегментації медичних ультразвукових зображень.

4.5. Побудова системи сегментації медичних ультразвукових зображень.

4.6 Перелік посилань.

4.7 Додатки.

5. Перелік люстративного матеріалу.

6. Консультанти розділів роботи.

Розділ	Прізвище, ініціали та посада консультанта	Підпис, дата	
		завдання видав	завдання прийняв

7. Дата видачі завдання: _____ 2022р.

КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

№ з/п	Назва етапів кваліфікаційної роботи	Строк виконання етапів роботи	Примітка
1	Аналіз сучасного стану проблеми сегментації медичних ультразвукових зображень	07.04.2022	виконано
2	Побудова алгоритмів сегментації медичних ультразвукових зображень	23.04.2022	виконано
3	Розробка системи сегментації медичних ультразвукових зображень	05.05.2022	виконано
4	Дослідження алгоритмів при сегментації медичних ультразвукових зображень, що розроблені	12.05.2022	виконано
5	Оформлення пояснювальної записки	05.06.2022	виконано
6	Нормоконтроль		виконано
7	Попередній захист		
8	Захист		

Студент _____
(підпис) (прізвище та ініціали)

Керівник роботи _____
(підпис) (прізвище та ініціали)

ЗМІСТ

Вступ.....	8
1 Аналіз процесу сегментації медичних ультразвукових зображень.....	11
1.1 Діагностування та візуалізації патологічних областей на медичних зображеннях	11
1.2 Узагальнена структура системи сегментації медичних ультразвукових зображень	21
1.3 Попередня обробка, формування опису та прийняття рішення при сегментації ультразвукових зображень.....	23
1.4 Висновки	33
2 Створення алгоритмів сегментації медичних ультразвукових зображень..	35
2.1 Класи текстур та алгоритми обробки ознак, що визначаються на медичних ультразвукових зображеннях	35
2.2 Алгоритм нечіткої кластеризації	49
2.3 Висновки	50
3 Дослідження створених алгоритмів при сегментації медичних ультразвукових зображень.....	52
3.1 Кількісні оцінки якості сегментації.....	52
3.2 Застосування статистичних ознак алгоритму сегментації медичних ультразвукових зображень	59
3.3 Застосування спектральних ознак алгоритму сегментації медичних ультразвукових зображень	64
3.4 Висновки	70
4 Побудова системи сегментації медичних ультразвукових зображень	72
4.1 Побудова інформаційної системи сегментації.....	72

4.2. Використовувані технології	80
4.3 Проведення модульного тестування	87
4.4 Висновки	90
Висновки	92
Перелік посилань.....	94
Додаток А Лістинг програми	96

ВСТУП

При встановленні діагнозу і проведенні лікування лікарі все більше покладаються на медичні зображення, до яких відносяться рентгенограми, УЗД, магнітно-резонансна томографія (MRI – Magnetic Resonance Imaging), комп'ютерна томографія (СТ – Computed Tomography), томографія на позитивному випромінюванні (PET – Positive Emission Tomography). Роль медичних зображень УЗД в медицині зростає з кожним роком, внаслідок впровадження новітньої медичної техніки в лікарнях і діагностичних центрах. Об'єкти на медичних зображеннях УЗД володіють великою складністю і багатофакторністю, що обумовлює високі вимоги до точності результатів досліджень зображень УЗД. Крім того, інформація часто спотворюється під впливом шумів, різних перешкод, розфокусування обладнання. Перекручення може бути наслідком збоїв роботи обладнання, недостатньої освітленості, некоректного введення зображень в комп'ютер і т.п.

В цьому випадку при діагностуванні патологій органів з медичного зображення УЗД часто застосовується сегментація цього зображення. Це дозволяє отримати межу підозрілих областей і зосередити на них увагу лікаря-діагноста.

Основна ідея процесу сегментації полягає в наступному: кожен піксель зображення може бути пов'язаний з деякими візуальними характеристиками, такими як інтенсивність, колір і текстура. В межах одного об'єкта або однієї частини об'єкта ці характеристики змінюються відносно мало, тоді як при переході від одного об'єкта до іншого, зазвичай відбувається суттєва зміна однієї чи іншої з цих характеристик. **Необхідно знайти варіант розбиття зображення на такі множини пікселів, щоб зазначені обмеження задовольнялися в максимально можливій мірі.**

Сегментація буває автоматичною (не вимагається взаємодія з користувачем) та інтерактивної (використовується введення даних користувачем) [1]. На сьогоднішній день розроблена достатня кількість алгоритмів сегментації [2].

Якісно виконана сегментація зображення забезпечує можливість отримання не тільки меж, а й кількісних оцінок при аналізі патологічних областей і допомагає лікарям приймати рішення при постановці клінічного діагнозу. Виконання процедури сегментації в ручному режимі вимагає підвищеної уваги лікаря-діагноста протягом тривалого часу. Тому бажано використовувати методи інтерактивної або автоматичної сегментації медичних зображень, що дають точне і стійке рішення. Проте, повністю автоматична сегментація медичних зображень, як і раніше, залишається дуже складним завданням, через різноманіття варіацій структури патологічних областей (областей інтересу).

Можливі наступні шляхи для підвищення якості сегментації: поліпшення якості ультразвукових зображень, що надходять на сегментацію; розробка і дослідження використання відповідних алгоритмів сегментації. Вищесказане обумовлює актуальність теми дослідження.

Метою роботи є розробка та дослідження алгоритмів сегментації медичних ультразвукових зображень для підвищення якості сегментації.

Для досягнення цієї мети в роботі необхідно вирішити наступні завдання:

- провести аналіз методів сегментації медичних ультразвукових зображень;
- створити алгоритми опису текстури ультразвукових зображень;
- створити алгоритми сегментації ультразвукових медичних зображень;
- побудувати систему обробки та аналізу ультразвукових медичних зображень щитовидної залози для реалізації створених алгоритмів;
- провести дослідження якості сегментації медичних зображень УЗД;

Робота складається з чотирьох розділів.

В першому розділі наведено опис завдання діагностування, аналіз систем обробки медичних зображень, метод отримання ультразвукових медичних зображень і їх особливості, аналіз алгоритмів попередньої обробки, алгоритмів опису текстурних зображень, методів прийняття рішень при сегментації медичних зображень.

У другому розділі створено алгоритми попередньої обробки, алгоритми формування опису медичних ультразвукових зображень, алгоритм нечіткої кластеризації.

У третьому розділі описана кількісна оцінка якості сегментації, проведено дослідження створених алгоритмів сегментації медичних ультразвукових зображень і оцінено якість сегментації.

У четвертому розділі розглянуто побудова інформаційної системи сегментації медичних ультразвукових зображень.

1 АНАЛІЗ ПРОЦЕСУ СЕГМЕНТАЦІЇ МЕДИЧНИХ УЛЬТРАЗВУКОВИХ ЗОБРАЖЕНЬ

1.1 Діагностування та візуалізації патологічних областей на медичних зображеннях

У зв'язку з швидким розвитком медичної діагностичної техніки та інформаційних технологій при встановленні діагнозу та лікуванні, лікарі все більше покладаються на нові застосування фізичних методів досліджень таких як: комп'ютерна томографія (КТ), радіонуклідні (однефотонна емісійна комп'ютерна томографія, ОФЕКТ) дослідження, магнітно-резонансна томографія (МРТ), різноманітні види ультразвукових і рентгенівських досліджень. Впровадження новітньої медичної техніки в лікарнях і діагностичних центрах підвищило роль методів аналізу та обробки медичних зображень.

Діагностичні методи, пов'язані з отриманням зображень, дають різну інформацію про стан органів. Так КТ або МРТ візуалізують анатомічну структуру органів, ОФЕКТ дає інформацію про кровотоці в органах.

До медичних зображень відносять рентгенограми, зображення УЗД, магнітно-резонансні зображення та ін.(рис. 1.1).



Рисунок 1.1 – Приклади медичних зображень: а – рентген; б – УЗД; в – МРТ

Якщо розглядати всі перераховані вище способи дослідження внутрішніх органів людини, діагностика патологій за допомогою зображень УЗД володіє наступними перевагами:

- УЗД є неінвазійним дослідженням, тобто не вимагає ін'єкцій або розрізів, і, як правило, є безболісним;
- УЗД широко використовується, доступно і набагато дешевше, ніж інші методи обстеження;
- при цьому обстеженні не використовується іонізуюче опромінення;
- при УЗД добре візуалізуються м'які тканини, які не видно при рентгеновському дослідженні;
- ультразвукове дослідження ніяк не шкодить організму і може використовуватися так часто, як це потрібно за медичними показаннями;
- УЗД це ідеальний метод спостереження внутрішньоутробного розвитку ембріонів і плодів;
- УЗД це ідеальний метод дослідження в режимі «реального часу».
- слід зазначити, що до даного часу невідомо жодного шкідливого впливу ультразвуку на організм людини.

Головною перевагою УЗД перед рентгеном є відсутність шкідливого іонізуючого випромінювання, завдяки чому проводити дану діагностичну процедуру можна частіше, ніж раз на півроку, причому оглядати можна навіть немовлят. Оскільки зараз дуже поширеною є така патологія, як дисплазія тазостегнових суглобів, кожен малюк у віці від 1 місяця, повинен пройти процедуру УЗД (принаймні, в Європі вона є обов'язковою) [3]. Це допомагає на ранніх стадіях розпізнати патологію і вжити заходів щодо її усунення.

Якщо розглядати УЗД та МРТ, то МРТ не зрівняється з ультразвуком за якістю динамічного дослідження. При МРТ пацієнт повинен залишатися в нерухомому положенні, з ультразвуком ж лікар-діагност може попросити пацієнта напружити м'язи, щоб подивитися, що відбувається з тканинами під напругою. Можна побачити, чи виходить меніск в коліні за межі суглоба в напруженому стані. Те ж саме відноситься і до дослідження плеча. Часто слабо

виражені розриви м'язів плечового пояса не проявляються, поки не помістити сухожилля під напругу і не поспостерігати зміни. Використовуючи ультразвукові системи, можна побачити, як м'які тканини плеча стискаються, оскільки можна проводити сканування під час того, як пацієнт знаходиться в русі, яке заподіює йому біль. При МРТ зробити це неможливо. Для МРТ існує величезна кількість протипоказань, тоді як для проведення УЗД протипоказання обмежуються суто гігієнічними міркуваннями (відсутність шкірних висипань, ран та ін.).

Таким чином, діагностика патологій саме зазображеннями УЗД є найбільш поширеною.

Програмний комплекс «Діаморф»

Спеціалізований програмний комплекс «Діаморф»[4] забезпечує автоматичне введення мікроскопічних зображень, виділення об'єктів знімка (клітин, ядер, ділянок різного забарвлення або інтенсивності). Передбачений розвинений інструментарій для проведення вимірювань на знімку: лінійні розміри, периметр, площа, оптичні параметри, положення об'єктів. Статистична підсистема проводить математичну обробку результатів вимірювань з автоматичною побудовою широкого набору гістограм, графіків, таблиць.

Програмне забезпечення комплексу в автоматичному режимі здійснює функції кількісного та якісного аналізу кожного об'єкта на зображенні так і їх груп, обчислюючи характеристики – периметр, площу, фактор форми, діаметр круга, рівного за площею, мінімальний діаметр та інші (рис. 1.2).

В системі передбачено введення і спеціалізована обробка рентгенограм, морфологічних зображень, мазків з метою підвищення діагностичної значимості досліджень, об'єктивізації оцінок, а також для архівації та ведення бази даних. Слід зазначити, що цей комплекс не дає оцінку об'єктів у функціональному сенсі, а надає тільки їх параметри. До того ж необхідно вхідне зображення високої якості, що в реальних умовах часто є дуже трудомістким і не завжди можливо. Текстурний аналіз відсутній.

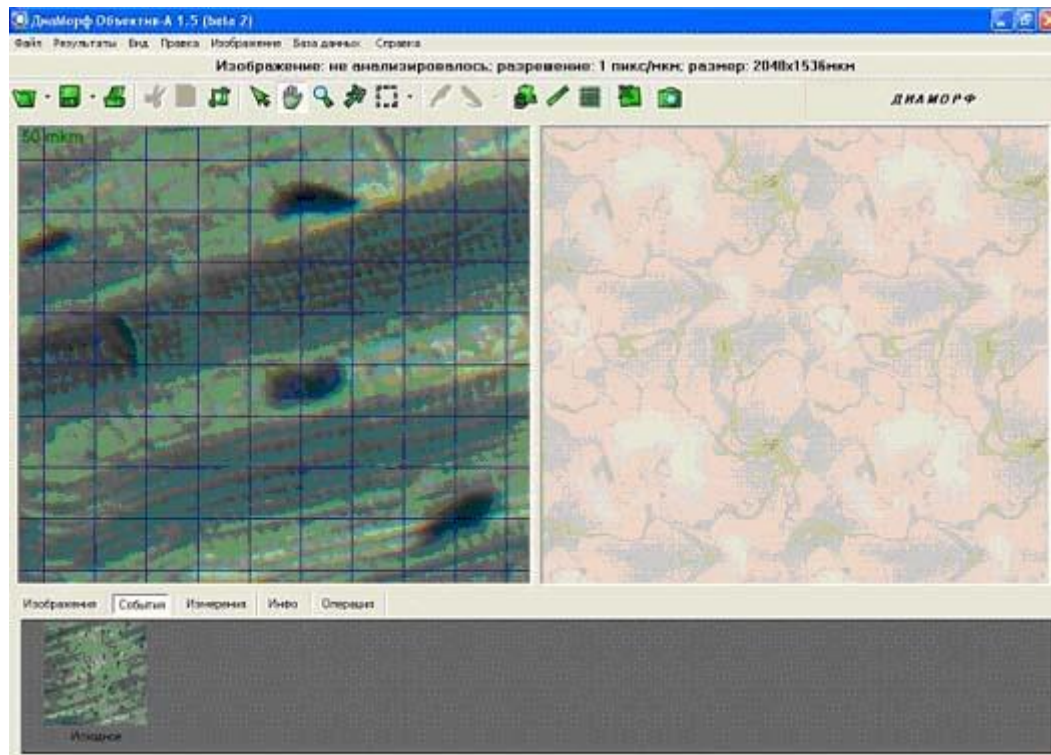


Рисунок 1.2 – Віконна форма розрахунку геометричних параметрів виділених об'єктів в комплексі «Діаморф»

Аналізатор зображень біологічних об'єктів «Videotect»

Апаратно-програмний комплекс «Videotect» – морфологія використовується для вирішення широкого спектра прикладних і пошукових завдань у цитології, гістології, гематології, імуногістохімії, анатомії, мікробіології та багатьох інших областях[4].

Аналізатор успішно застосовується як в клініко-діагностичних лабораторіях державних і приватних клінік, так і в науково-дослідних установах.

АПК дозволяє автоматизувати методики рутинного аналізу зображень біологічних препаратів.

Аналіз проводиться на серіях зображень і відеороликах захоплених за допомогою цифрових камер, сканерів; відкритих зображень з файлів; скопійованих з буфера; переданих з вбудованою бази даних.

Аналіз отриманих вимірів дозволяє оцінити достовірність даних і отримати статистичні та стереологічні результати, які в табличному і графічному вигляді зберігаються в окремому документі і в базі даних (рис. 1.3).

Основні функціональні можливості програми:

- введення зображень з цифрових камер, сканера, з файлів, з буфера, з вбудованою бази даних;
- розширений фокус. Отримання різкого зображення зразків великої товщини або мають нерівний рельєф, шляхом зйомки при послідовній фокусуванні серії зображень одного і того ж поля зору;
 - можливість роботи з серією зображень;
 - перетворення зображень за допомогою фільтрів;
 - нанесення на зображення тексту і графіки (контурів і ліній);
 - автоматичне виділення об'єктів по інтенсивності і кольору;
 - автоматичне вимірювання площ, форм, розмірів і оптичних параметрів (більше 60) виділених об'єктів, представлення результатів вимірювань у вигляді таблиці;
- ручні вимірювання (лінійні, кутові, радіус кола, підрахунок кількості об'єктів і т.д.);
- класифікація об'єктів за арифметичною, логарифмічною і довільною шкалою;
- статистична та стереологічна обробка серії або окремих зображень, побудова графіків;
- передача зображень і отриманих результатів у вбудовану базу даних, в якій можна здійснювати пошук і порівняння результатів;
- виведення результатів аналізу на друк у вигляді стандартних звітів;
- експорт таблиці даних в MS Excel;

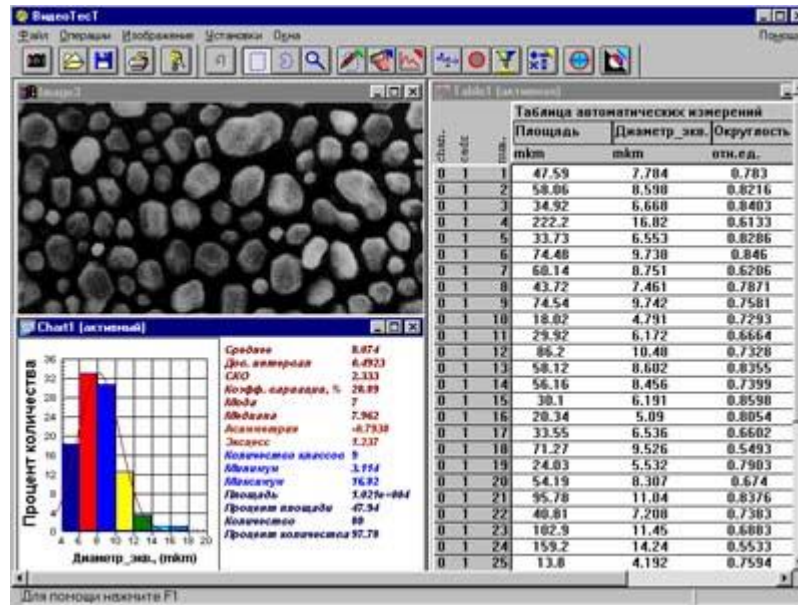


Рисунок 1.3 – Интерфейс программы «Videotest»

Програма «ImageExpert Pro»

Програма «ImageExpert Pro» призначена для вирішення завдань кількісного аналізу зображень мікроструктур в металографії, матеріалів і порошків в матеріалознавстві, препаратів і об'єктів у медицині та біології[4]. Аналізатор дозволяє отримувати широкий спектр геометричних параметрів елементів структури, до найбільш важливих з яких можна віднести процентні частки складових; площі; периметри; мінімальні, максимальні і середні діаметри; параметри форми і витягнутості об'єктів; характеристики розподілу об'єктів (у тому числі ареальні діаграми і діаграми вільних відстаней, гістограми міжцентрових відстаней і відстаней між об'єктами); характеристики анізотропії структур і багато іншого. Отримувані характеристики доступні як для кожного об'єкта окремо, так і у вигляді їх статистичної вибірки. Аналізатор дозволяє представляти отримані розподіли параметрів відповідно до вимог різних стандартів (рис. 1.4). Будучи універсальним інструментом, програма «ImageExpert Pro» використовує настройки стандартів не тільки включені в поставку, але і дозволяє користувачам самостійно налаштовувати аналізатор на роботу відповідно до вимог потрібної нормативної документації.

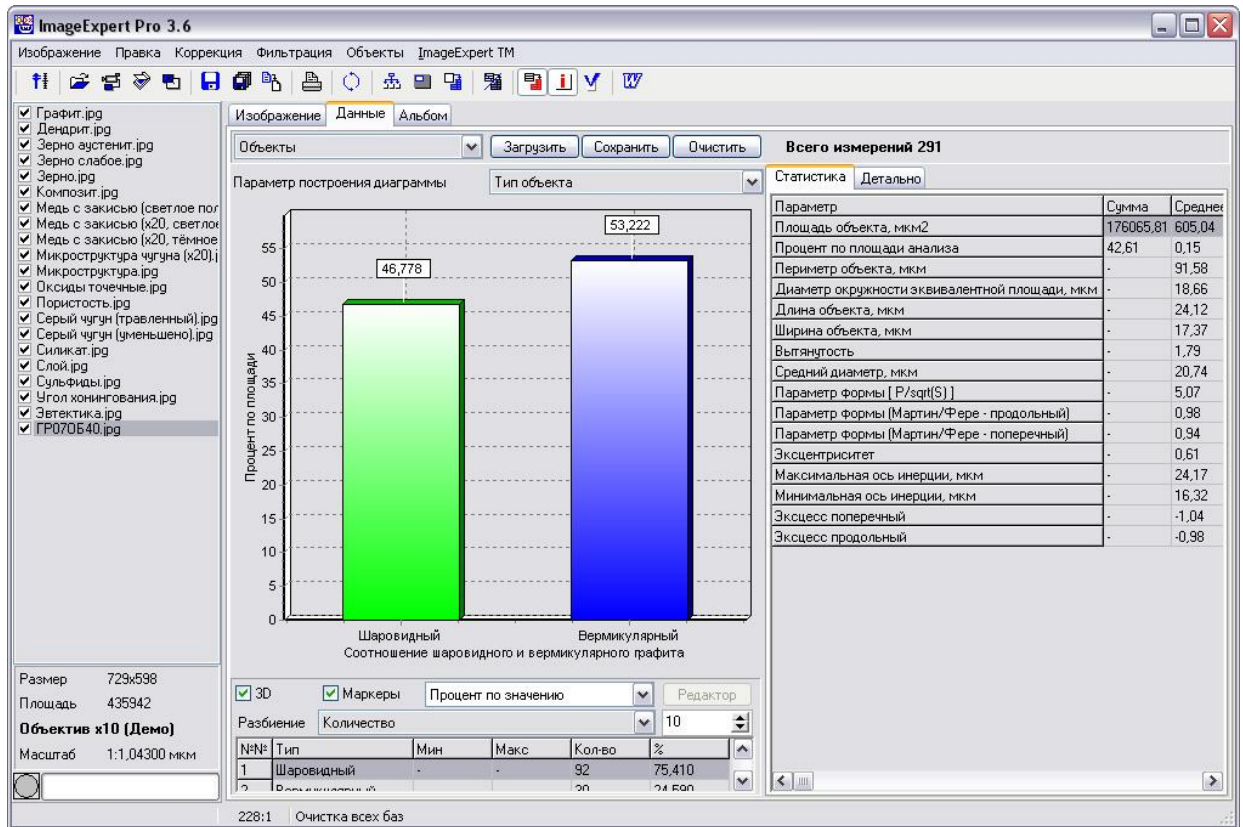


Рисунок 1.4 – Вкладка «Дані» в програмі «ImageExpert Pro»

Отримання ультразвукових зображень та їх особливості

Як уже згадувалося в підрозділі 1.1 технологія побудови зображень за допомогою звукових хвиль знаходить широке застосування в медицині. Ультразвукові зображення формуються наступним чином:

- ультразвукова система (що складається з комп'ютера, ультразвукового зонда з випромінювачем, приймачем і дисплеєм) передає у тіло пацієнта ультразвукові імпульси високої частоти (від 1 до 5 МГц);
- звукові хвилі проходять крізь тіло пацієнта, і на кордонах між тканинами (наприклад, між рідиною і м'якою тканиною, м'якою тканиною і кісткою скелета) відбувається часткове відображення. Частина звукових хвиль відбивається назад в сторону зонда, частина хвиль затухає, а решта поширюються далі, поки не досягнуть наступній межі розділу і знову частково відіб'ються, і т.д.;
- відбиті хвилі уловлюються приймачем зонда і передаються в комп'ютер;

– виходячи з часу приходу кожного луна-сигналу і відомої швидкості звуку в тканинах (1500 м/с), комп'ютер обчислює відстань від зонда до відповідної межі тканини або внутрішнього органу;

– обчислені відстані та інтенсивності прийнятих відбитих сигналів виводяться на дисплеї у вигляді двовимірного зображення.

У типових ультразвукових дослідженнях щомиті генеруються і приймаються мільйони звукових імпульсів і луна-сигналів. Зонд можна рухати уздовж поверхні тіла і нахилити, отримуючи зображення в різних проекціях. На рис. 1.5 наведено приклад такого зображення.



Рисунок 1.5 – Ультразвукове зображення плода людини

Діагностування медичних ультразвукових зображень включає етап сегментації, який може відбуватися за межами областей (контурна сегментація) або за їх внутрішньою структурою (текстурна сегментація). З точки зору задачі виявлення патологічних областей найчастіше застосовуються методи текстурного аналізу зображень [2,3,4].

Відомі також обмеження і недоліки методу ультразвукової діагностики. Однією з головних і складних до теперішнього часу проблем, є спекл-шум [5], який значно впливає на сприйняття зображення і призводить до того, що воно виглядає «зернистим».



а



б

Рисунок 1.6– Приклади зображень: а – зашумленого спекл-шумом; б – обробленого фільтром «Pure View»

Спекл-шуми також ускладнюють впровадження алгоритмів автоматичної сегментації. Спекл-шум в ультразвукових медичних сканерах (як і у всіх подібних системах з когерентним формуванням зображення) викликаний енергетичними перешкодами тобто безладно розподіленими відбивачами, занадто малими для того, щоб їх могла відобразити система. Спекл-шум погіршує просторову і контрастнуроздільну здатність ультразвукових зображень, і, таким чином, знижує їх цінність для діагностики. Мета алгоритмів фільтрації спекл-шуму на зображеннях– прибрати відволікаючий увагу шум без зниження деталізації або, іншими словами, зменшити зернистість ультразвукових зображень і зробити їх більш зрозумілими для «читання». Основними методами боротьби з цим видом шумів є медіанна фільтрація або застосування технології Pure View[5,6].

Крім того виявленню початкових змін в тканинах перешкоджає слабка контрастність зображень УЗД (рис. 1.7). Це означає, що ультразвукові зображення часто не використовують весь діапазон можливих градацій інтенсивності, що зумовлює їх низьку інформативність. Контрастність зображення, інтенсивність

вище особливості, вибрати відповідні методи й алгоритми опису текстури зображень, а також визначиться з методом прийняття класифікаційного рішення.

1.2 Узагальнена структура системи сегментації медичних ультразвукових зображень

З проведеного аналізу структур і функціональних можливостей існуючих систем обробки медичних зображень встановлено, що система обробки та аналізу медичних ультразвукових зображень – це комплекс апаратних і програмних засобів, призначений для реєстрації, попередньої обробки, формування опису та сегментації зображень УЗД (рис 1.8).

На першому етапі обробки в системі обробки зображень УЗД виконується реєстрація зображень. Це двоступеневий процес, в якому беруть участь датчик і перетворювач отриманого аналогового сигналу в цифрову форму. Існують різні типи УЗД датчиків:

- секторні механічні датчики (sector mechanical probe) з одноелементними або багатоелементними кільцевими решітками;
- лінійні датчики (linear probe) з багатоелементними лінійними решітками;
- конвексний і мікроконвексний датчики (convex або microconvex probe);
- фазовані секторні датчики (phased array probe) з багатоелементними лінійними решітками.

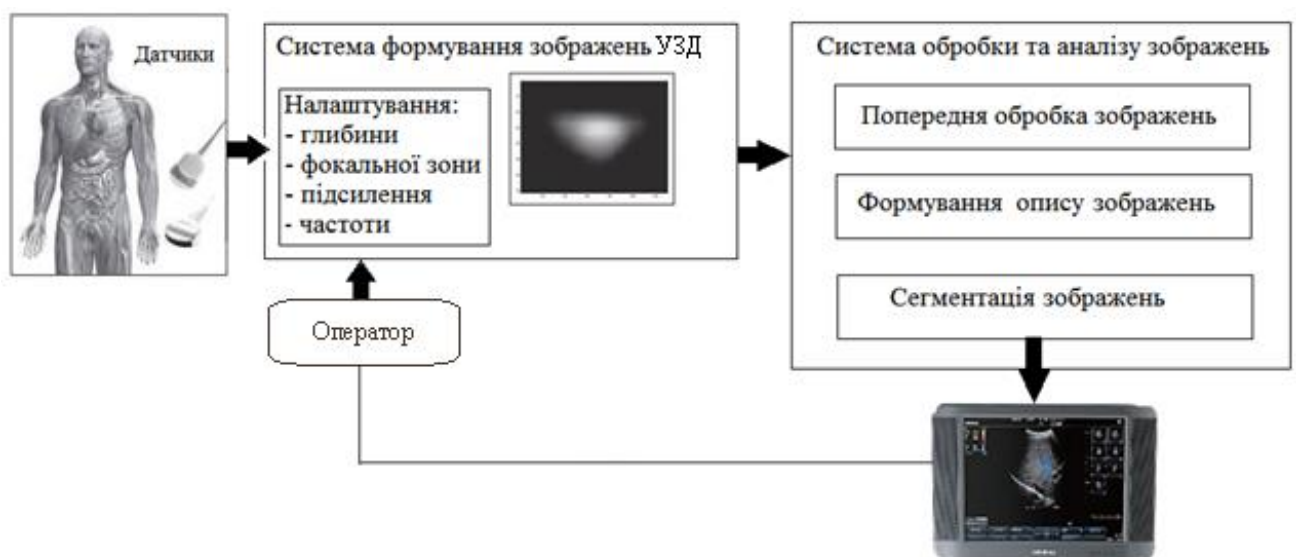


Рисунок 1.8 – Узагальнена структура системи обробки медичних ультразвукових зображень

Призначення УЗД датчика – сформувати на своєму виході електричний сигнал, що представляє собою двомірний масив інтенсивностей оброблюваного зображення. Електричний сигнал – аналогова форма сигналу зображення.

За датчиком слідує блок системи формування зображень УЗД, частиною якого є аналого-цифровий перетворювач, що виконує перетворення аналогового сигналу в цифрову форму. АЦП може бути окремим пристроєм або інтегральним компонентом відеокамери або безпосередньо процесора зображення. Властивості оптичного цифрового перетворювача визначають, наскільки точно цифрове зображення відповідає вихідному оптичному зображенню.

Блок попередньої обробки зображень – застосовується для фільтрації зображення УЗД з метою зменшення рівнів шумів, а також для підвищення контрасту в разі присутності слабоконтрастних об'єктів на зображенні. Як уже згадувалося в попередньому підрозділі, зображення УЗД схильні до дії спекл-шумів, які є видом мультиплікативного шуму. На цьому етапі можна застосувати гомоморфну фільтрацію для зменшення його впливу. Поліпшення контрасту зображення повинно виконуватися обережно, оскільки може привести до зміни структури текстури областей зображення УЗД.

Блок формування опису зображення служить для формування вектора ознак описуваного зображення. Існують різні підходи до опису зображення. Одним з них є підхід, що заснований на текстурному аналізі. Відомо, що кожна область зображення УЗД характеризується деякою текстурою. Текстура описує просторовий розподіл кольорів або інтенсивності зображення. Для кількісного опису текстури використовуються підходи: спектральний, статистичний і структурний. Зображення УЗД не має яскраво виражених меж і структурності текстури, тому в даній роботі в якості кількісної оцінки текстури були обрані статистичний і спектрально-статистичний підходи.

Блок сегментації зображення виконує розбиття простору ознак на групи (області) на основі деякого вирішального правила. На виході цього блоку формується маркіроване зображення, в якому кожному пікселю (або околу) зображення привласнений індекс (маркер), що описує приналежність цього пікселя до даної області.

Визначальне значення при реалізації системи обробки та аналізу зображень грає обґрунтування та вибір алгоритмів реалізації кожного з блоків системи. Розробка нових алгоритмів сегментації з поліпшеною якістю обробки – важлива науково-практична задача, що розглядається в даній дипломній роботі.

1.3 Попередня обробка, формування опису та прийняття рішення при сегментації ультразвукових зображень

Як уже згадувалося в підрозділі 1.3, зображення УЗД характеризуються слабкою контрастністю і бувають сильно зашумлені. Застосовуючи алгоритми посилення контрасту зображень УЗД необхідно враховувати, що деякі з них призводять до ускладнення подальшого аналізу, тому що порушують структуру текстури областей зображення.

З наукової літератури відомо, що для ослаблення спекл-шуму, який є різновидом мультиплікативного шуму, застосовується гомоморфна фільтрація. Поліпшення полягає в нормалізації інтенсивності зображення і збільшенні його контрастності. Інтенсивність зображення можна вважати низькочастотної складової, так як освітленість змінюється в просторі досить повільно, а саме зображення можна вважати більш високочастотним сигналом. Якби результуючим сигналом на знімку була сума цих складових, можна було б розділити їх високочастотної фільтрацією, позбувшись таким чином від перепадів освітленості. Але на реальному знімку сигнали не складаються, а перемножуються. Шляхом гомоморфної обробки можна звести задачу до лінійної. Для цього береться логарифм від добутку зображень рівний сумі логарифмів множників, до отриманого сигналу застосовується лінійний фільтр високих

частот, а потім, для повернення до вихідного масштабу, виробляється експонування.

Крім цього, можливо також провести згладжування зображення, застосувавши лінійну просторову фільтрацію зображень. Вона дозволяє скорегувати цілий ряд спотворень таких, як апертурні спотворення, обумовлені недосконалістю пристроїв, за допомогою яких формуються зображення (УЗД датчик), а також помилками, допущеними при зйомці (неточністю фокусування об'єктива, смазами зображення внаслідок недостатньо короткої експозиції при зйомці рухомих об'єктів і т. д.). За допомогою лінійної фільтрації у відомих межах вдається зменшити помітність флуктуаційного шуму, а також інших дефектів на відтворених зображеннях. Лінійні операції складаються з множення кожного пікселя околу на відповідний коефіцієнт і підсумовування цих добутків для отримання результуючого відгуку процесу в кожній точці з координатами (x, y) . Якщо окіл має розмірність $m \times n$, то буде потрібно $m \times n$ коефіцієнтів. Ці коефіцієнти згруповані у вигляді матриці, яка називається фільтром, маскою, ядром, шаблоном або вікном [2].

Процес лінійної просторової фільтрації полягає у переміщенні центру маски W від точки до точки зображення I . У кожній точці (I_x, I_y) відгуком фільтра є сума добутків коефіцієнтів фільтра та відповідних пікселів околу, які накриваються маскою фільтру.

Зображення УЗД, як правило, схильні до дії адитивного гаусового шуму, який може бути ослаблений лінійною фільтрацією із застосуванням маски:

$$W = \frac{1}{16} \cdot \begin{vmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 2 & 4 & 2 \\ 1 & 2 & 1 \end{vmatrix}.$$

Використовуючи дискретні наближення двовимірної гаусової функції, можна отримати і інші гаусові ядра більшого розміру.

Аналіз методів формування опису текстурних зображень

Текстура є характерною ознакою, що застосовується для сегментації зображень на області інтересу і для класифікації цих областей. Для деяких типів зображень текстура може визначати властивості областей, які критично важливі для виконання коректного аналізу. До цих зображень слід також віднести медичні зображення УЗД. Для опису текстур на зображеннях застосовується ряд методів [1,7]. Серед них можна виділити наступні групи:

– методи, які використовують в якості ознак текстури моменти нижчих порядків.

До методів, які використовують моменти нижчих порядків, відносяться методи, що використовують гіпотезу Юлеша[2]. Він одним з перших провів дослідження сегментації і розпізнавання текстур. Розглядалася можливість опису текстур за допомогою статистик нижчих порядків. При цьому вихідне зображення оброблялося як вибірка значень випадкової величини (ними служили значення інтенсивності пікселів). Гіпотеза Юлеша полягала в наступному: для визначення візуальних відмінностей текстур досить статистик до 2-го порядку.

– методи, які використовують в якості ознак текстури результати різного типу перетворень вихідного зображення (перетворення Фур'є, вейвлет-перетворення, декомпозицію вейвлет-пакетів).

До групи методів, що використовують різні перетворення зображень, відноситься метод обробки текстури, розроблений Розенфельдом [8]. Він полягає в підрахунку деякої міри зернистості текстури у всіх точках зображення з подальшим виявленням змін цього заходу. Фактично вихідне зображення піддається попередній обробці з тим, щоб перетворити його в яскраве зображення. Основні труднощі, пов'язана з цим підходом, полягають в тому, що параметри текстури вимірюються в заданому вікні, в результаті чого при перетворенні в яскраве зображення, втрачається межа між текстурними областями. Також недоліком цього методу є те, що заходи зернистості недостатньо для якісного опису текстур, так як існують різні текстури зі схожою зернистістю, але з відмінними іншими властивостями;

– методи, які використовують в якості текстурних ознак значення просторової енергії текстури.

Метод Лавса передбачає виявлення різних типів текстур за допомогою локальних масок. Для обчислення енергетичних характеристик використовується набір з дев'яти масок розмірами 5×5 . Потім енергетичні характеристики кожного пікселя аналізованого зображення представляються у вигляді вектора з 9 чисел. Для обчислення масок використовуються наступні вектори: $L5 (Level) = [1 \ 4 \ 6 \ 4 \ 1]$, $E5 (Level) = [-1 \ -2 \ 0 \ 2 \ 1]$, $S5 (Level) = [-1 \ 0 \ 2 \ 0 \ -1]$, $R5 (Level) = [1 \ -4 \ 6 \ 4 \ 1]$.

Назви векторів описує їх призначення. Вектор $L5$ призначений для обчислення симетричного зваженого локального середнього значення. Вектор $E5$ призначений для виявлення країв, $S5$ – для виявлення плям (spot), а $R5$ – для виявлення способу у вигляді ряби (ripples). Двовимірні маски обчислюються множенням пар векторів. Наприклад, для отримання маски $E5L5$ треба помножити вектор $E5$ на $L5$.

На першому кроці в методі Лавса усувається вплив інтенсивності освітлення. Для цього по зображенню переміщається невелике вікно і з значення кожного пікселя віднімається локальне середнє значення. В результаті даної попередньої обробки формується зображення, на якому середня інтенсивність кожної піксельної околиці близька до 0. Розмір вікна залежить від типу зображень. Для природних сцен в [2] було запропоновано вікно розмірами 15×15 пікселів. Після попередньої обробки до отриманого зображення застосовується кожна з шістнадцяти масок. У результаті виходить шістнадцять профільтроване зображень. Позначимо через $F_k[i, j]$ результат фільтрації пікселя $[i, j]$ з використанням n -й маски. Тоді енергетична текстурна карта E_k для фільтра k визначається виразом:

$$E_k[r, c] = \sum_{j=c-7}^{c+7} \sum_{i=r-7}^{r+7} |F_k[i, j]|. \quad (1.2)$$

Кожна текстурна енергетична карта є повнорозмірним зображенням, яке представляє результат обробки вхідного зображення з використанням n -й маски.

Після отримання шістнадцяти енергетичних карт деякі симетричні пари комбінуються, і в результаті виходить дев'ять остаточних карт. Кожна симетрична пара карт замінюється усередненою картою. Дев'ять зображень енергетичних карт можна розглядати в якості одного зображення, в якому кожному пікселю відповідає вектор з 9 текстурних атрибутів;

– методи, які використовують опис текстур у вигляді випадкової моделі (випадкові поля Гаусса-Маркова, розподіл Гіббса), авторегресійній моделі, автокореляційній моделі.

Метод, запропонований Блиском, Ранфтом, Гебелем[9] можна віднести одночасно до двох груп: до групи методів, що використовують моделі випадкових полів, і до групи методів, які використовують авторегресійну модель. Він заснований на описі текстур ультразвукових зображень за допомогою випадкових моделей Маркова.

Значення автокореляційної функції характеризує розмір базових примітивів, який, у свою чергу, визначає зернистість текстури, т. Е. Грубозернисті текстури містять більш крупні базові елементи, а дрібнозернисті – дрібніші. Якщо непохідні елементи зображення щодо великі, значення автокореляційної функції зі збільшенням зсуву зменшується досить повільно. Якщо ж тонові непохідні елементи малі, то автокореляційна функція зменшується швидше.

Автокореляційна функція $p(dr, dc)$ зображення I розмірами $(N + 1) \times (N + 1)$ для вектора зміщення $d = (dr, dc)$ визначається наступним виразом:

$$p(dr, dc) = \frac{\sum_{r=0}^N \sum_{c=0}^N I[r, c][r + dr, c + dc]}{\sum_{r=0}^N \sum_{c=0}^N I[r, c]^2};$$

– методи, які використовують в якості ознак текстури статистики різницевої гістограми другого порядку (наприклад, статистики, отримані шляхом обробки векторів і матриць збігів – статистики просторової подібності і відмінності рівнів сірого).

Статистики просторової взаємопов'язаності значень яскравості обчислюються за матрицями переходів значень яскравості між найближчими сусідніми точками. Матриця суміжності рівнів яскравості являє собою оцінку

щільності розподілу ймовірності другого порядку, отриману по зображенню в припущенні, що щільність ймовірності залежить лише від розташування двох пікселів. Позначимо цю матрицю $P(i, j, d, \varphi)$, де ij – яскравості сусідніх точок на зображенні, розташованих на відстані d один від одного, при кутовому напрямку φ . Оскільки число таких матриць може бути дуже великим, то зазвичай обмежуються лише розглядом пікселів, що знаходяться в безпосередній близькості, або усереднюють матриці, що складені для різних орієнтацій [1,2,10].

Розмір матриці визначається кількістю градацій яскравості зображення. Значення кожного елемента матриці дорівнює кількості зустрічальності пари пікселів з відповідними значеннями інтенсивностей в заданих позиціях один щодо одного. Отримана матриця суміжності зазвичай наводиться до одного з двох видів:

а) нормалізована матриця:

$$N(i, j, d, \varphi) = \frac{P(i, j, d, \varphi)}{\sum_i \sum_j P(i, j, d, \varphi)},$$

де значення $N(i, j, d, \varphi)$ лежать в інтервалі $[0;1]$;

б) симетрична матриця:

$$P(i, j, d, \varphi) = P(i, j, d, \varphi) + P(i, j, -d, \varphi).$$

Цілком очевидно, що такі матриці містять інформацію, що характеризує текстуру. По матриці суміжності обчислюються близько двадцяти ознак, найбільш часто використовуваних з них: енергія, ентропія, контраст, однорідність;

– методи, які використовують в якості текстурних ознак фрактальні властивості.

До групи методів, які застосовують фрактальні властивості для опису текстур, можна віднести метод, запропонований в роботі [11]. Авторами пропонується використовувати в якості ознак текстури набір параметрів, розрахованих на різних рівнях розширень зображення з застосуванням математичного апарату, що використовується при роботі з фракталами;

– методи, що базуються на обчисленні локальних двійкових описів текстур.

Локальне двійкове подання (local binary pattern, LBP)– це характеристика, що описує піксель з урахуванням пікселів з обраного околу. Зазвичай використовується окіл з 8 пікселів, але можливі й інші варіанти (рис. 1.10).

Далі відбувається порівняння центрального пікселя з усіма пікселями околиці (порогова фільтрація). Кінцевий результат обчислення виходить підсумовуванням добутків значень пікселів після порогової фільтрації на 2^n (рис. 1.11).

За отриманими результатами LBP можна побудувати гістограму і використовувати її для опису текстури зображення. Для порівняння двох зображень або областей підходить критерій на основі відстані L між двома гістограмами[12].

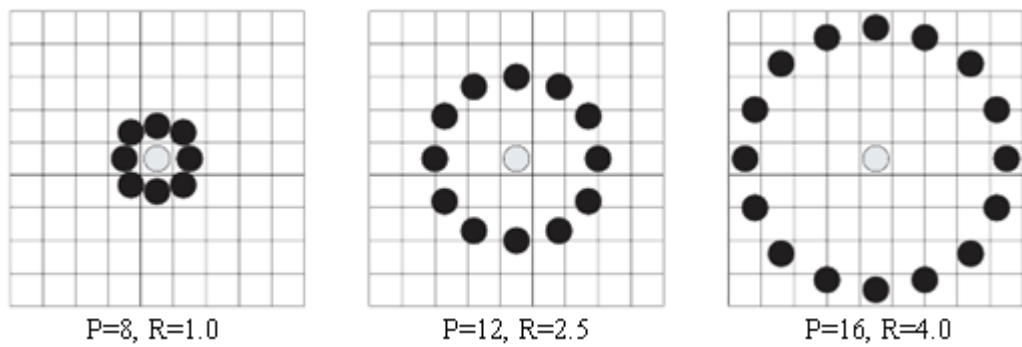


Рисунок 1.10 – Варіанти представлення $LBP_{P,R}$, де P – число пікселів в околі, R – радіус вибірки

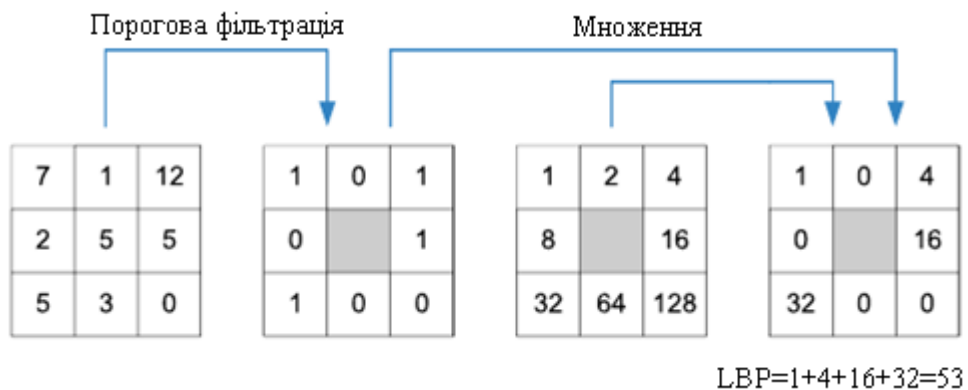


Рисунок 1.11 – Порядок обчислення значення центрального пікселя при LBP

Аналіз методів прийняття рішень при сегментації текстурних зображень

При діагностуванні патологій органів за медичним зображенням УЗД часто застосовується сегментація цього зображення. Це дозволяє отримати межу підозрілих областей і зосередити на них увагу лікаря-діагноста.

Основна ідея процесу сегментації полягає в наступному: кожен піксель зображення може бути пов'язаний з деякими візуальними характеристиками, такими як інтенсивність, колір і текстура. В межах одного об'єкта або однієї частини об'єкта ці характеристики змінюються відносно мало, тоді як при переході через межу від одного об'єкта до іншого зазвичай відбувається суттєва зміна однієї чи іншої з цих характеристик. Необхідно знайти варіант розбиття зображення на такі множини пікселів, щоб зазначені обмеження задовольнялися в максимально можливій мірі.

При сегментації зображення повинні виконуватися наступні умови:

- в результаті сегментації зображення розділяється на ряд областей таким чином, щоб кожен його піксел входив би в одну з областей;
- області, які виходять в результаті сегментації, не повинні перетинатися, іншими словами, кожен піксель зображення може входити тільки в одну область;
- всі пікселі, віднесені до однієї області, повинні володіти одними і тими ж властивостями. Наприклад, інтенсивність або колір пікселів, віднесених до однієї області, повинні лежати в межах, визначених для даної області.

Звичайно алгоритми сегментації зображень використовують такі базові властивості зображення:

- однорідність виділених областей щодо ознаки, за яким виконується сегментація, наприклад, однорідність по яскравості, за кольором, або по якому-небудь іншому ознакою;
- наявність стрибкоподібного зміни якого-небудь ознаки, наприклад, стрибка інтенсивності, що відокремлює одну область зображення від іншої;
- зміна в часі будь-яких характеристик зображення, обумовлених, наприклад, його рухом.

В даний час розроблений ряд методів сегментації зображень. В якості ознак, на основі яких пікселі відносяться до тієї чи іншої області сегментації, часто використовують інтенсивність піксела в разі не кольорових зображень, колір, дисперсію, а також ряд інших ознак.

Завдання сегментації може розглядатися за допомогою двох основних підходів: виявлення регіонів (областей), виділення контурів (рис. 1.13).

Як правило, системи сегментації зображень можуть працювати в автоматичному режимі (не вимагаючи взаємодії з користувачем) і інтерактивному режимі (використовуючи користувальницьку підтримку).

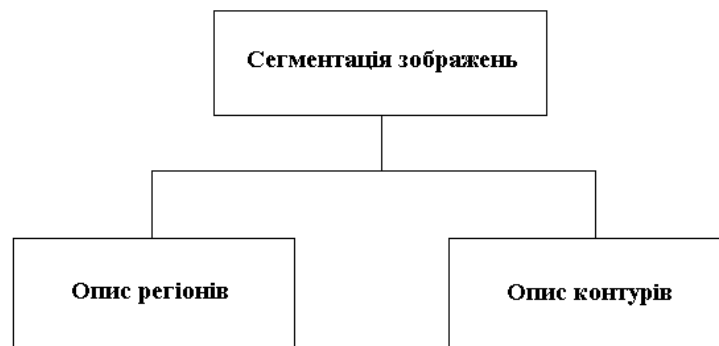


Рисунок 1.13 – Класифікація підходів до вирішення завдання сегментації

Основні методи сегментації зображень:

а) сегментація на основі детектування меж.

Проблема виявлення краю в зображенні є основним завданням в аналізі зображень. Вона включає в себе опис меж об'єкта на зображенні на основі детектора країв. Класичні методи виявлення країв, як правило, використовують оператори виявлення країв такі, як Собель, Робертс, і Превіттта інших крайових детекторів [13]. Ці оператори реагують на перепад інтенсивності.

Недоліком цього методу є те, що він працює дуже добре тільки на зображеннях з хорошим контрастом між різними регіонами. Крім того, він виявляє всі краї; що ускладнює пошук зв'язку між краєм і областю інтересу. Крім того, ці методи чутливі до шуму;

б) алгоритми сегментації на основі графового представлення.

Графи – це абстрактне уявлення, що складається з множини вершин $V = \{v_1, \dots, v_n\}$ і множини ребер $E = \{\dots, \{v_i, v_j\}, \dots\}$, де $\{v_i, v_j\}$ вказує, що існує ребро (дуга) з вершини i в вершину j .

Кожне ребро має відповідну вагу, що представляє вартість переходу от v_i до v_j . У цих алгоритмах, краю і поверхні представлені як графіки і алгоритм намагається знайти шлях з найменшою вартістю між двома вузлами графа за допомогою будь-якого алгоритму пошуку. Ці алгоритми мають ту перевагу, що вони можуть добре працювати, навіть якщо поділ між регіонами порушено. До недоліку цих методів слід віднести те, що області зображення повинні бути представлені у вигляді графа, що ускладнює їх реалізацію[13];

в) сегментація на основі порогової фільтрації.

Метод порогової фільтрації є найбільш простим в порівнянні з іншими методами сегментації зображень. Він заснований на припущенні про те, що об'єкти і фон в зображенні мають бімодальний розподіл. Як правило, це припущення не є дійсним для більшості зображень, особливо для медичних зображень. Ключовим моментом в цьому методі сегментації є визначення порога, за яким буде відбуватися розділення об'єктів від фону;

г) сегментація на основі класифікації.

Метод класифікації базується на поділі простору ознак зображення на класи з використанням мітки приналежності. Класифікація відноситься до способу навчання з учителем, так як вимагає навчальної вибірки. Прикладом класифікатора є штучні нейронні мережі[14,15];

д) сегментація на основі кластеризації.

На відміну від класифікації, кластеризація не вимагає визначення навчального набору даних. Цей тип сегментації відносять до навчання без учителя. Найбільш поширеними алгоритмами кластеризації є: алгоритм К-середніх, ISODATA, нечіткий алгоритм С-середніх, Fuzzy k-means [16].

1.4 Висновки

Проаналізовано проблеми та задачі, що виникають при діагностуванні та візуалізації патологічних областей на зображеннях медичної діагностики. Наведено переваги метода УЗД перед іншими методами медичної діагностики з застосуванням спеціальних засобів візуалізації.

В результаті аналізу наукових джерел встановлено, що якісно проведений процес сегментації медичного зображення при аналізі патологічних областей, забезпечує отримання не тільки інформації про розташування меж таких областей, а й додаткових кількісних оцінок і допомагає лікарям приймати рішення при постановці клінічного діагнозу. Виконання процедури сегментації в ручному режимі вимагає підвищеної уваги лікаря-діагноста протягом тривалого часу. Тому бажано використовувати **методи інтерактивної або автоматичної сегментації** медичних зображень, що дають точне і стійке рішення.

Встановлено, що на сьогоднішній день існує ряд систем обробки медичних зображень УЗД. Деякі з них передбачають не тільки попередню обробку зображень, але і їх подальшу сегментацію. Метою процесу сегментації є виявлення областей, які потребують підвищеної уваги від лікаря-діагноста.

Проведено аналіз функціональних можливостей існуючих систем обробки медичних зображень УЗД. Побудована загальна схема системи сегментації медичних зображень УЗД.

Дана характеристика основних блоків обробки інформації. Розглянуто основні методи та алгоритми попередньої обробки зображень, опису текстурних областей на зображеннях, прийняття рішення про сегментацію пікселів зображення.

Для подальших досліджень обрані спектральний і статистичний методи опису текстури. В якості алгоритму для реалізації сегментації медичних зображень УЗД обрано алгоритм на основі кластеризації даних.

2 СТВОРЕННЯ АЛГОРИТМІВ СЕГМЕНТАЦІЇ МЕДИЧНИХ УЛЬТРАЗВУКОВИХ ЗОБРАЖЕНЬ

2.1 Класи текстур та алгоритми обробки ознак, що визначаються на медичних ультразвукових зображеннях

При аналізі медичних ультразвукових зображень важливою їх характеристикою служить текстура, яка присутня у всіх зображеннях УЗД. В дипломній роботі для діагностування використовуються ультразвукові зображення щитовидної залози, на яких текстура присутня у різноманітних проявах (рис. 2.1).

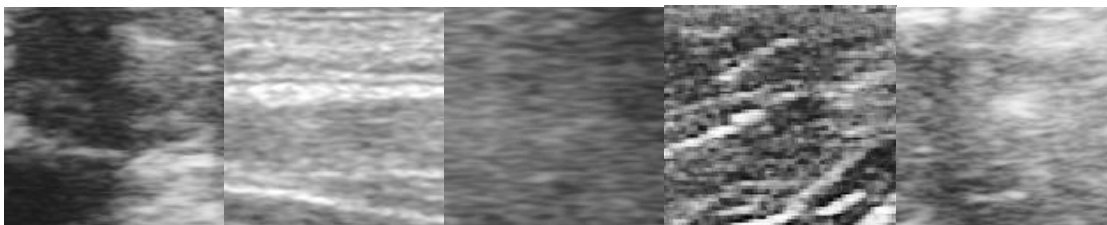


Рисунок 2.1 – Приклади текстурних зображень, що зустрічаються на знімках УЗД

Проте, в наукових джерелах концепція «текстури» ще досить не дуже добре визначена. Можна виділити два основних типу визначень «текстури» [2]:

– інтерпретація текстури, як повторення базових примітивів, що мають різну орієнтацію в просторі. Тобто це визначення наполягає на структурованій природі текстури.;

– текстура розглядається як однорідне поле, що не володіє яскраво вираженими краями. В даному випадку не існує помітних зразків або домінуючої частоти в текстурі.

Таким чином текстура повинна вважатися дворівневою структурою. Тобто текстура має просторову організацію базових примітивів, які самі мають випадковий аспект. На якісному рівні текстури можна розділити на дрібнозернисті, грубозернисті, гладкі, гранульовані, горбисті [1,10]. Таке розділення базується на ознаках базових примітивів або просторовій взаємодії

між ними. Наприклад, при збільшенні числа помітних непохідних елементів в межах невеликої ділянки зображення і при їх безладній структурі виходить дрібнозерниста текстура. У міру того як просторова структура стає все більш визначеною, а базові елементи охоплюють все більше число елементів растру, зернистість текстури зростає.

По ступеню взаємодії базових елементів розрізняють слабкі і сильні текстури. В слабких текстурах просторова взаємодія непохідних елементів мала. Щоб розрізнити такі текстури достатньо визначити частоту повторення того або іншого непохідного елементу на деякій локальній ділянці зображення. Сильними називаються такі текстури, в яких просторові взаємодії не випадкові. Для розрізнення таких текстур достатньо обчислити частоту повторення кожної пари непохідних елементів, зв'язаних певним просторовим відношенням.

Для подальшого аналізу в роботі використовуються 3 базових класи текстурних зображень, визначених на ультразвукових зображеннях щитовидної залози, що відповідають:

- «фоновим» областям, що не несуть корисної інформації з точки зору аналізу та виявлення діагностичних патологій;
- «підозрілим» областям (гіпо- або гіперехогенним), що потребують більш детального аналізу та уваги врача-діагноста;
- «ураженим» областям, що містять яскраво-виражені вузлові діагностичні патології (рис. 2.2).

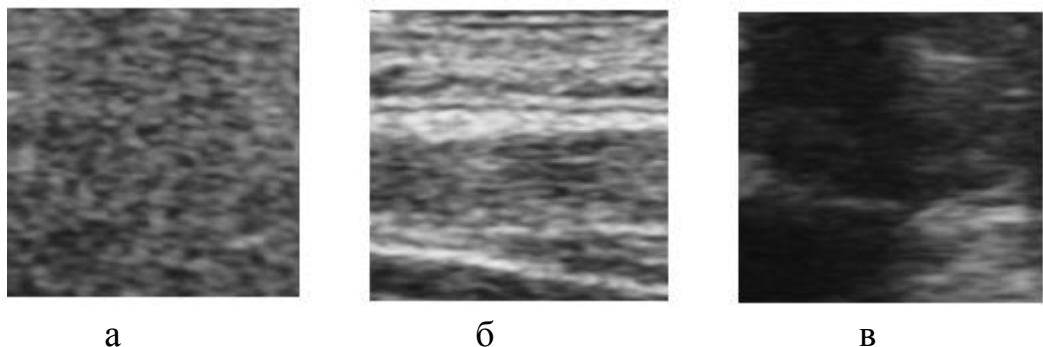


Рисунок 2.2 – Приклади класів текстурних областей: а – «уражені» області; б – «підозрілі» області; в – «фонові» області

Алгоритм попередньої обробки зображень. Гомоморфна фільтрація

Мультиплікативні перешкоди, впливаючи на зображення, спотворюють їх, збільшуючи динамічний діапазон інтенсивностей, необхідний для їх подання. Це, в свою чергу, впливає на якість подальшої обробки зображення. Ефективним методом поліпшення якості зображень, спотворених мультиплікативними перешкодами, в ряді випадків може бути гомоморфна фільтрація [1,2,9].

Розглянемо алгоритм гомоморфної фільтрації на прикладі поліпшення зображення УЗД для випадку, коли мультиплікативна перешкода обумовлена нерівномірністю освітлення по полю.

Згідно моделі [2], розподіл яскравості в зображенні можна розглядати як результат перемноження функції $r_c(x, y)$, представляє розподіл коефіцієнтів відбиття в переданій сцені, на функцію $E(x, y)$, яка представляє розподіл освітленості

$$L(x, y) = kE(x, y) \cdot r_c(x, y),$$

де k – коефіцієнт, що погоджує розмірності.

Якщо освітленість по полю постійна, тобто якщо $E(x, y) = E = const$, то розподіл інтенсивності в зображенні $L_c(x, y)$ з точністю до постійного множника kE повторює розподіл коефіцієнтів відбиття

$$L_c(x, y) = k \cdot E r_c(x, y).$$

Таке зображення вважається неспотвореним.

Мета гомоморфної фільтрації полягає в ослабленні мультиплікативної перешкоди шляхом відшукування так званої оцінки зображення $\hat{L}_c(x, y)$. Досягається це наступним чином. Спочатку спотворене зображення, представлене розподілом інтенсивності на площині $L(x, y)$, логарифмується, при цьому мультиплікативна перешкода, як не важко бачити, перетвориться в адитивну

$$\ln[L(x, y)] = \ln(k) + \ln[E(x, y)] + \ln[r_c(x, y)]$$

Так як зміна освітленості зі зміною координат x, y , як правило, відбувається повільно, основна енергія просторового спектра функції $E(x, y)$ виявляється зосередженою в області низьких просторових частот. Для функції $r_c(x, y)$, яка представляє розподіл коефіцієнтів відбиття в переданій сцені, навпаки, характерна

наявність різких змін на світових кордонах, що робить її просторовий спектр широкосмуговим. Ця відмінність в просторових спектрах функцій $r_c(x, y)$ і $E(x, y)$, має місце також і в логарифмах цих функцій, використовується для ослаблення перешкоди шляхом лінійної фільтрації функції $\ln[L(x, y)]$.

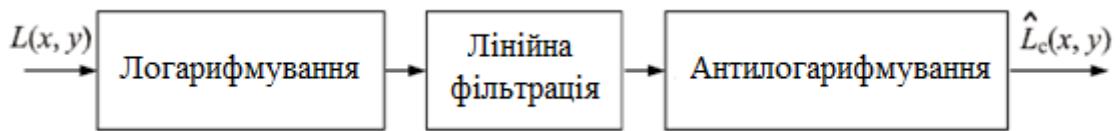
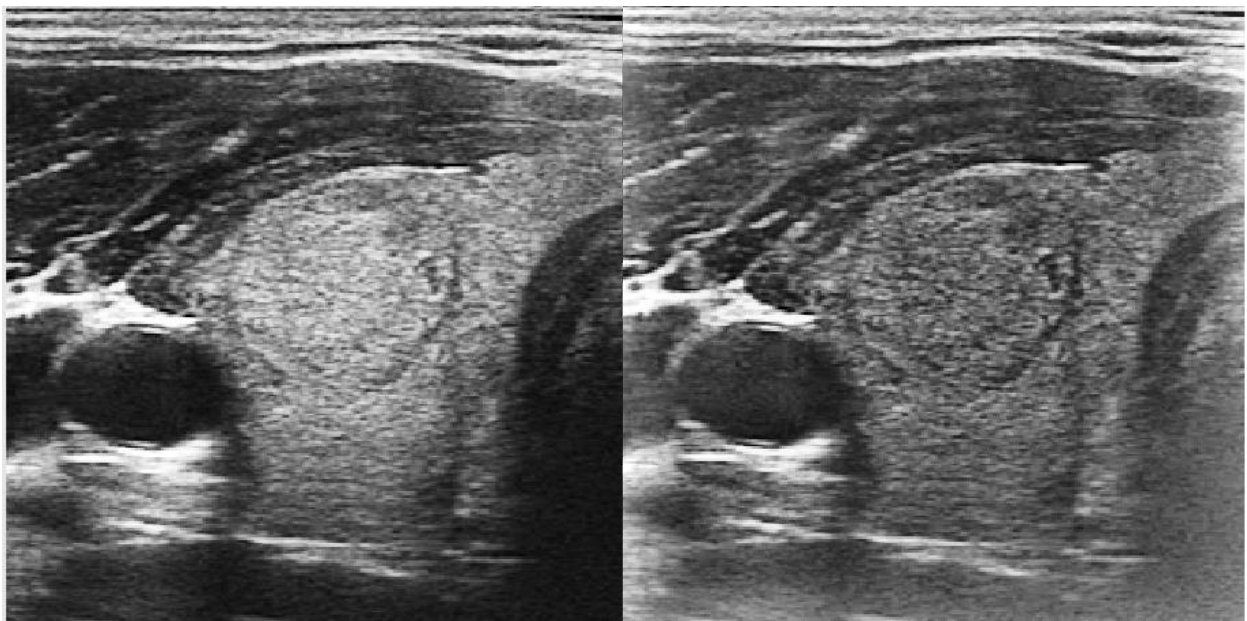


Рисунок 2.1 – Алгоритм гомоморфної фільтрації

Заключним кроком алгоритму гомоморфної фільтрації є антилогарифмування, в результаті якого знаходиться оцінка неспотвореного зображення $\hat{L}_c(x, y)$. На рисунку 2.1 приведений алгоритм гомоморфної фільтрації. Результат застосування гомоморфної фільтрації зображення УЗД наведено на рисунку 2.2.



а

б

Рисунок 2.2 – Приклад гомоморфної фільтрації зображення УЗД: а – початкове зображення; б – після гомоморфної фільтрації

Розробка алгоритмів формування опису медичних ультразвукових

зображень

З науково-технічних джерел відомо три основних підходи до аналізу текстурних зображень[1,17]: структурний, спектральний, статистичний.

Структурний підхід складається з двох основних кроків: виявлення базових структурних елементів в складі текстури та виведення правила їх розташування. До методів даного підходу відносяться: метод оснований на аналізі форми структурних елементів текстури, метод опису текстури довжинами серій (строки з постійною інтенсивністю на зображенні) та інш. Перевага підходу до опису текстури за допомогою структурних елементів полягає в тому, що особливе значення додається формі цих елементів. Однак існують складності в реалізації цього підходу при аналізі реальних зображень, до яких і відносяться медичні ультразвукові зображення. Тому в даній дипломній роботі він не використовується.

Алгоритм формування опису текстури на основі статистичного підходу

Статистичний підхід використовує для опису текстурних зображень методи, що основані на обчисленні статистичних ознак безпосередньо за значеннями функції інтенсивності зображення, гістограмами інтенсивності першого та другого порядку [19] та інш.

Для отримання статистичного опису текстури області зображення в роботі розглядаються реалізації випадкового поля, що відображають зміну інтенсивності в площині зображення. Серед безлічі оцінок числових характеристик виділимо декілька найбільш часто вживаних. Це:

- математичне очікування (середнє),
- середньоквадратичне відхилення,
- коефіцієнти асиметрії та ексцесу.

Визначення статистичних ознак починають з обчислення початкових (відносно початку координат) і центральних (щодо математичного очікування) моментів. У теорії ймовірностей початкові моменти m_n n -го порядку обчислюються за загальною формулою:

$$m_n = \sum_i x_i^n p_i, \quad (2.1)$$

де x_i – деяке значення дискретної випадкової величини X ;

$p_i = P\{X = x_i\}$ – ймовірність, з якою випадкова величина X приймає значення x_i .

При обробці зображення I вікном розмірами w на h вираз (2.1) набуває вигляду:

$$m_n = \frac{1}{w \cdot h} \sum_i^w \sum_j^h I_{ij}^n. \quad (2.2)$$

Початковий момент першого порядку m_1 називається математичним очікуванням або середнім; початковий момент другого порядку m_2 – середнім квадратом; моменти третього і четвертого порядків використовуються для обчислення коефіцієнтів асиметрії та ексцесу [16, 19].

Центральні моменти n -го порядку в теорії ймовірностей і при обробці текстурних областей УЗД зображення визначаються виразом

$$u_n = \sum_i (x_i - m_1)^n p_i, \quad (2.3)$$

$$u_n = \frac{1}{w \cdot h} \left(\sum_i^w \sum_j^h I_{ij} - m_1 \right)^n. \quad (2.4)$$

При практичному застосуванні виразу (2.4) необхідно попередньо оцінити середнє значення m_1 , тому для обчислення центральних моментів необхідні два проходи по зображенню візуальних даних. Для підвищення швидкодії обчислюють початкові моменти, використовуючи вираз (2.2), які потім використовують у відомі виразах для перерахунку початкових моментів у центральні. На основі центральних моментів обчислюються дисперсія, середньоквадратичне відхилення (СКВ), коефіцієнти асиметрії та ексцесу. Формули перерахунку зведені в таблицю 2.1.

Таблиця 2.1 – Формули розрахунку статистичних ознак

Центральний момент 2-го порядку	Дисперсія, СКВ
$u_2 = m_2 - m_1^2$	$D = u_2, \sigma = \sqrt{u_2}$
Центральний момент 3-го порядку	Коефіцієнт асиметрії (skewness)
$u_3 = m_3 - 3m_1m_2 - 2m_1^3$	$Ske = u_3/\sigma^3$
Центральний момент 4-го порядку	Коефіцієнт ексцесу (kurtosis)
$u_4 = m_4 - 4m_1m_3 - 6m_1^2m_2 - 3m_1^4$	$Kur = u_4/\sigma^4$

Коефіцієнт асиметрії *Ske*, обчислюється на основі центрального моменту третього порядку u_3 і характеризує «скошенність» (міру зсуву щодо математичного очікування) розподілу ймовірностей. Негативне значення *Ske* – зсув вліво, позитивне – право і дорівнює нулю для симетричного (щодо математичного очікування) значення *Ske*.

Коефіцієнт ексцесу *Kur*, показує наскільки вибірка по нахилу кривої функції щільності ймовірності відповідає нормальному закону («крутість» розподілу) і обчислюється на основі центрального моменту четвертого порядку u_4 . Коефіцієнт ексцесу нормального розподілу дорівнює нулю. Якщо крива щільності ймовірностей має більш високу і гостру вершину в порівнянні з нормальним розподілом, то ексцес позитивний, якщо нижчу і пологіу – від'ємний. На рисунку 2.3 приведені нормовані результати розрахунку математичного очікування, середньоквадратичного відхилення (СКВ), коефіцієнтів асиметрії та ексцесу для текстурних областей виділених трьох класів.

Таким чином, отримана при складанні апріорного словника ознак текстурних областей зображень УЗД група статистичних ознак адекватно реагує на зміну інтенсивності текстурних областей, але не враховує їх спектральний характер.

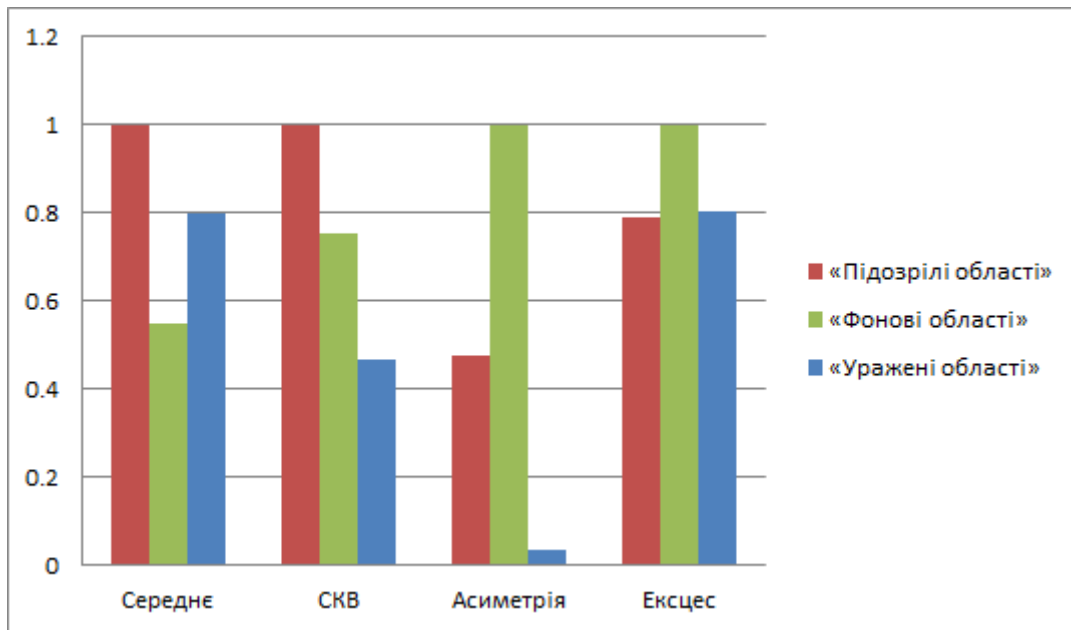


Рисунок 2.3 – Гістограми нормованих значень статистичних ознак текстури різних класів

Крім того, було виявлено, що якість сегментації на основі групи статистичних ознак істотно залежить від розміру вікна обробки зображення. Тому було прийнято рішення розглянути спектрально-статистичний підхід до опису текстури.

Алгоритм формування опису текстури на основі спектрального підходу

Спектральний підхід до опису текстурних зображень оснований на обчисленні енергетичного спектру Фур'є. В літературі виділяють три властивості Фур'є-спектру, що корисні для опису текстури [19]:

- виступаючі піки спектру вказують головне направлення текстурної складової;
- місцезнаходження цих піків на частотній площині дає основний просторовий період текстури;
- після усунення усіх періодичних складових шляхом фільтрації, в зображенні залишаються тільки неперіодичні компоненти, котрі потім можуть бути описані за допомогою статистичних методів.

Для розпізнавання і класифікації текстурної області за формою енергетичного спектру достатньо мати інформацію про його контур [13]. Маючи

повну інформацію про контур, легко визначити площу, координати центру тяжіння і морфометричні ознаки, а також геометричні моменти ознак[14]. Даний підхід не дає добрих результатів для опису текстурних зображень зі слабкими проявами просторової частоти.

Для отримання спектральних ознак текстури вона розглядається у вигляді моделі описує суттєві характеристики зображення за допомогою просторових спектрів і спектральних інтенсивностей зображення.

Спектр зображення отримують за допомогою прямого двовимірного перетворення Фур'є функції, що описує зображення. Перетворення Фур'є пов'язує речову функцію, що описує яскравість зображення $f(x, y)$ з комплексною функцією частоти – спектром зображення $F(\omega_x, \omega_y)$

$$F(\omega_x, \omega_y) = \iint_{-\infty}^{\infty} f(x, y) e^{-2\pi j(\omega_x x + \omega_y y)} dx dy. \quad (2.5)$$

Формула 2.5 описує вираз для безперервного двовимірного перетворення Фур'є. Дискретне перетворення Фур'є (ДПФ), яке безпосередньо застосовується до зображень, виражається наступним співвідношенням:

$$F[\omega_x, \omega_y] = \frac{1}{N} \sum_{x=0}^{N-1} \sum_{y=0}^{N-1} I[x, y] e^{-\frac{2\pi j}{N}(\omega_x x + \omega_y y)}. \quad (2.6)$$

Дискретне перетворення Фур'є перетворює зображення, що складається з $N \times N$ просторових вибірових значень $I[x, y]$, в масив $F[\omega_x, \omega_y]$ з $N \times N$ коефіцієнтів, що утворюють частотне подання цього зображення.

При аналізі зображень часто застосовується спектр потужності перетворення Фур'є.

$$P[\omega_x, \omega_y] = \left(\text{Re}(F[\omega_x, \omega_y])^2 + \text{Im}(F[\omega_x, \omega_y])^2 \right)^{1/2}. \quad (2.7)$$

Його можна розглядати як двовимірне графічне представлення потужності вихідного зображення залежно від частотних параметрів ω_x и ω_y (табл. 2.2).

У таблиці 2.3 показаний вид заміщаючих функцій в перерізі $\omega_z 0 \omega_x$ і $\omega_z 0 \omega_y$, спектральної щільності отриманої в результаті обробки текстурних областей належать різним класам.

Для отримання спектральних ознак дані спектральної щільності, графіки для характерних перерізів будемо розглядати, як реалізації випадкового поля, що відображають зміну спектральної інтенсивності зображень для різних класів текстур УЗД зображення.

Були отримані нормовані числові характеристики математичного очікування, дисперсії і коефіцієнтів асиметрії та ексцесу, відповідні графіки яких показані на рисунках 2.4 – 2.5.

Крім ДПФ було прийнято рішення також розглянути одновимірне дискретне перетворення Фур'є зображення. При цьому зображення розгорталося по рядках, утворюючи одновимірний сигнал для ОДПФ

$$X_k = \sum_{n=0}^{N-1} I_n e^{-\frac{2\pi i}{N} kn}, 0 \leq k \leq N - 1, \quad (2.8)$$

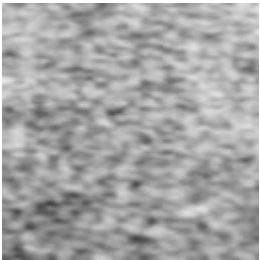
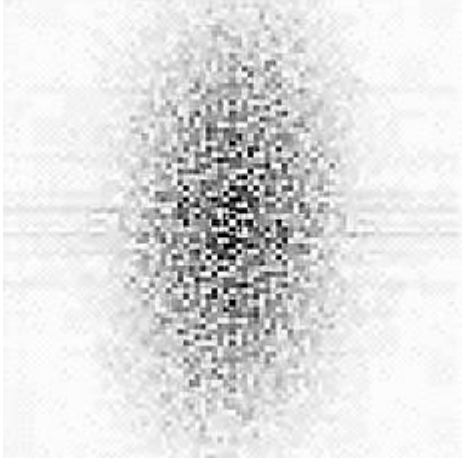
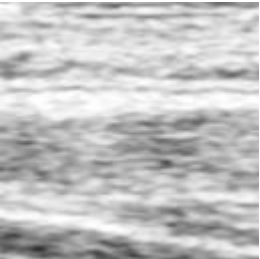
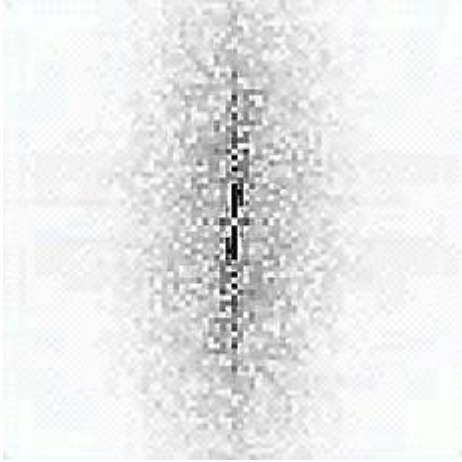
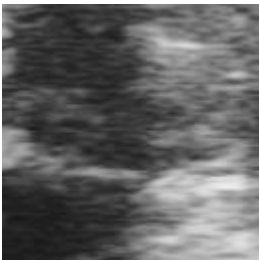
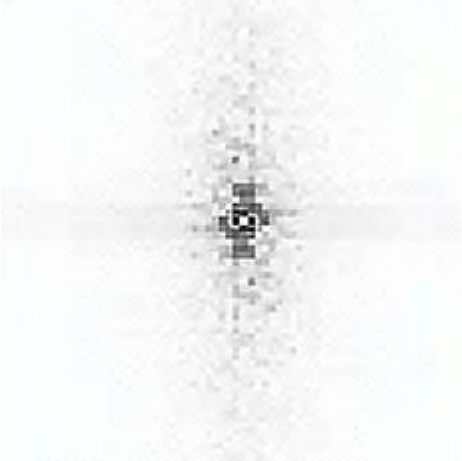
де I_n – n -й піксель зображення;

N – число відліків перетворення Фур'є.


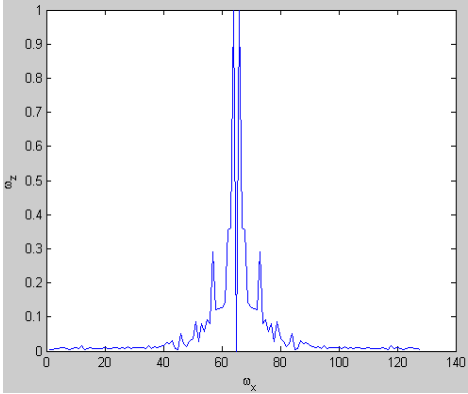
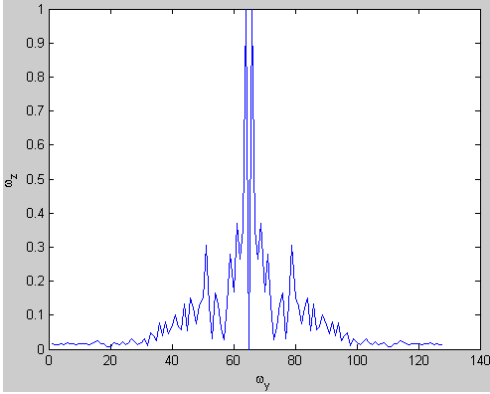
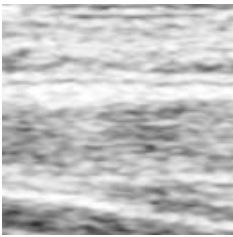
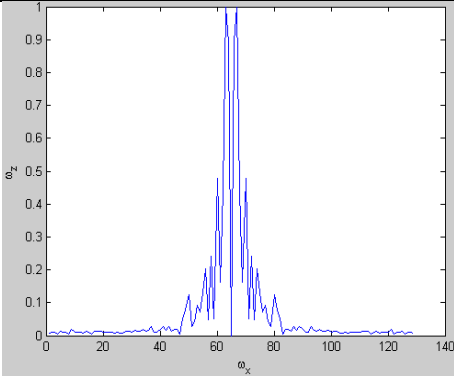
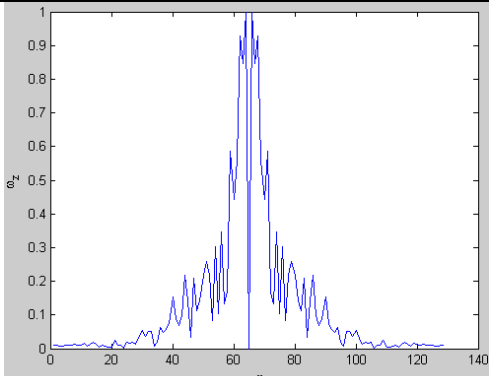
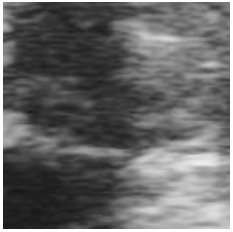
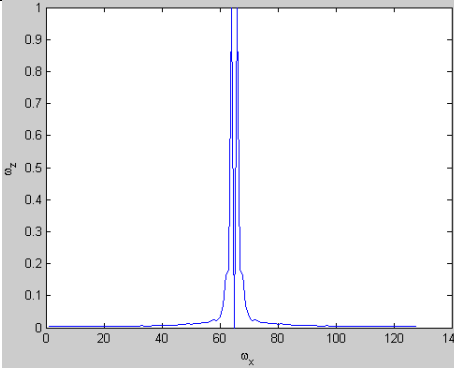
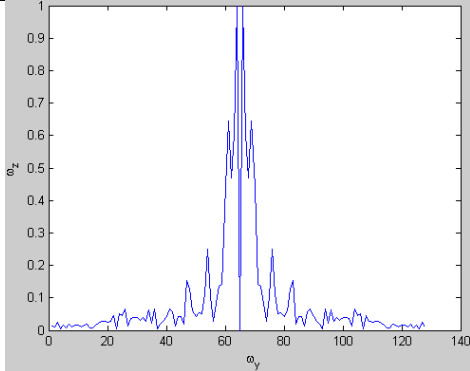
Далі ОДПФ зображення розглядалося в частотному діапазоні. Далі обчислювалися статистичні числові характеристики математичного очікування, дисперсії і коефіцієнтів асиметрії та ексцесу.

При обчисленні ОДПФ в Matlab задавалися наступні параметри: частота дискретизації – 128 Гц, число ліній у спектрі – 1024. Розподіл спектральної потужності спектра ОДПФ для різних типів областей наведено в таблиці 2.4.

Таблиця 2.2 – Зображення спектральної потужності ДПФ текстурних областей

Клас «Уражені області»	
	
Клас «Підозрілі області»	
	
Клас «Фонові області»	
	

Таблиця 2.3 – Графіки заміщаючих функцій спектральної щільності

Клас «Уражені області»		
Зображення	Переріз $\omega_z \theta \omega_x$	Переріз $\omega_z \theta \omega_y$
		
Клас «Підозрілі області»		
Зображення	Переріз $\omega_z \theta \omega_x$	Переріз $\omega_z \theta \omega_y$
		
Клас «Фонові області»		
Зображення	Переріз $\omega_z \theta \omega_x$	Переріз $\omega_z \theta \omega_y$
		

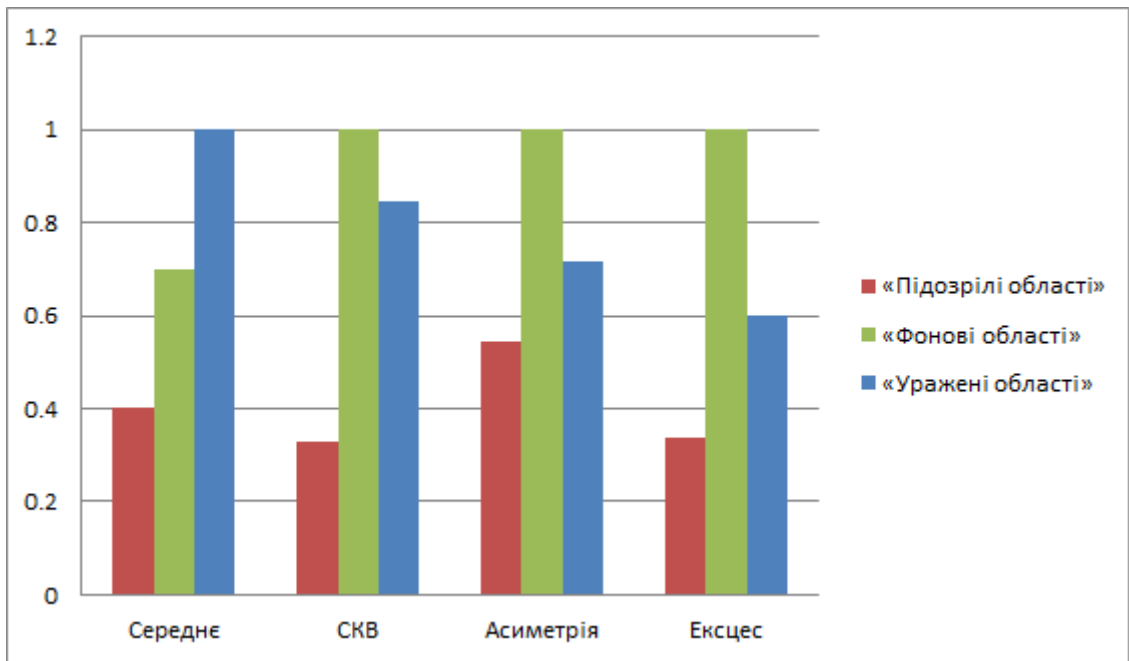


Рисунок 2.4 – Числові нормовані характеристики заміщаючої функції в перерізі $\omega_z 0 \omega_x$

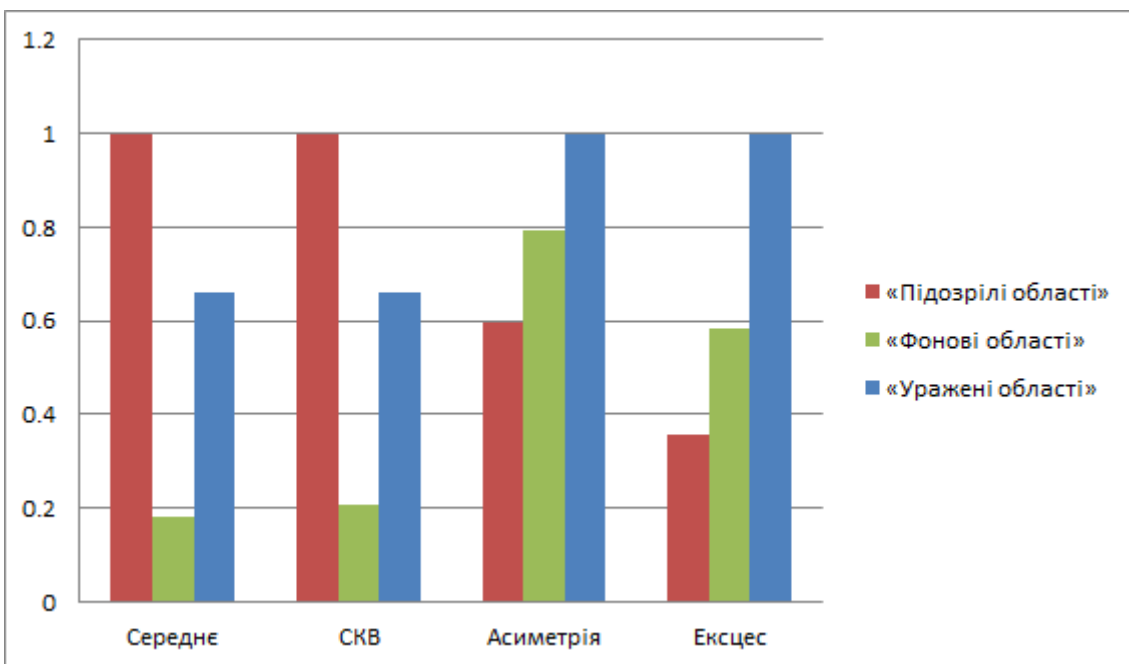
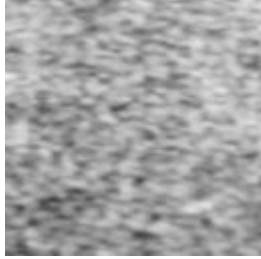
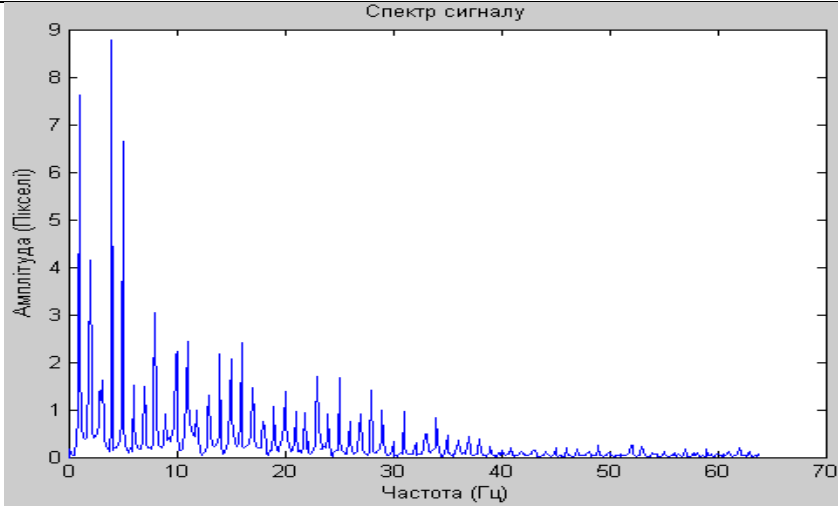
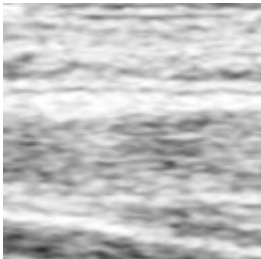
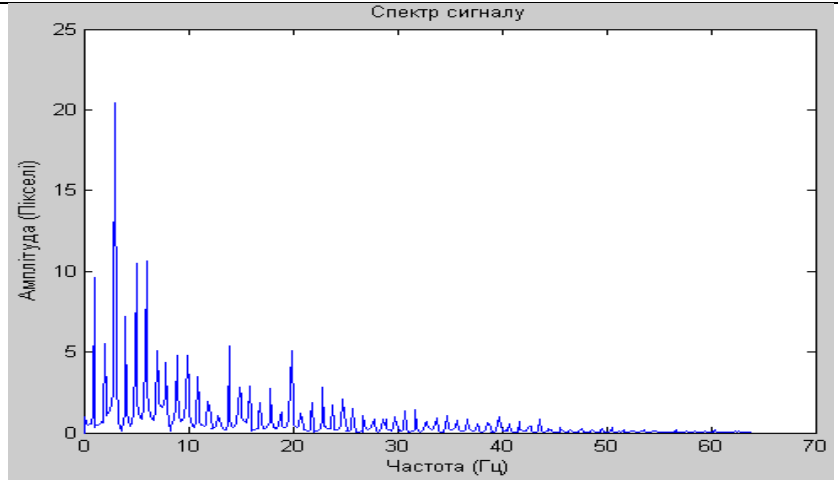
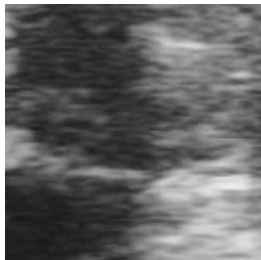
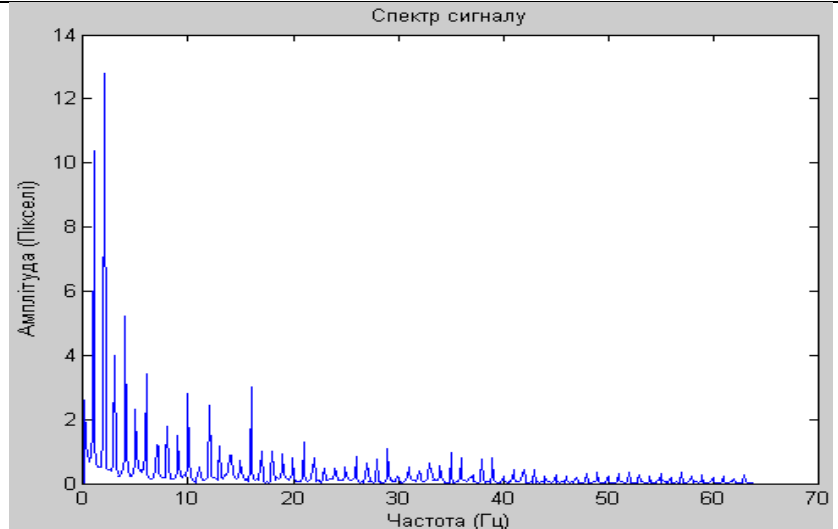


Рисунок 2.5 – Числові нормовані характеристики заміщаючої функції в перерізі $\omega_z 0 \omega_y$

Таблиця 2.4 – Графіки спектральної потужності ОДПФ текстурних областей

Клас «Уражені області»	
	
Клас «Підозрілі області»	
	
Клас «Фонові області»	
	

2.2 Алгоритм нечіткої кластеризації

Алгоритм нечіткої кластеризації називають **FCM-алгоритмом** (Fuzzy Classifier Means, Fuzzy C-Means). Метою FCM-алгоритму кластеризації [17,20] є автоматична класифікація множини об'єктів, які задаються векторами ознак в просторі ознак. Іншими словами, такий алгоритм визначає кластери і відповідно класифікує об'єкти. Кластери представляються нечіткими множинами, і, крім того, межі між кластерами також є нечіткими.

FCM-алгоритм кластеризації припускає, що об'єкти належать усім кластерам з певною функцією приналежності. Ступінь приналежності визначається відстанню від об'єкта до відповідних кластерних центрів. Даний алгоритм ітераційно обчислює центри кластерів і нові ступені приналежності об'єктів. Алгоритм ґрунтується на мінімізації наступної цільової функції:

$$J_m = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^C u_{ij}^m \|x_i - c_j\|^2, 1 \leq m < \infty,$$

де m – нечітка експонента;

N – розмір вхідного вектора;

C – число кластерів;

u_{ij} – міра приналежності x_i до кластеру j ;

c_j – центр j кластеру.

Нечітка кластеризація проводиться шляхом ітераційної оптимізації цільової функції, наведеної вище, з оновленням заходи приналежності u_{ij} і центрів кластерів c_j за формулою:

$$u_{ij} = \frac{1}{\sum_{k=1}^C \left(\frac{\|x_i - c_j\|}{\|x_i - c_k\|} \right)^{\frac{2}{m-1}}},$$

де $\|x_i - c_j\|$ – відстань від точки i до поточного центру кластера j ;

$\|x_i - c_k\|$ – відстань від точки i до центру іншого кластера k

$$c_j = \frac{\sum_{i=1}^N u_{ij}^m \cdot x_i}{\sum_{i=1}^N u_{ij}^m}.$$

Алгоритм припиняє свою роботу, якщо виконується умова $\max_{ij} \{|u_{ij}^{k+1} - u_{ij}^k|\} < \varepsilon$, де ε – критерій зупину, що приймає значення від 0 до 1; k – крок ітерації алгоритму. Таким чином, алгоритм сходиться до локального мінімуму або сідлової точки J_m .

Роботу алгоритму можна представити у вигляді послідовності наступних кроків.

Крок 1. Випадковим чином вибираються центри кластерів.

Крок 2. Ініціалізується матриця $U = [u_{ij}]$, $U^{(0)}$

$$u_{ij} = \frac{1}{\sum_{k=1}^C \left(\frac{\|x_i - c_j\|}{\|x_i - c_k\|} \right)^{\frac{2}{m-1}}};$$

Крок 3. На k -му кроці обчислюються центри векторів $C^{(k)} = [c_j]$, використовуючи $U^{(k)}$

$$c_j = \frac{\sum_{i=1}^N u_{ij}^m \cdot x_i}{\sum_{i=1}^N u_{ij}^m};$$

Крок 4. Оновлюється $U^{(k)}$, $U^{(k+1)}$.

Крок 5. Якщо $\|U^{(k)} - U^{(k+1)}\| < \varepsilon$, тобто досягнутий мінімум цільової функції J , то алгоритм завершує свою роботу, інакше повернення до кроку 2.

2.3 Висновки

Було встановлено, що текстура має просторову організацію базових примітивів, які самі мають випадковий аспект.

Була проаналізована характеристика текстур які зустрічаються на ультразвукових зображеннях.

Були виділені три класи тектурних областей ультразвукового зображення:

– «фонові» області, що не несуть корисної інформації з точки зору аналізу та виявлення діагностичних патологій;

– «підозрілі» області (гіпо- або гіперехогенні), що потребують більш детального аналізу та уваги врача-діагноста;

– «уражені» області, що містять яскраво-виражені вузлові діагностичні патології.

Розглянуто алгоритм попередньої обробки за допомогою гомоморфної фільтрації.

Для опису ознак областей ультразвукового зображення були описані і розроблені алгоритми на основі статистичного і спектрального підходів до аналізу текстурних зображень.

Існує багато методик прийняття рішення при сегментації зображень[10,18,19]. В даній роботі був обраний метод на основі алгоритму нечіткої кластеризації.

Відомо[7,10,11], що хороші результати при кластеризації випадкових текстур показує алгоритм нечіткий C-means. Тому він був обраний за основу алгоритму кластеризації.

3 ДОСЛІДЖЕННЯ СТВОРЕНИХ АЛГОРИТМІВ ПРИ СЕГМЕНТАЦІЇ МЕДИЧНИХ УЛЬТРАЗВУКОВИХ ЗОБРАЖЕНЬ

3.1 Кількісні оцінки якості сегментації

Оцінка якості сегментації проводилась за двома показниками: точність P (precision) і відгук R (recall) [7,9]

$$P = \frac{Q}{N},$$

$$R = \frac{Q}{M},$$

де Q – кількість вірно сегментованих пікселів;

N – кількість зазначених пікселів;

M – кількість співвіднесених пікселів.

Для проведення експериментальної оцінки були створені моделі медичних зображень УЗД з текстурою, що відповідає зазначеним класам та найбільш часто зустрічається на медичних зображеннях щитовидної залози людини (рис. 3.1).

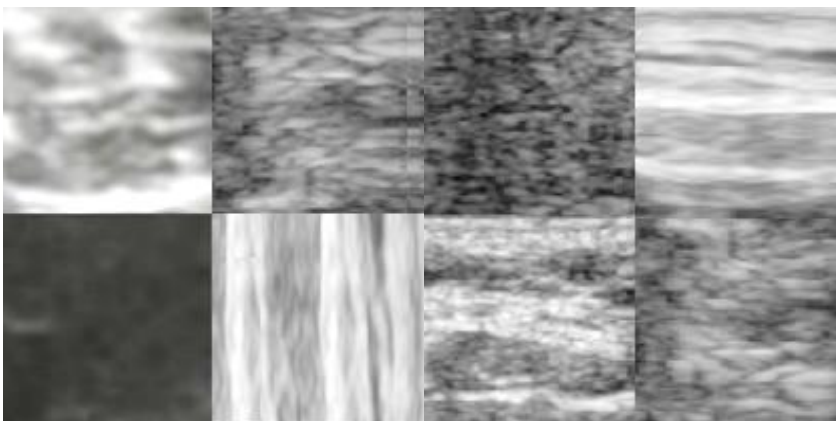


Рисунок 3.1 – Приклади моделей текстур медичних ультразвукових зображень

Для оцінки якості сегментації всього було сформовано 15 таких моделей: по 5 моделей для кожного з класів. Експеримент показав, що обробка зображення

вікном в 10 пікселів не дозволяє повно описати смугасту текстуру, а вікно більше 20 пікселів погано враховує межу уражених областей. Тому розрахунок показників якості сегментації проводився після обробки зображення вікном в 20 пікселів.

Оцінка інформативності ознак опису текстурних областей

Ключовим етапом у вирішенні завдань пов'язаних з розпізнавання образів є методика оцінки інформативності ознак. Існують різні способи її проведення. У роботі обрано підхід до оцінки інформативності ознак на основі гіпотези компактності. Гіпотеза компактності дає основу для оцінки інформативності простору ознак через прояв характеристик компактності. З неї випливає, що для якісного розпізнавання образів бажано, щоб відстані між своїми точками кожного образу були малими, а відстані до точок інших образів, по можливості, великими. Таким чином, потрібно оцінити значення внутрікласової і міжкласової дисперсії.

Для оцінки інформативності ознак опису текстурних областей ультразвукових зображень були сформовані моделі зображень за класами «уражена», «підозріла» і «фонова».

Оцінка інформативності ознак, обчислених на основі статистичного підходу

В якості статистичних ознак опису текстурних областей були обрані: математичне очікування, середньоквадратичне відхилення (СКВ), коефіцієнти асиметрії та ексцесу. Нормовані результати обчислення внутрікласової і міжкласової дисперсії наведені в таблиці 3.1.

Отримані результати можна наочно відобразити на гістограмі (рис. 3.1).

В результаті дослідження виявилась лише одна інформативна статистична ознака – СКВ.

Таблиця 3.1 – Числові нормовані значення дисперсії (σ) при оцінці інформативності статистичних ознак

Клас	Середнє	СКВ	Асиметрія	Ексцес
«Уражені області»	0,189	0,043	0,009	0,001
«Підозрілі області»	1,000	0,302	0,451	0,526
«Фонові області»	0,900	0,031	1,000	1,000
Міжкласова дисперсія	0,583	1,000	0,316	0,290

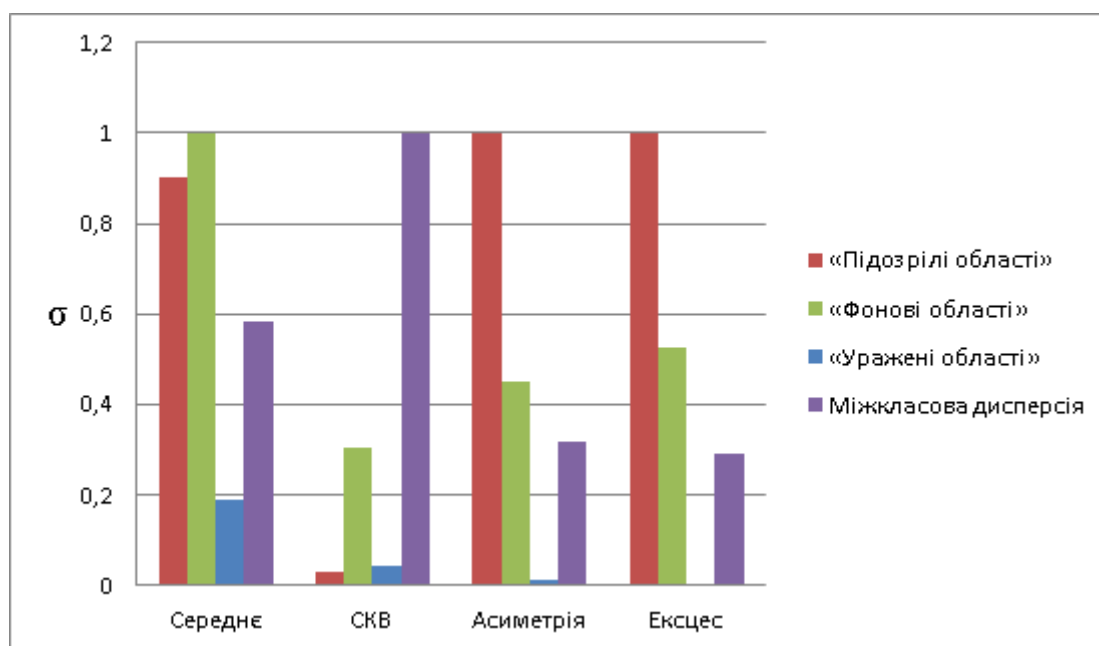


Рисунок 3.1 – Оцінка внутрікласової і міжкласової дисперсії ознак обчислених на основі статистичного підходу

Оцінка інформативності ознак, обчислених на основі спектрального підходу

Для обчислення спектральних ознак застосовувалися одновимірне і двовимірне перетворення Фур'є. Більш докладно алгоритми на підставі спектрального опису розглянуті в розділі 2.

При обчисленні спектральних ознак на основі ДПФ розглядалися заміщаючі функції перерізів ω_z , $0\omega_x$ і ω_z , $0\omega_y$.

При кількісній оцінці спектральних ознак використовувалась статистична характеристика діапазону відліків, а також корінь квадратний з квадратів відліків, що дозволило також описати і форму спектра.

Оцінка інформативності статистичного опису спектральних ознак на основі ДПФ наведена на рисунках 3.2 – 3.3.

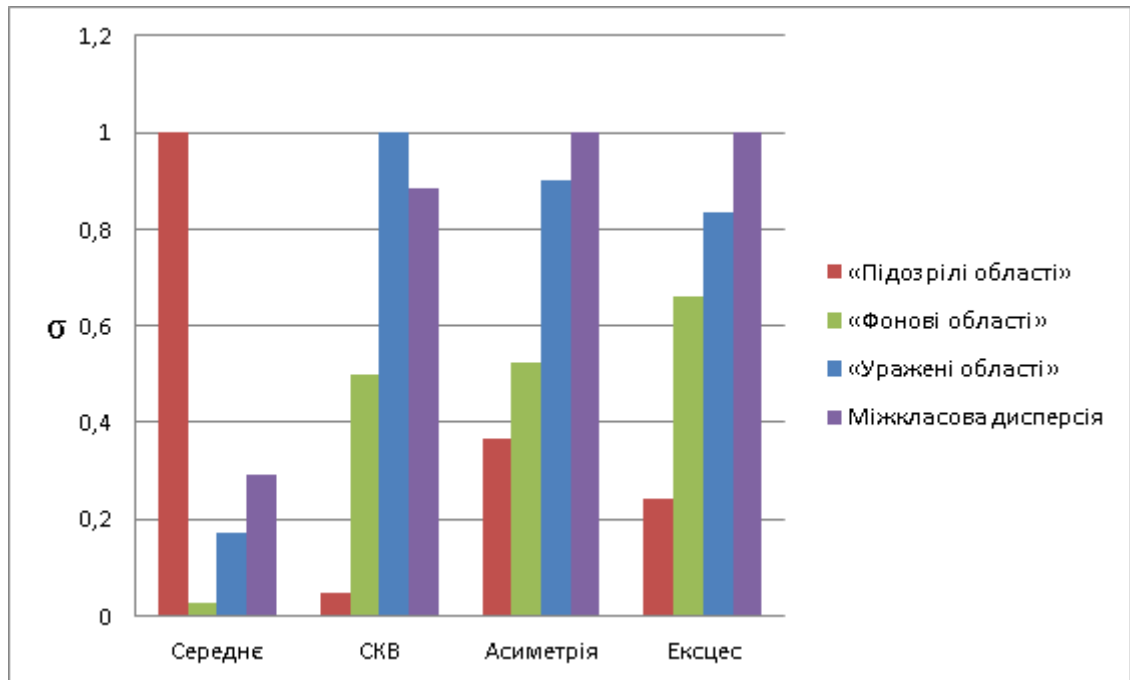


Рисунок 3.2 – Оцінка внутрікласової і міжкласової дисперсії статистичних характеристик заміщаючих функцій в перерізі $\omega_z 0 \omega_x$

Як видно з графіків, інформативних ознак серед статистичних характеристик ДПФ не було виявлено.

Оцінка інформативності опису спектральних характеристик на основі обчислення форми спектра заміщаючих функцій ДПФ наведена на рисунку 3.4. Чисельні значення нормованої дисперсії ознак наведені в таблиці 3.2.

Також для більшої наочності було побудовано двовимірний простір ознак значень форми спектра кожної з заміщаючих функцій (рис. 3.5).

Як неважко переконатися, інформативних ознак в цьому випадку також не можна виділити.

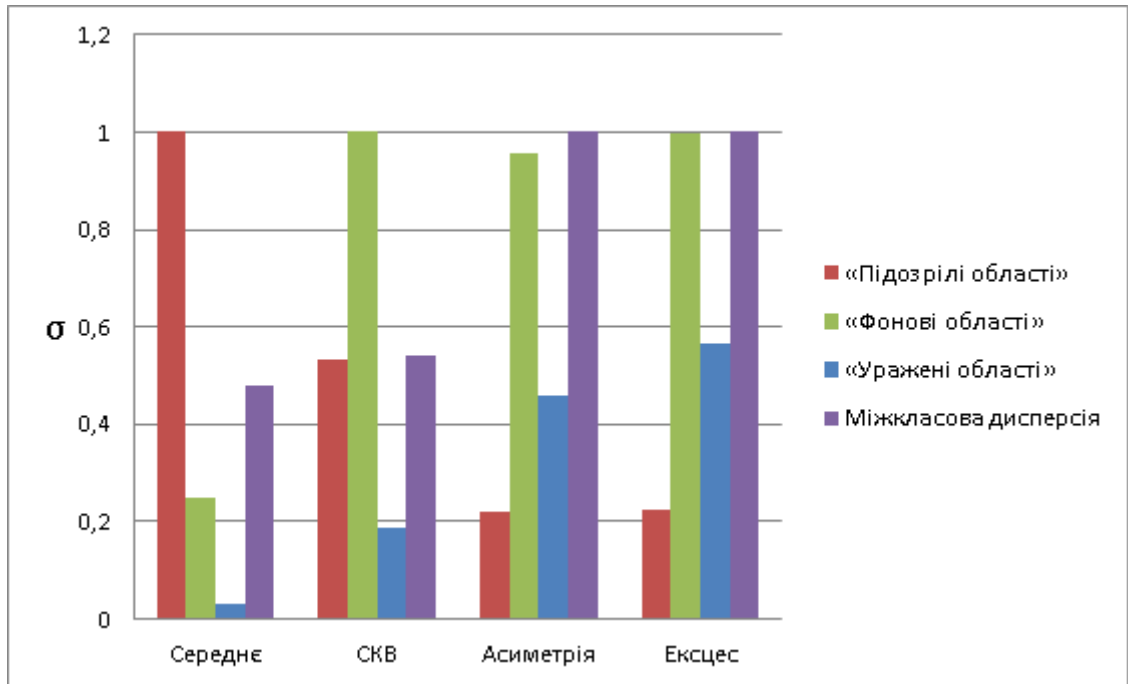


Рисунок 3.3 – Оцінка внутрікласової і міжкласової дисперсії статистичних характеристик заміщаючих функцій в перерізі $\omega_z0\omega_y$

Таблиця 3.2 – Числові нормовані значення дисперсії (σ) при оцінці інформативності характеристик форми заміщаючих функцій

Клас	Значення дисперсії	
	Переріз $\omega_z0\omega_x$	Переріз $\omega_z0\omega_y$
«Уражені області»	1,000	0,118
«Підозрілі області»	0,547	1,000
«Фонові області»	0,286	0,467
Міжкласова дисперсія	0,901	0,415

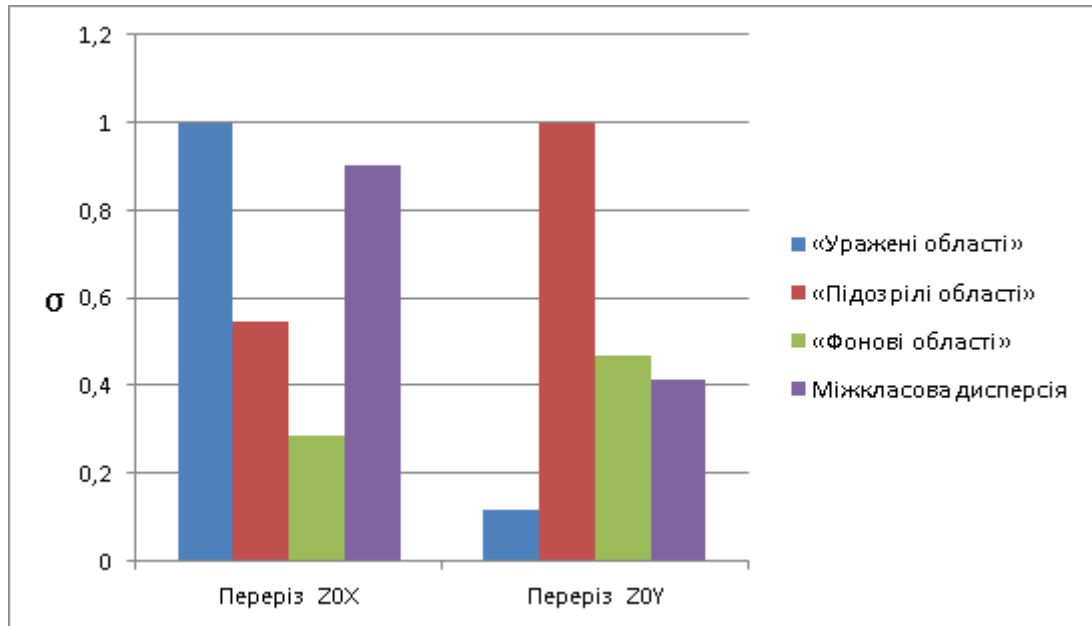


Рисунок 3.4 – Оцінка внутрікласової і міжкласової дисперсії характеристик форми заміщаючих функцій

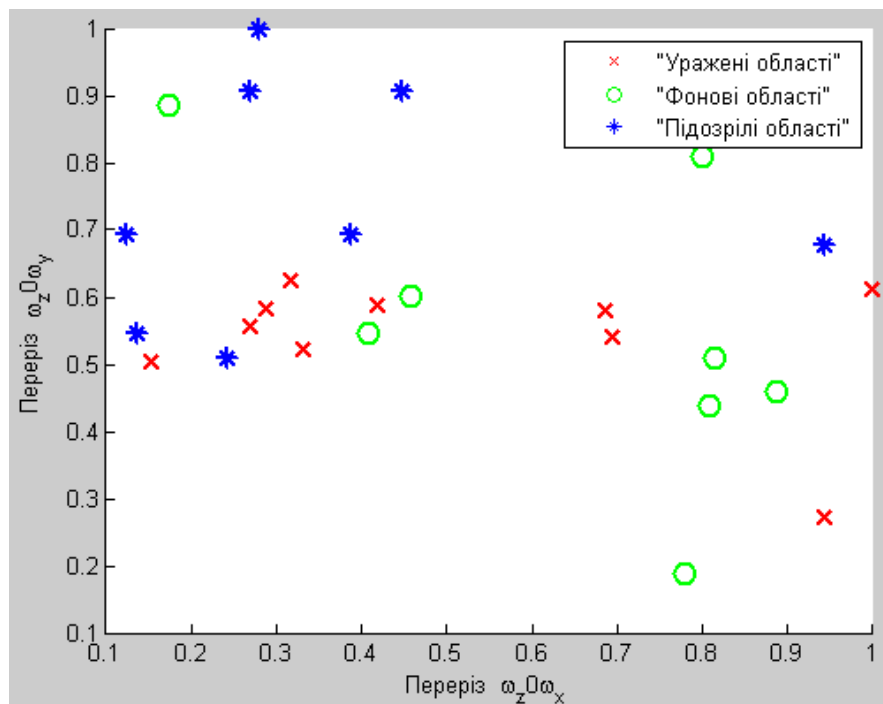


Рисунок 3.5 – Розподіл значень характеристик форми заміщаючих функцій на площині

Оцінка спектрального опису текстури на основі ОДПФ виконувалась за наступним алгоритмом.

Крок 1. Обчислювалося ОДПФ зображення. Параметри перетворення: частота дискретизації – 128 Гц, число ліній спектра – 1028.

Крок 2. Описувалась форма спектра і дисперсія перших 10 відліків. Форма спектра обчислювалася як корінь квадратний з першого, п'ятого та десятого відліку.

Результати оцінки інформативності ознак для різних класів наведені на рисунку 3.6.

Таблиця 3.3 – Числові нормовані значення дисперсії (σ) спектральних характеристик на основі ОДПФ

Клас	Форма спектру	Дисперсія
«Уражені області»	0,669	0,556
«Підозрілі області»	0,539	0,448
«Фонові області»	0,654	0,356
Міжкласова дисперсія	1,000	1,000

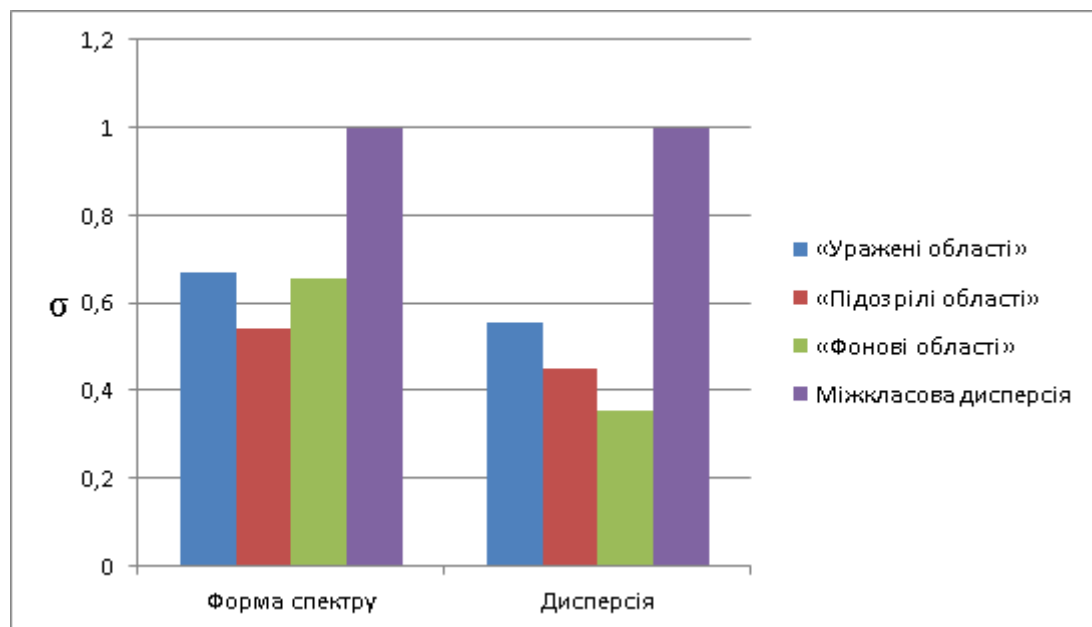


Рисунок 3.6 – Оцінка внутрікласової і міжкласової дисперсії спектральних характеристик на основі ОДПФ

Як видно з рисунка 3.6 інформативними є як форма спектра, так і дисперсія перших 10 відліків.

3.2 Застосування статистичних ознак алгоритму сегментації медичних ультразвукових зображень

Для оцінки якості розроблених алгоритмів сегментації медичних ультразвукових зображень було проведено ряд комп'ютерних [експериментів](#).

Умови проведення [експерименту](#) № 1:

- тестова вибірка: моделі для оцінки якості сегментації;
- алгоритм попередньої обробки: відсутній;
- алгоритм формування ознак: статистичні ознаки (СКВ);
- алгоритм сегментації: нечіткий C-means.

Приклади сегментованих моделей для оцінки якості сегментації наведені на рисунку 3.7.

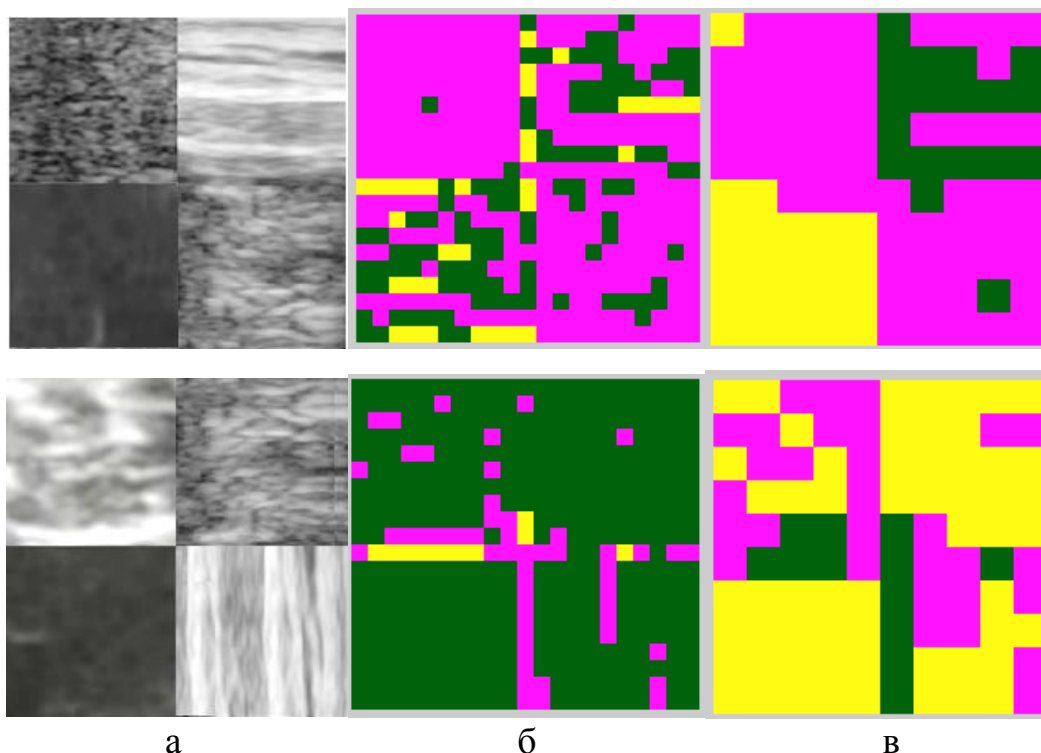


Рисунок 3.7 – Результат сегментації моделей: а – приклад моделей; б – розмір вікна обробки 10 пікселів; в – розмір вікна обробки 20 пікселів

Висновок: чисельні показники точності і відгуку склали $P = 65 \%$ і $R = 68 \%$, відповідно. Даний алгоритм сегментації зображень показав найкращі результати при виділенні однорідних текстур.

Умови проведення експерименту № 2:

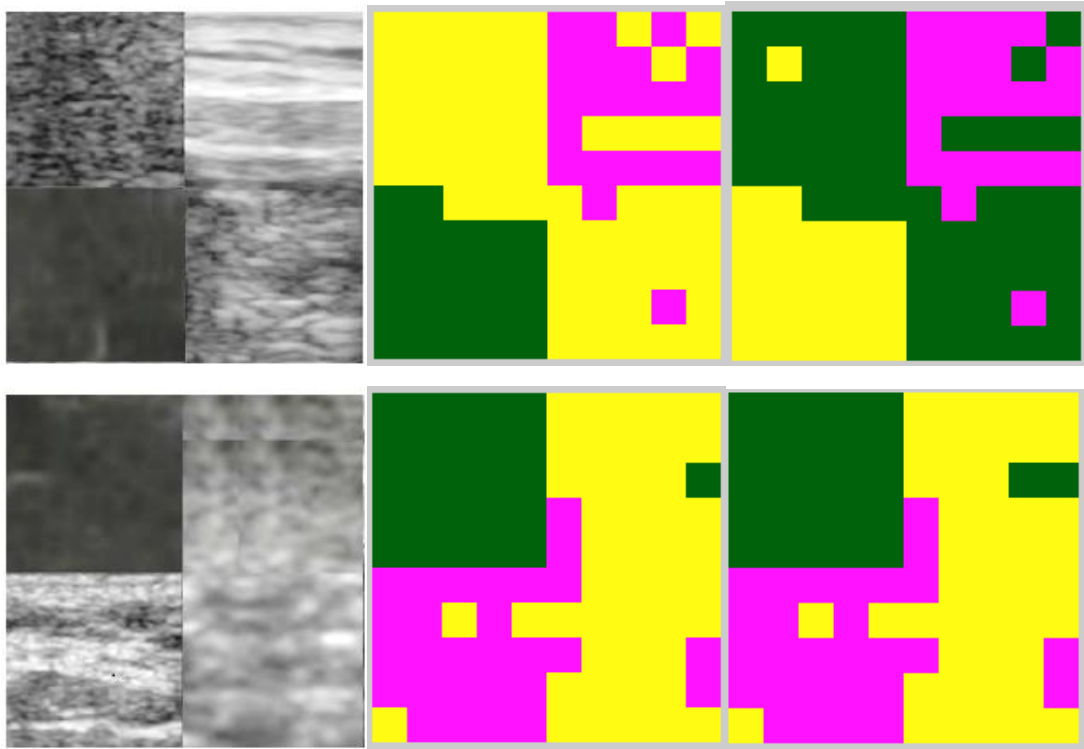
- тестова вибірка: моделі для оцінки якості сегментації;
- алгоритм попередньої обробки: фільтрація гаусовим фільтром;
- алгоритм формування ознак: статистичні ознаки (СКВ);
- алгоритм сегментації: нечіткий C-means.

Було вирішено перевірити, яким чином вплине на результат кластеризації попередня обробка зображення гаусовим фільтром. Розглядалися розміри вікон для фільтра $a = 3 \times 3$ і $a = 5 \times 5$, значення параметра фільтра: $\sigma = 1,5$, $\sigma = 2,5$, $\sigma = 5,5$. Результати зведені в таблицю 3.4. Приклади сегментованих моделей наведені на рисунку 3.8 – 3.10.

Таблиця 3.4 – Показники якості сегментації зображень при попередньої обробці гаусовим фільтром

σ	a , піксел	P , %	R , %
1,5	3	65	67
2,5	5	65	67
1,5	5	64	65
2,5	3	64	65
5,5	3	62	63
5,5	5	63	64

Висновок: порівняв отримані результати зі значеннями показників до обробки ($P = 65 \%$ і $R = 68 \%$), можна зробити висновок, що попередня гаусова фільтрація дозволила збільшити показник відгуку алгоритму сегментації при статистичному описі текстури ультразвукового зображення на 1 %. Чим більше вікно обробки тим більше показник відгуку.



а

б

в

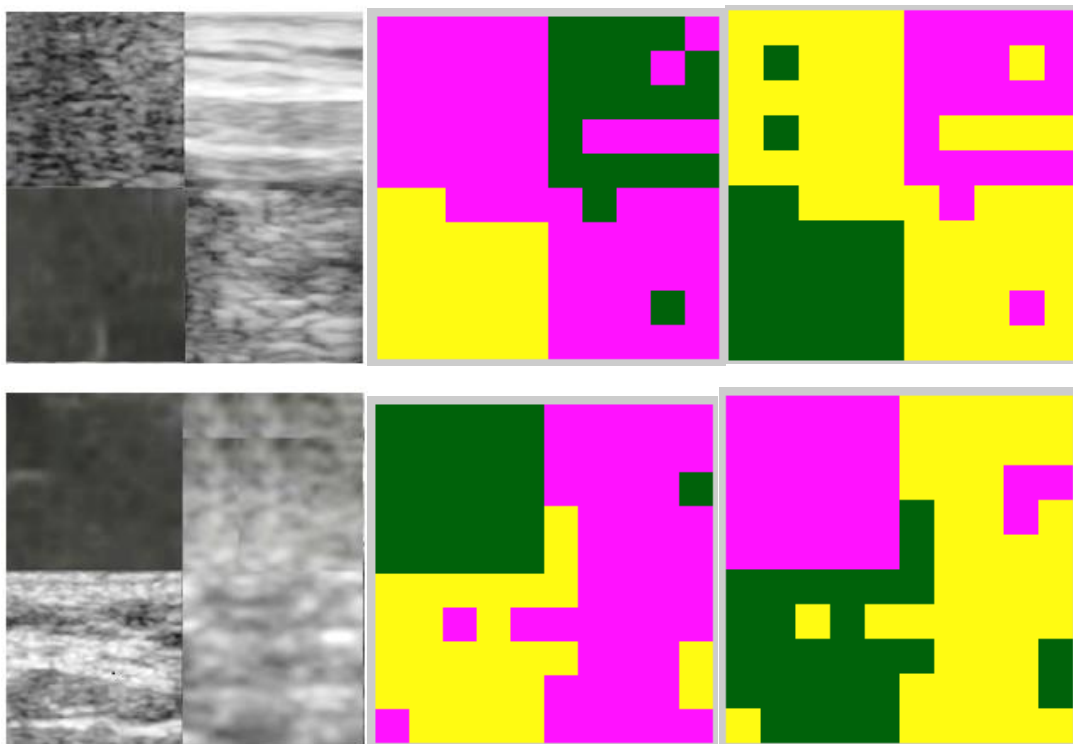
Рисунок 3.8 – Результат сегментації моделей при $\sigma=1,5$: а – приклад моделей; б – розмір вікна обробки $a = 3$; в – розмір вікна обробки $a = 5$

Умови проведення експерименту № 3:

- тестова вибірка: моделі для оцінки якості сегментації;
- алгоритм попередньої обробки: фільтрація гомоморфним фільтром;
- алгоритм формування ознак: статистичні ознаки (СКВ);
- алгоритм сегментації: нечіткий C-means.

При проведенні експерименту задавалися різні значення параметра фільтра: $\sigma = 1,5$, $\sigma = 2,5$. Потім проводилася оцінка параметрів якості сегментації. Результати обчислень зведені в таблицю 3.5.

Приклади сегментованих моделей наведені на рисунку 3.11.

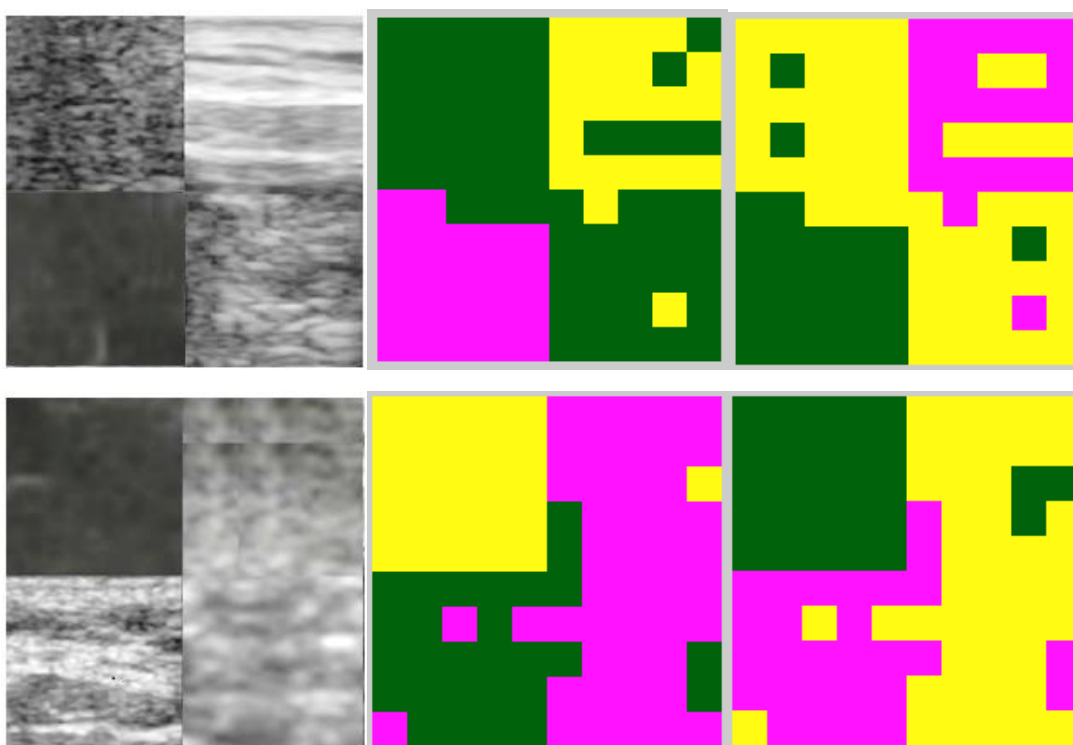


а

б

в

Рисунок 3.9 – Результат сегментації моделей при $\sigma=2,5$: а – приклад моделей; б – розмір вікна обробки $a = 3$; в – розмір вікна обробки $a = 5$



а

б

в

Рисунок 3.10 – Результат сегментації моделей при $\sigma=5,5$: а – приклад моделей; б – розмір вікна обробки $a = 3$; в – розмір вікна обробки $a = 5$

Таблиця 3.5 – Показники якості сегментації при обробці гомоморфним фільтром

σ	$P, \%$	$R, \%$
1,5	63	64
2,5	45	53

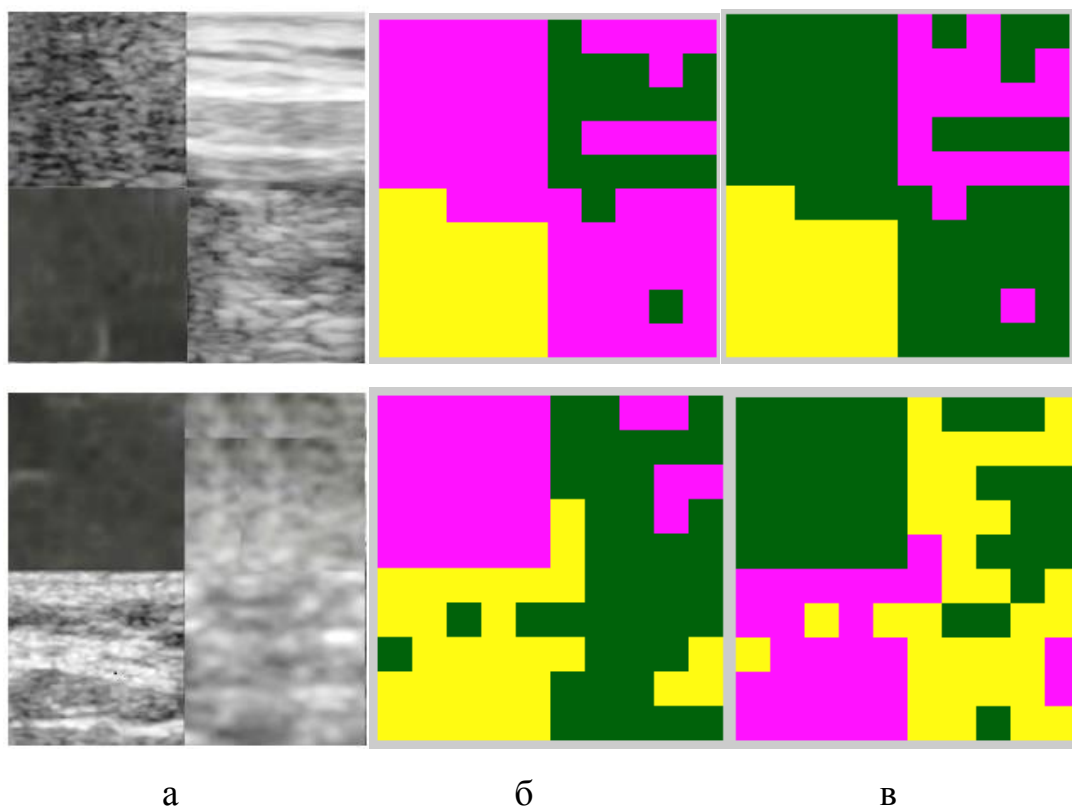


Рисунок 3.11 – Результат сегментації моделей після обробки гомоморфним фільтром: а – приклад моделей; б – $\sigma = 1,5$; в – $\sigma = 2,5$

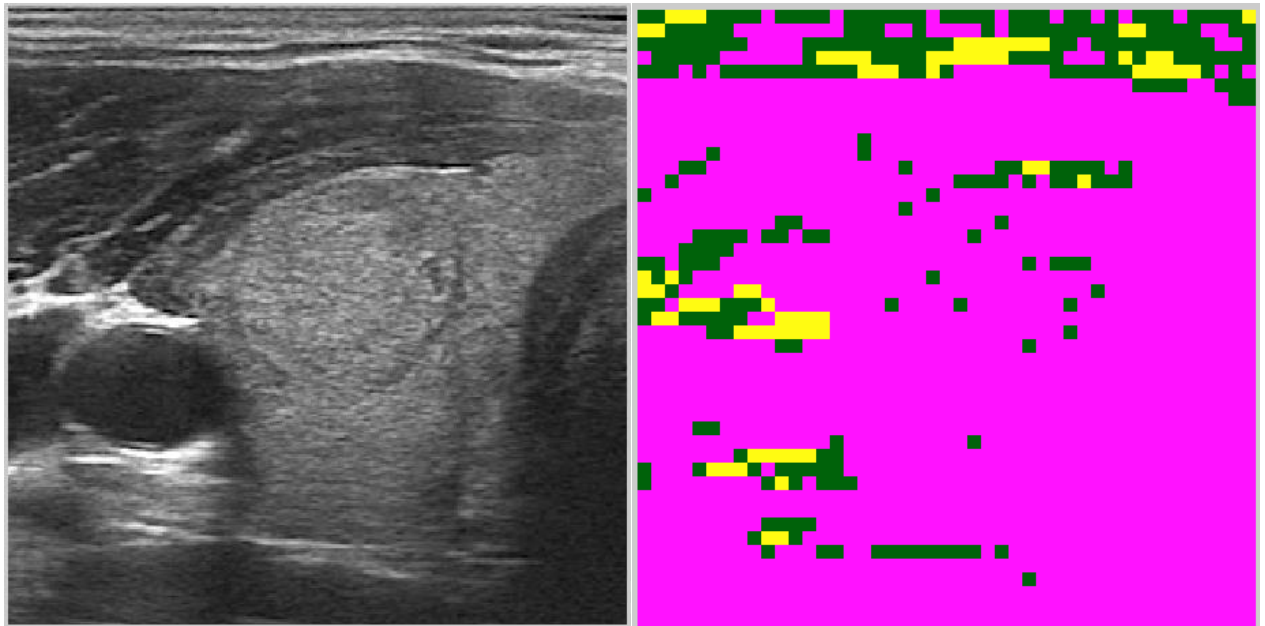
Висновок: застосування гомоморфної фільтрації на етапі попередньої обробки зображень не покращило якість сегментації при статистичному описі текстури ультразвукового зображення.

Умови проведення експерименту № 4:

- тестова вибірка: реальні ультразвукові зображення;
- алгоритм попередньої обробки: відсутній;
- алгоритм формування ознак: статистичні ознаки (СКВ);
- алгоритм сегментації: нечіткий C-means.

Результат сегментації реального зображення із застосуванням статистичних ознак представлений на рис. 3.12.

Висновок: алгоритм сегментації медичних ультразвукових зображень на основі обчислення статистичних ознак (СКВ) не забезпечує необхідну якість візуалізації текстурних областей на реальних ультразвукових зображеннях.



а

б

Рисунок 3.12 – Сегментація ультразвукового зображення: а – вихідне зображення; б – сегментоване зображення

3.3 Застосування спектральних ознак алгоритму сегментації медичних ультразвукових зображень

Для оцінки якості розроблених алгоритмів сегментації медичних ультразвукових зображень було проведено ряд комп'ютерних експериментів.

Умови проведення експерименту № 5:

- тестова вибірка: моделі для оцінки якості сегментації;
- алгоритм попередньої обробки: відсутній;
- алгоритм формування ознак: дисперсія і форма спектра ОДПФ;
- алгоритм сегментації: нечіткий C-means.

Було оцінено якість сегментації на основі обчислення ОДПФ на моделях. Результати оцінки наведені в таблиці 3.6.

Приклади сегментованих моделей наведені на рисунку 3.13.

Таблиця 3.6 – Показники якості сегментації

Назва ознаки	P, %	R, %
Форма спектру	79	80
Дисперсія	69	65

Висновок: кращі результати показав метод, заснований на опису форми спектра.

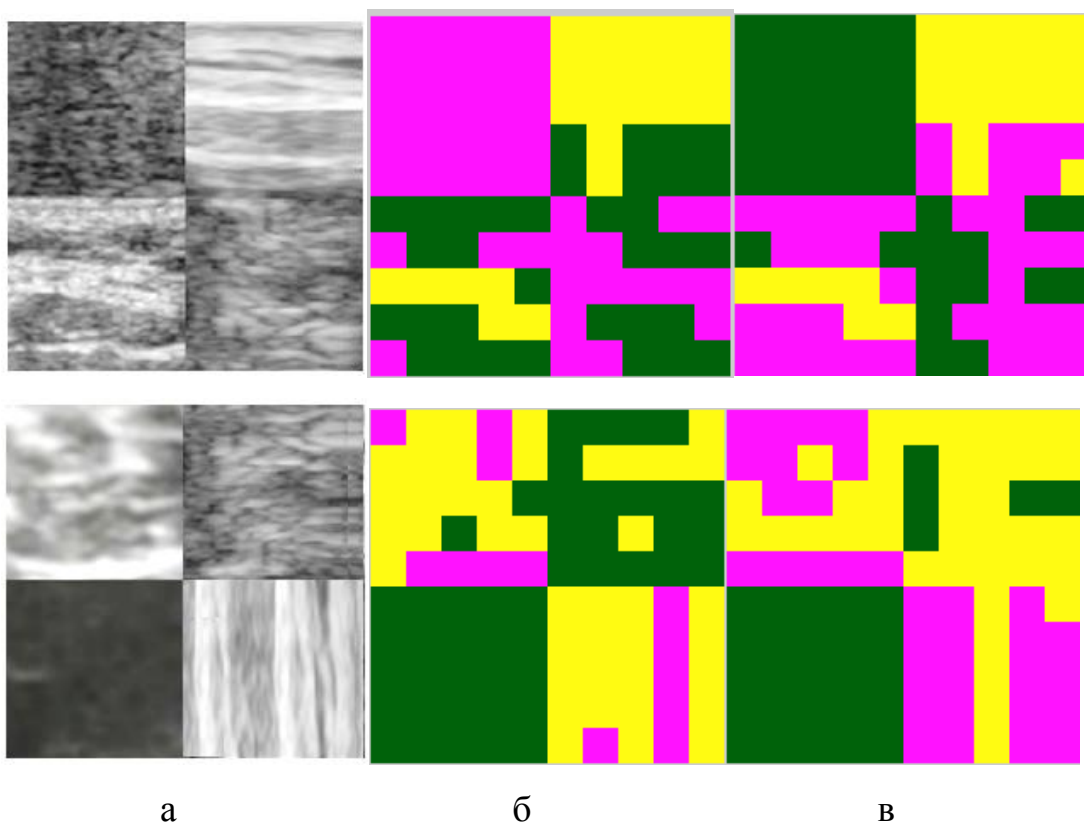


Рисунок 3.13 – Результат сегментації моделей: а – приклад моделей; б – дисперсія; в – форма спектру

Умови проведення експерименту № 6:

- тестова вибірка: моделі для оцінки якості сегментації;
- алгоритм попередньої обробки: фільтрація гаусовим фільтром;
- алгоритм формування ознак: форма спектра ОДПФ;

– алгоритм сегментації: нечіткий C-means.

Було вирішено перевірити, яким чином вплине на результат кластеризації попередня обробка зображення гаусовим фільтром. Розглядалися розміри вікон для фільтра $a = 3 \times 3$ і $a = 5 \times 5$, значення σ : 1,5, 2,5 і 5,5. Результати зведені в таблицю 3.7. Приклади сегментованих моделей наведені на малюнках 3.14 – 3.16.

Таблиця 3.7 – Показники якості сегментації при обробці гаусовим фільтром

σ	a , піксел	P , %	R , %
1,5	3	81	79
1,5	5	81	79
2,5	3	81	79
2,5	5	80	77
5,5	3	80	77
5,5	5	80	77

Висновок: фільтрація гаусовим фільтром дозволила збільшити точність на 2%, але при цьому зменшився показник відгуку на 1%.

Умови проведення експерименту № 7:

- тестова вибірка: моделі для оцінки якості сегментації;
- алгоритм попередньої обробки: фільтрація гомоморфним фільтром;
- алгоритм формування ознак: форма спектра ОДПФ;
- алгоритм сегментації: нечіткий C-means.

Було вирішено перевірити, яким чином вплине на результат кластеризації попередня обробка зображення гомоморфним фільтром. Розглядалися значення параметра σ – 1,5; 2,5. Результати зведені в таблицю 3.8.

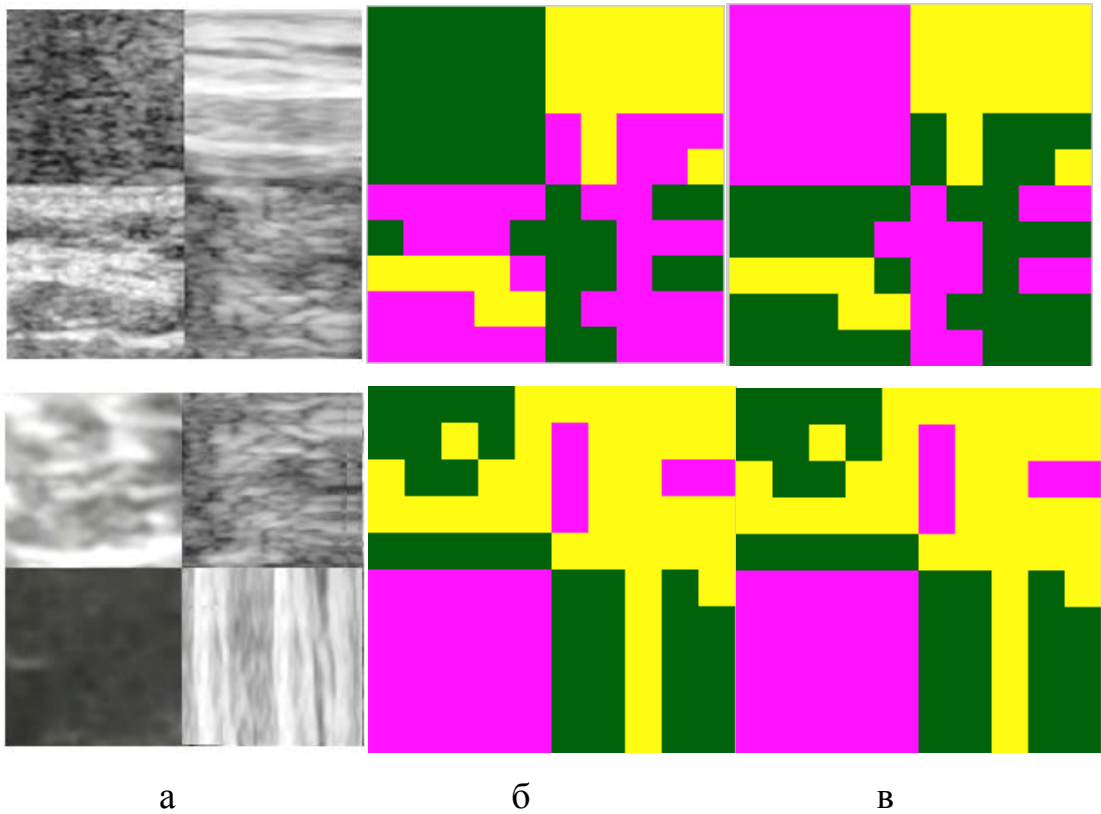


Рисунок 3.14 – Результат сегментації моделей при $\sigma=1,5$: а – приклад моделей; б – розмір вікна обробки $= 3$; в – розмір вікна обробки $= 5$

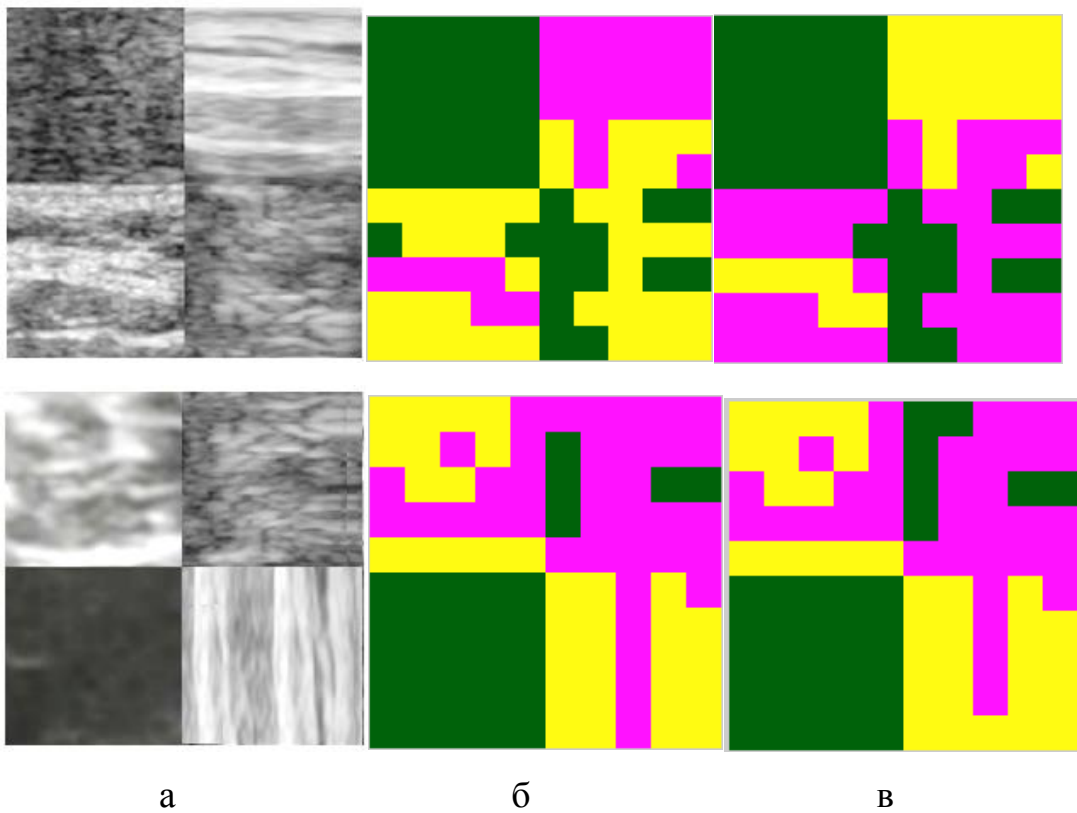


Рисунок 3.15 – Результат сегментації моделей при $\sigma=2,5$: а – приклад моделей; б – розмір вікна обробки $= 3$; в – розмір вікна обробки $= 5$

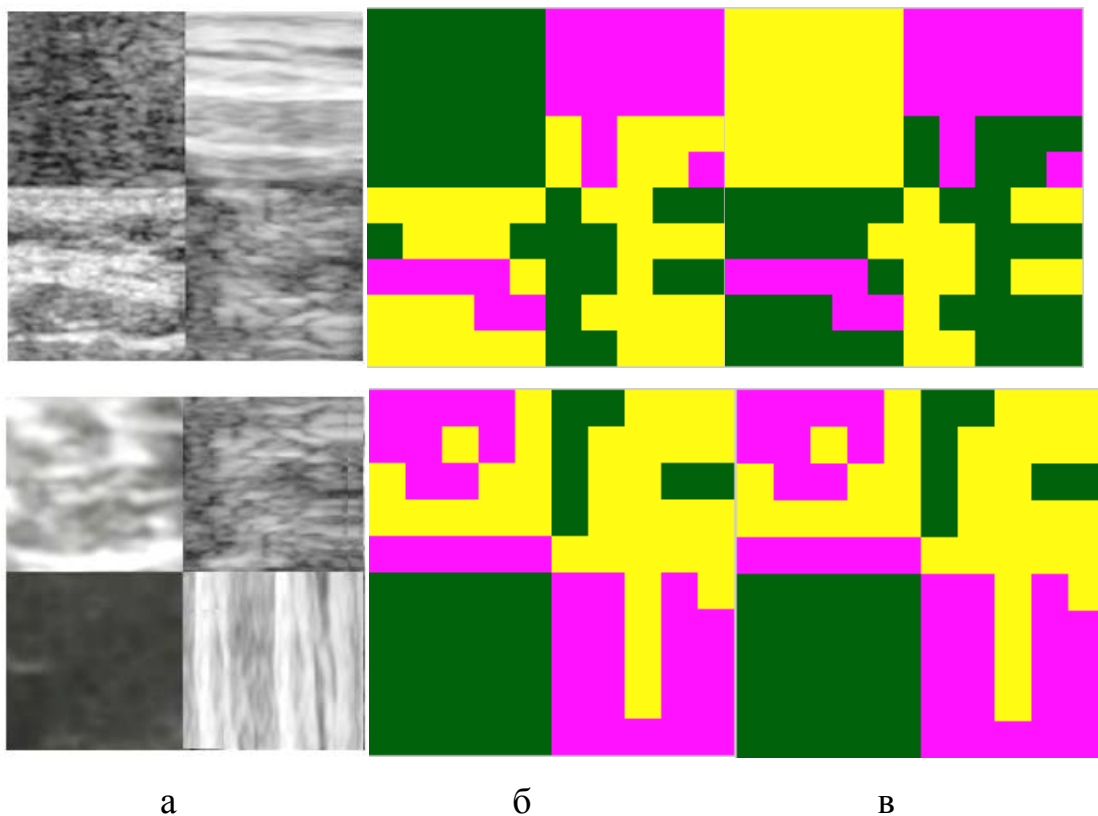


Рисунок 3.16 – Результат сегментації моделей при $\sigma=5.5$: а – приклад моделей; б – розмір вікна обробки $a = 3$; в – розмір вікна обробки $a = 5$

Таблиця 4.8 – Показники якості сегментації при обробці гомоморфним фільтром

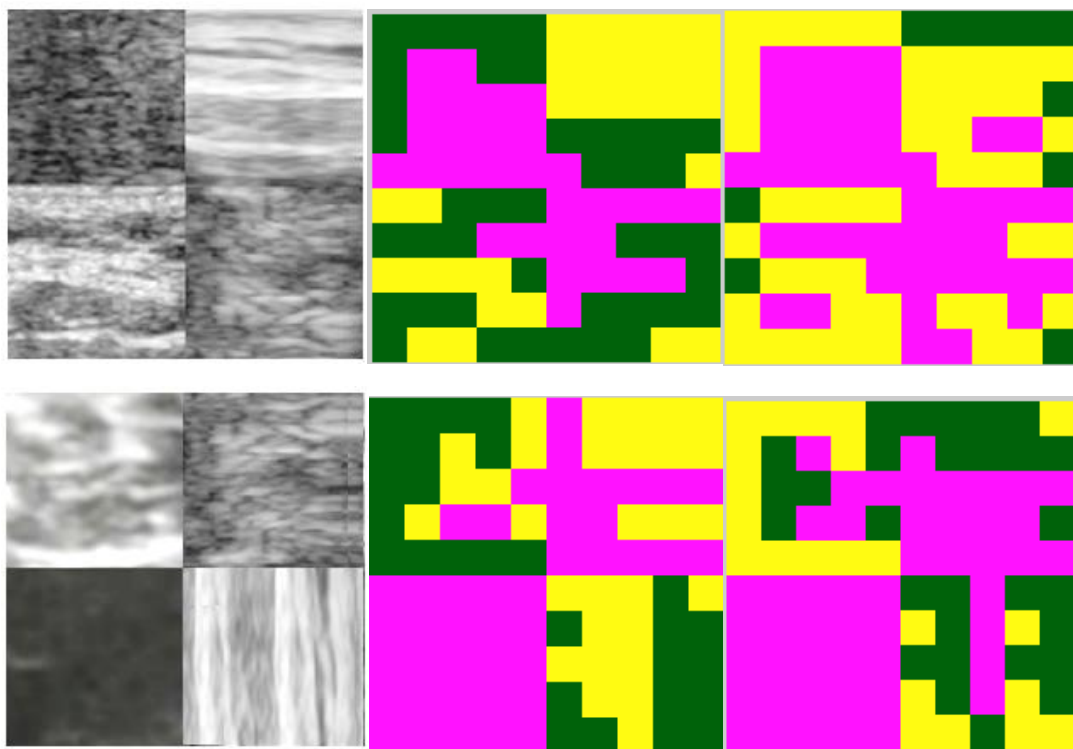
σ	$P, \%$	$R, \%$
1,5	77	83
2,5	73	77

Висновок: гомоморфна фільтрація поліпшила показник відгуку на 3%, але зменшила показник точності на 2%.

Умови проведення експерименту № 8:

- тестова вибірка: реальні ультразвукові зображення;
- алгоритм попередньої обробки: відсутній;
- алгоритм формування ознак: форма спектра ОДПФ;
- алгоритм сегментації: нечіткий C-means.

Застосувавши спектральні ознаки для сегментації реального зображення було отримано наступний результат (рис. 3.18).

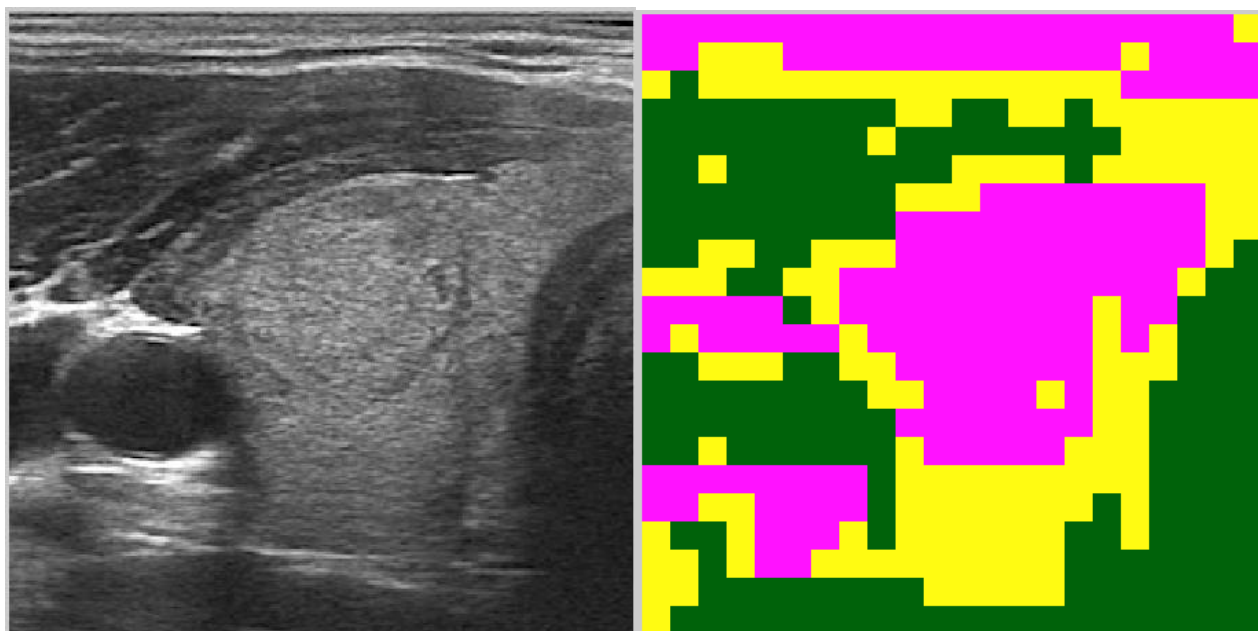


а

б

в

Рисунок 3.17 – Результат сегментації моделей після обробки гомоморфним фільтром: а – приклад моделей; б – $\sigma=1,5$; в – $\sigma=2,5$



а

б

Рисунок 3.18 – Сегментація ультразвукового зображення: а – вихідне зображення; б – сегментоване зображення

Висновок: сегментація на основі обчислення спектральних ознак (форма спектра) забезпечує необхідну візуалізацію текстурних областей на реальних ультразвукових зображеннях.

3.4 Висновки

В ході проведених комп'ютерних експериментів з використанням створених моделей зображень з різними класами областей та реальними медичними ультразвуковими зображеннями була оцінена якість роботи запропонованих алгоритмів сегментації зображень. Результати оцінки зведені в порівняльну таблицю 3.9.

Видно, що найкращі результати показав алгоритм сегментації на основі обчислення форми спектра ОДПФ.

Таблиця 3.9 – Порівняльна оцінка ознак опису текстурних областей

Оцінки якості	Статистичні ознаки		Спектральні ознаки	
	СКВ	Дисперсія	Форма спектру	
P, %	65	69	79	
R, %	68	65	80	

В ході комп'ютерного експерименту також оцінювалась робота запропонованих алгоритмів сегментації з застосуванням попередньої обробки зображень (табл. 3.10). Серед методів попередньої обробки розглядалися методи на основі алгоритмів лінійної та гомоморфної фільтрації.

Таблиця 3.10 – Оцінка якості сегментації при проведенні попередньої обробки

Оцінки якості	Статистичні ознаки			Спектральні ознаки		
	Без обробки	Лінійна фільтрація	Гомоморфна фільтрація	Без обробки	Лінійна фільтрація	Гомоморфна фільтрація
P, %	65	65	63	79	81	77
R, %	68	67	64	80	79	83

Результати експериментів свідчать про необхідність використання лінійної гаусової фільтрації з невеликим вікном і радіусом з діапазону 1,5 – 2,5 на етапі попередньої обробки при реалізації алгоритму на основі спектральних ознак. Так як вона дозволила збільшити показник точності сегментації на 2 %, хоча це призвело до зменшення показника відгуку на 1 %.

При статистичному описі ознак лінійна фільтрація не дозволила покращити показник точності сегментації, але збільшила показник відгуку на 1%.

Застосування гомоморфної фільтрації на етапі попередньої обробки при реалізації алгоритму формування опису текстури на основі спектрального підходу призвело до збільшення показника відгуку сегментації на 3 %, хоча при цьому показник точності сегментації зменшився на 2 %.

Крім того, було виявлено, що статистичний опис ознак краще описує області з однорідною текстурою, а спектральний – області зі смугастою текстурою.

4 ПОБУДОВА СИСТЕМИ СЕГМЕНТАЦІЇ МЕДИЧНИХ УЛЬТРАЗВУКОВИХ ЗОБРАЖЕНЬ

4.1 Побудова інформаційної системи сегментації

Система, яка створена, призначена для аналітиків-діагностів і звичайних користувачів.

Вона вирішує проблему сегментації медичних ультразвукових зображень.

Інформаційна система сегментації медичних УЗД зображень буде здійснювати попередню обробку зображень і кластеризацію областей зображення на три кластери: «уражені області», «підозрілі області», «фонові області» з використанням текстурного опису ознак.

Завданнями даної системи є: попередня обробка УЗД зображень, вибір методу опису текстури областей зображення, вибір класифікатора, відображення результату сегментації у вигляді маркованого зображення, висновок супутніх графіків і числових показників сегментованих областей.

Вхідними потоками для даної системи є УЗД зображення.

Вихідним потоком є маркіроване зображення.

Управління вимогами до інформаційної системи

Типи користувачів

Дана система передбачає один тип користувача – користувач-діагност. Він зацікавлений в отриманні результату сегментації УЗД зображення. Користувач-діагност буде здійснювати всі необхідні для цього сценарії: вибір і завантаження зображення, настройка параметрів попередньої обробки, вибір способу опису областей зображення, вибір типу класифікатора.

Функціональні вимоги

В результаті аналізу аналогів існуючих реалізацій інформаційних систем і завдань, які повинна буде вирішувати система сегментації УЗД зображень, були виділені наступні функціональні вимоги:

- можливість вибору зображення для обробки;
- налаштування параметрів попередньої обробки;
- вибір методу класифікації;
- відображення результату сегментації.

Моделювання прецедентів

Для проектування та розробки програмного забезпечення потрібно чітко розуміти алгоритм, за яким повинна функціонувати програмна система. При проектуванні системи потрібно чітко визначити всі варіанти її використання, описати модель системи, всі можливі прецеденти, розробити архітектуру системи, т.п.

Розглянемо діаграму прецедентів (рис. 4.1), яка є графічним відображенням різних варіантів використання програмної системи користувачем.

Діаграма прецедентів (Use case diagram, діаграма варіантів використання) - діаграма, на якій відображені відносини, що існують між акторами і прецедентами.

Спочатку користувач завантажує зображення для аналізу. Потім вибирає параметри попередньої обробки, а саме параметр сигма для алгоритму гомоморфної фільтрації. Далі вибирається тип класифікатора. По завершенню сегментації видається результат у вигляді маркованого зображення.



Рисунок 4.1 – Діаграма прецедентів

Нефункціональні вимоги

Даний програмний продукт буде розроблений на мові програмування Java з використанням бібліотек Matlab, зібраних в jar файл, під операційні системи Windows 7, Windows 10, Ubuntu, FreeBSD, Xubuntu, LXDE, Lubuntu, OpenSuse.

Формати зображень jpg, bmp, png.

Засобами розробки інформаційної системи є Eclipse IDE, MATLAB, MATLAB Builder JA.

Алгоритмічне забезпечення системи сегментації

Алгоритмічне забезпечення представлено алгоритмами попередньої обробки, формування опису текстурних областей і алгоритмами кластеризації. Опис розроблених алгоритмів наведено у 2 розділі.

Структурна схема роботи програми наведена на рисунку 4.2.

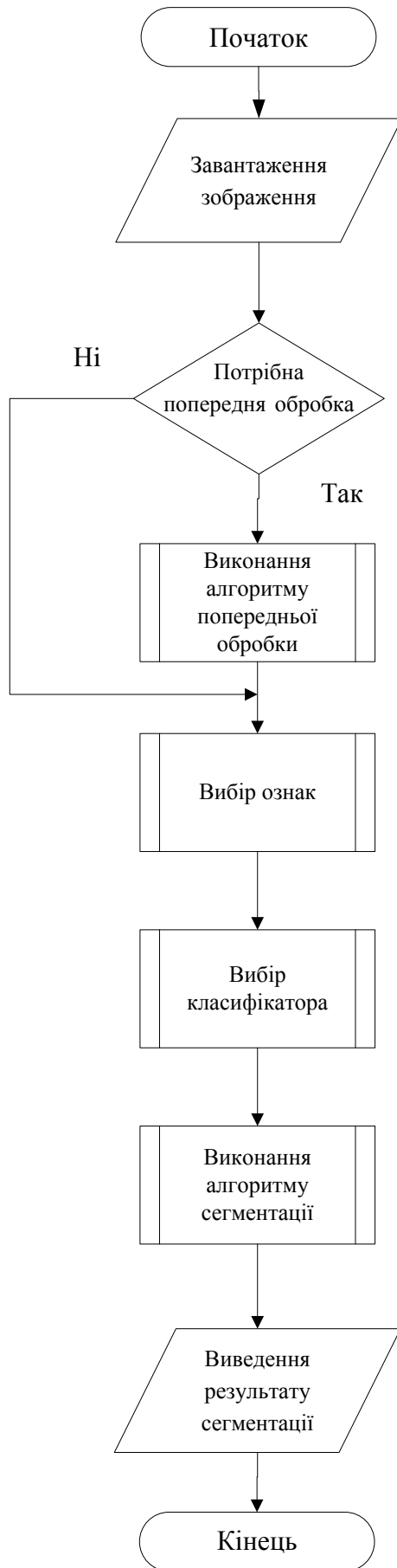


Рисунок 4.2 – Структурна схема роботи програми

Ідентифікація архетипу системи сегментації

Rich Client Application (RCA). Додаток являє собою, як правило, класичне інстальоване додаток, що виконується на персональних комп'ютерах під управлінням однієї з платформ Windows / Linux / Mac / Qt / JVM-J2SE / .NET.

Ключові сценарії

Проаналізувавши вимоги до розроблюваної інформаційній системі, я виділив наступні ключові сценарії:

- сценарій завантаження зображення для аналізу;
- сценарій вибору методу опису текстурних областей зображення;
- сценарій вибору алгоритму прийняття класифікаційного рішення;
- сценарій проведення експертної оцінки зображення.

Архітектурні представлення

Розглянемо основні архітектурні представлення:

– розгортання системи сегментації. Система передбачає розгортання в межах одного обчислювального вузла (рис. 4.3). Основним компонентом діаграми є програма USImageProcessing;

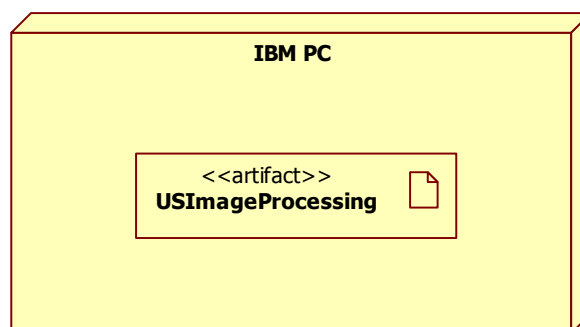


Рисунок 4.3 – Діаграма розгортання

– організація шарів системи сегментації. Компоненти, які реалізують роботу системи, розподілені по трьом шарам: presentation, domain, service (рис. 4.4).

Кожен шар об'єднує компоненти, пов'язані з реалізацією різних функцій програми:

- шар presentation містить компоненти користувацького інтерфейсу;
- шар domain об'єднує компоненти, що відповідають за логіку програми (реалізація алгоритмів опису ознак, кластеризатора, доступ до API Matlab та ін.);
- шар service містить компоненти, пов'язані з обробкою зображень.

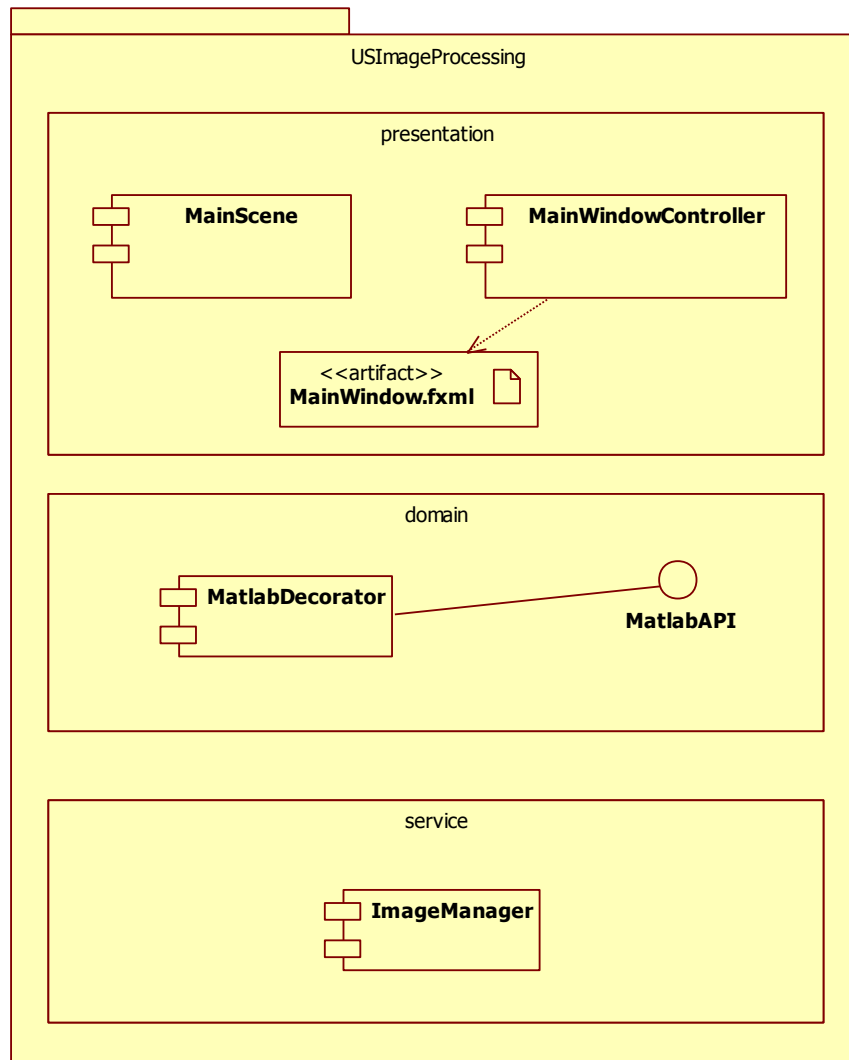


Рисунок 4.4 – Діаграма компонентів системи

Компоненти *MainScene*, *MainWindowController*, *ClusterController* виконують функції управління роботою візуальних елементів головного вікна програми, як діалогових вікон, діаграми, панелі перегляду, рядку головного меню.

Компоненти *MatlabAPI*, *MatlabDecorator* забезпечують доступ до функцій імпортованим із Matlab.

Компонент *ImageManager* надає сервісні функції обробки зображень такі, як перетворення зображення в масив і назад та інші;

– відображення ключових сценаріїв. Для системи сегментації зображень можна виділити основний сценарій – сегментація;

– діаграма діяльності для ключового сценарію сегментації (рис. 4.5). Дана діаграма описує складові частини діяльності, яка пов'язана з виконанням сценарію сегментації. Залученими об'єктами є користувач, програма, файловий менеджер;

– діаграма послідовності ключового сценарію сегментації (рис. 4.6). Наведена діаграма послідовності відображає взаємодію об'єктів під час сценарію сегментації.

Залученими об'єктами є *Користувач*, *EventQueue*, *MainWindowController*, *MatlabDecorator*;

– управління даними системи пошуку.

Для зберігання індексів зображень використовуються клас *WindowPatch*. Він зберігає дані про координати і розмір зображення після віконної обробки;

– концептуальна модель інтерфейсу користувача системи.

Розроблено макет зовнішнього вигляду продукту (*Mockups & Wireframes*).

Нижче представлений макет головного вікна (рис. 4.7).

Основні елементи вікна, що представлені на рисунку 4.7:

1 – вибір меню файл. При активації здійснюється відображення меню файл. Меню файл включає дії: відкрити зображення, почати сегментацію і вихід з програми (рис. 4.8);

2 – вибір методу попередньої фільтрації. При активації здійснюється відображення меню фільтрація. Меню фільтрація включає пункти: лінійна фільтрація, гомоморфна фільтрація (рис. 4.9 – 4.10);

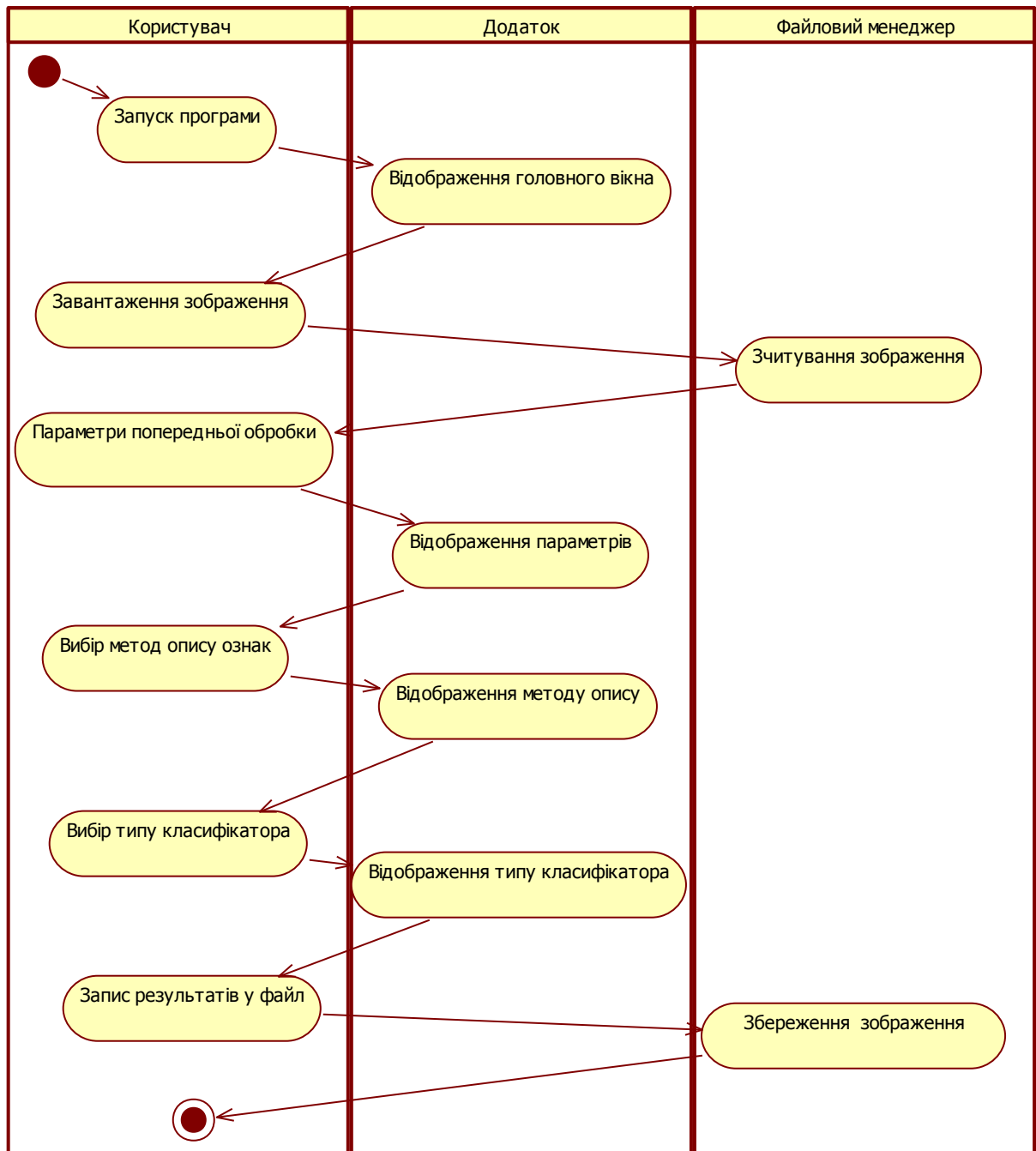


Рисунок 4.5 – Діаграма діяльності для сценарію сегментації

3 – вибір ознак для опису текстурних областей. При активації здійснюється відображення меню вибору ознак. Меню вибору ознак включає пункти: статистичні ознаки, спектральні ознаки двовимірного перетворення Фур'є і спектральні ознаки одновимірного перетворення Фур'є (рис. 4.11);

4 – вибір типу класифікатора. При активації здійснюється відображення меню вибору типу класифікатора. Меню вибору типу класифікатора включає пункти: нечіткий C-means і нейронна мережа (рис. 4.12);

5 – при активації здійснюється відображення довідки по роботі з програмою;

6 – панель для відображення діаграми, що відображає розподіл числа областей по кожному класу на сегментованому зображенні;

7 – панель для відображення зображення яке обробляється;

8 – панель відображення історії здійснених дій, тобто лог програми.

Стратегія доставки

Програма установник, яка допомагає користувачеві в кілька кліків встановити систему. При створенні установника програми використовувалася програма IzPack.

Стратегія забезпечення документації проекту

Разом з програмним продуктом надається інструкція до користування, інструкція для збірки.

4.2 Використовувані технології

В процесі побудови системи пошуку, були використані такі технології:

– *JavaFx* – бібліотека для створення користувацького інтерфейсу;

– *IzPack* – програма для створення інсталятора додатку. Для того щоб від користувача не потрібно знання додаткових параметрів при запуску програми я вирішив використовувати програму-інсталятор.

– *Matlab* – програма, яка використовувалась для створення функцій для обробки зображень. Які потім були експортовані у jar файл и використовувались як додаткова бібліотека.

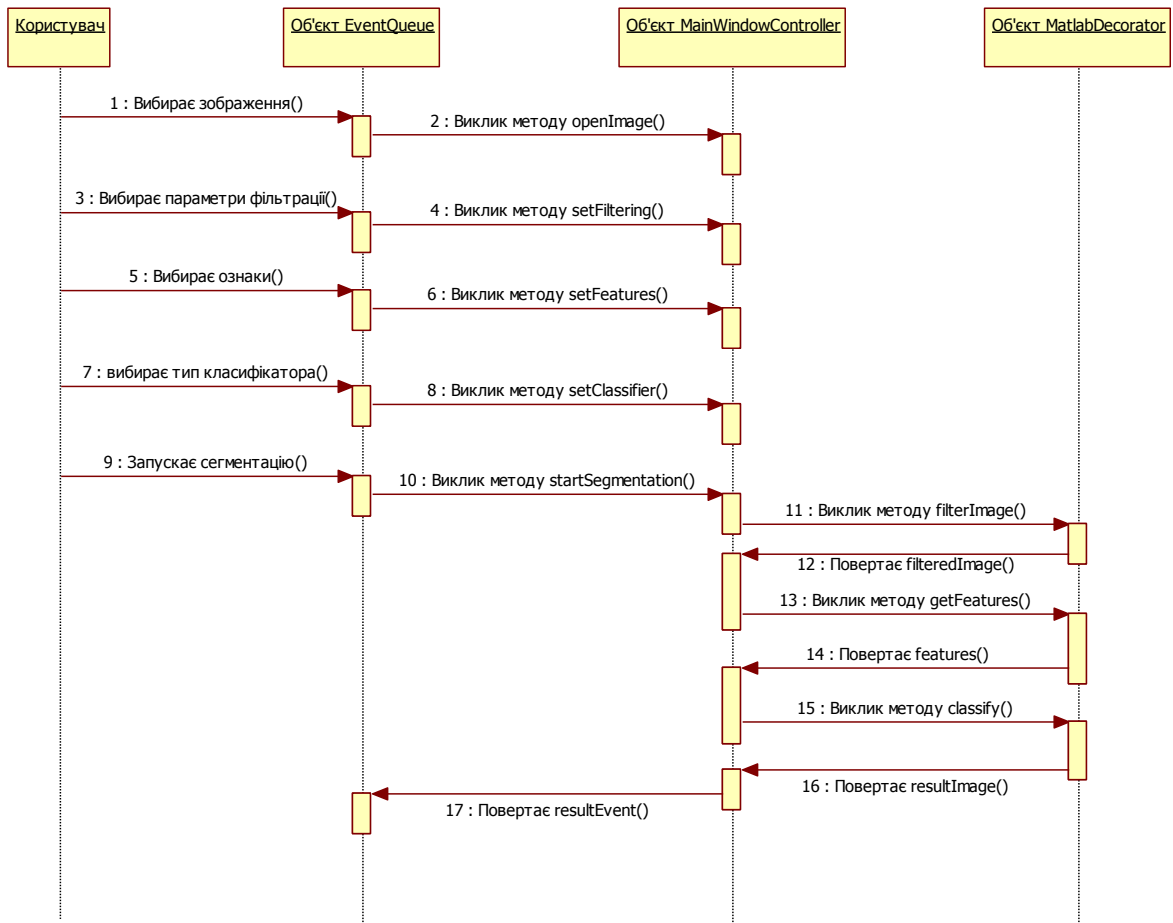


Рисунок 4.6 – Діаграма послідовності для сценарію індексування

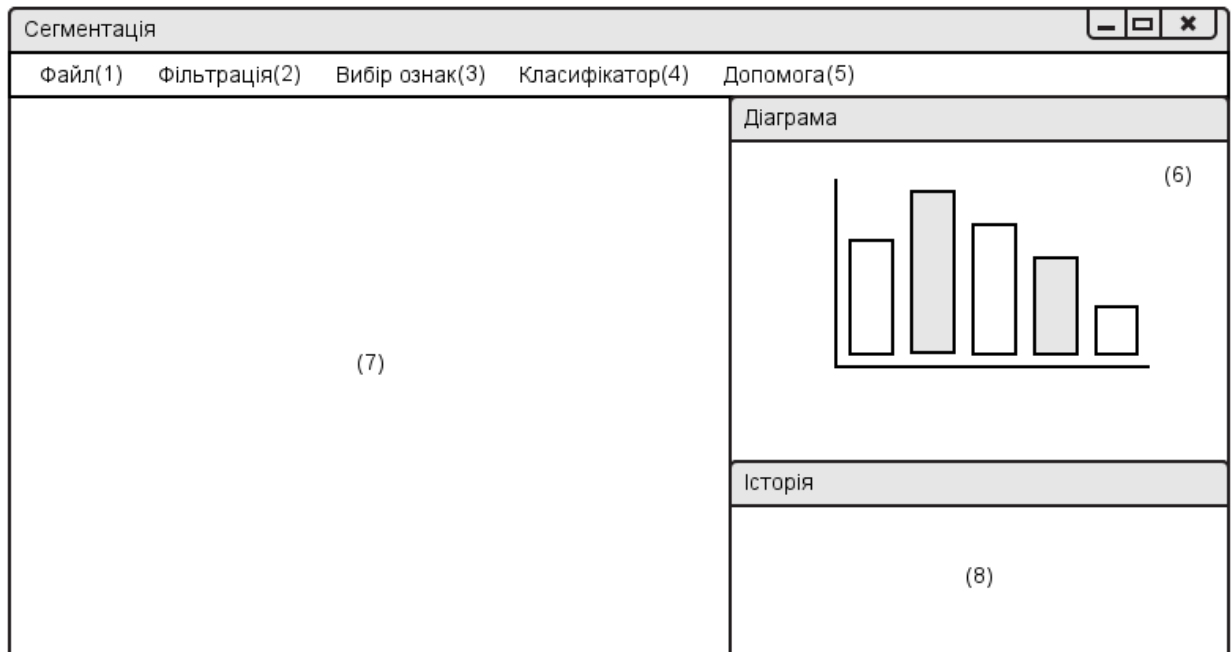


Рисунок 4.7– Макет головного вікна програми

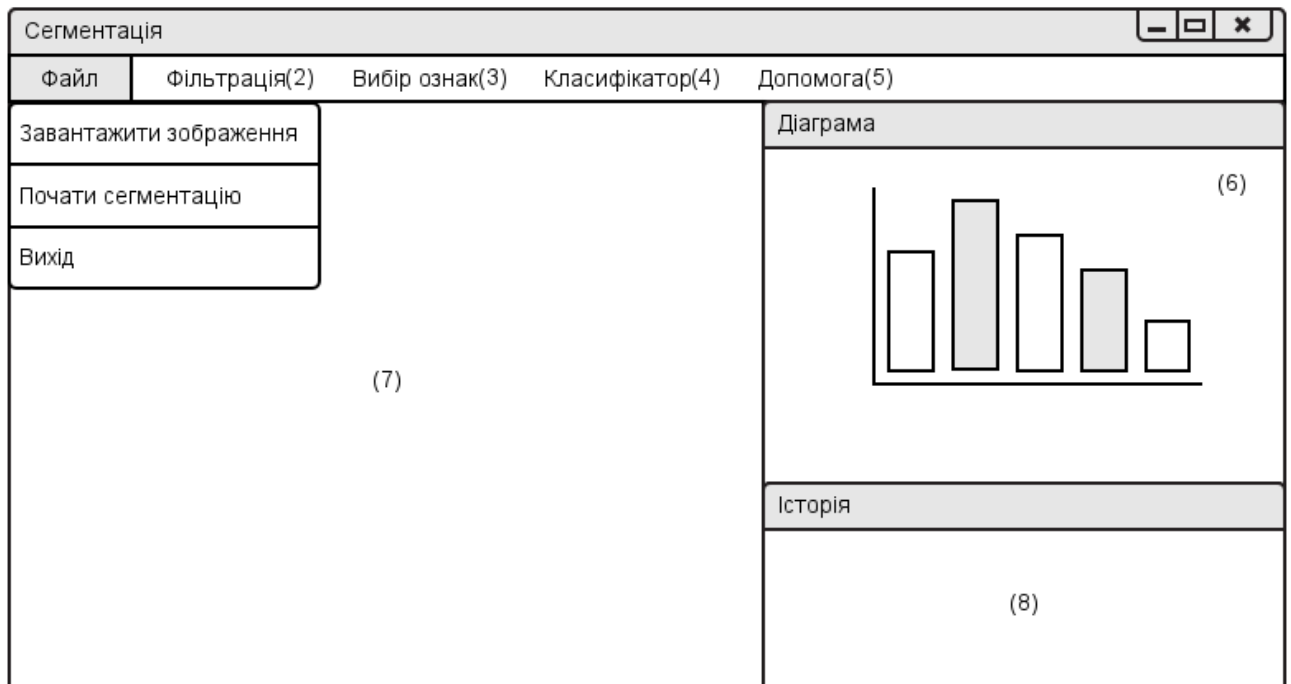


Рисунок 4.8 – Меню файл

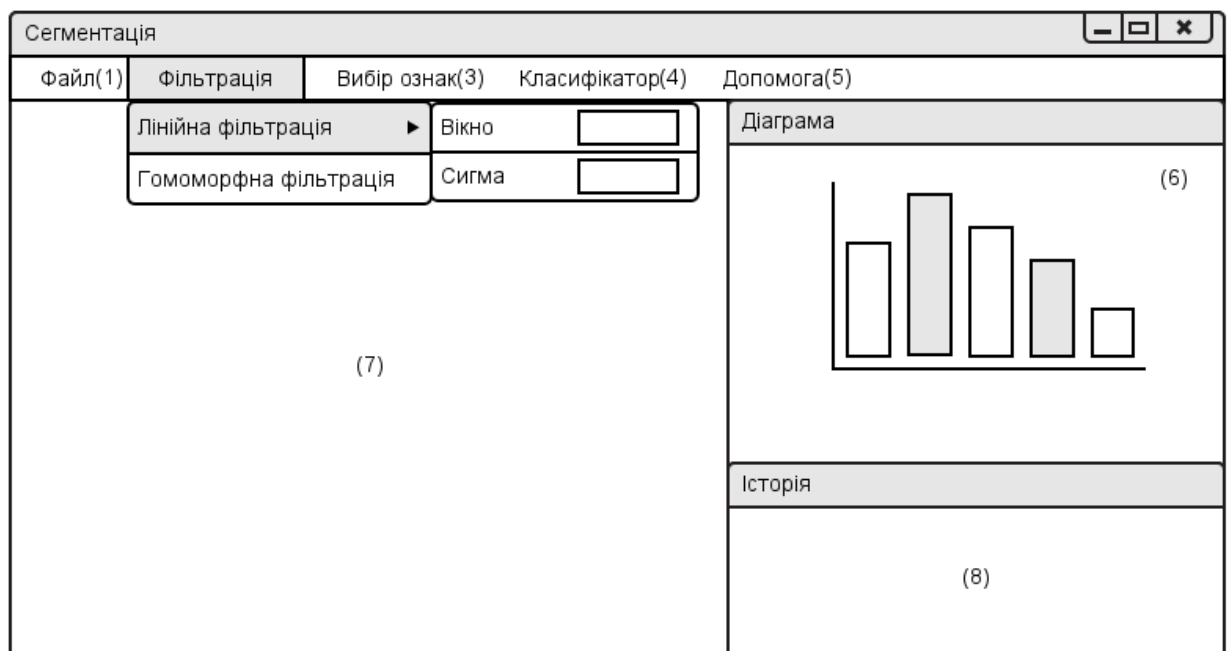


Рисунок 4.9 – Меню фільтрація (лінійна фільтрація)

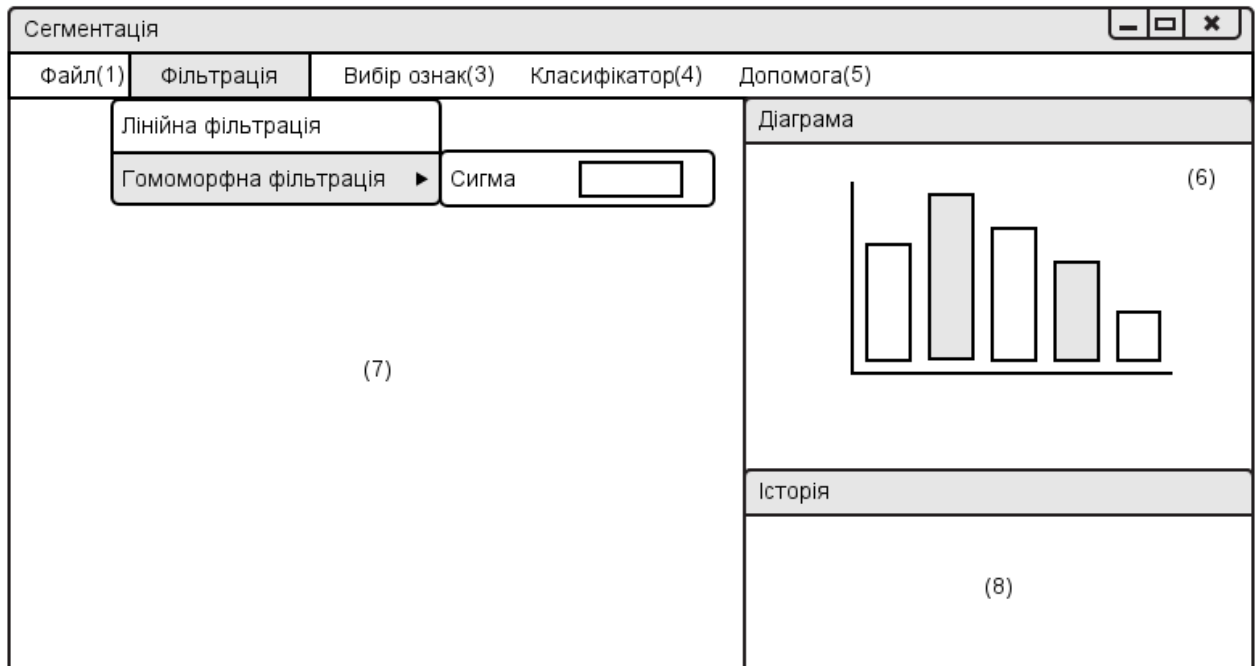


Рисунок 4.10 – Меню фільтрація (гомоморфна фільтрація)

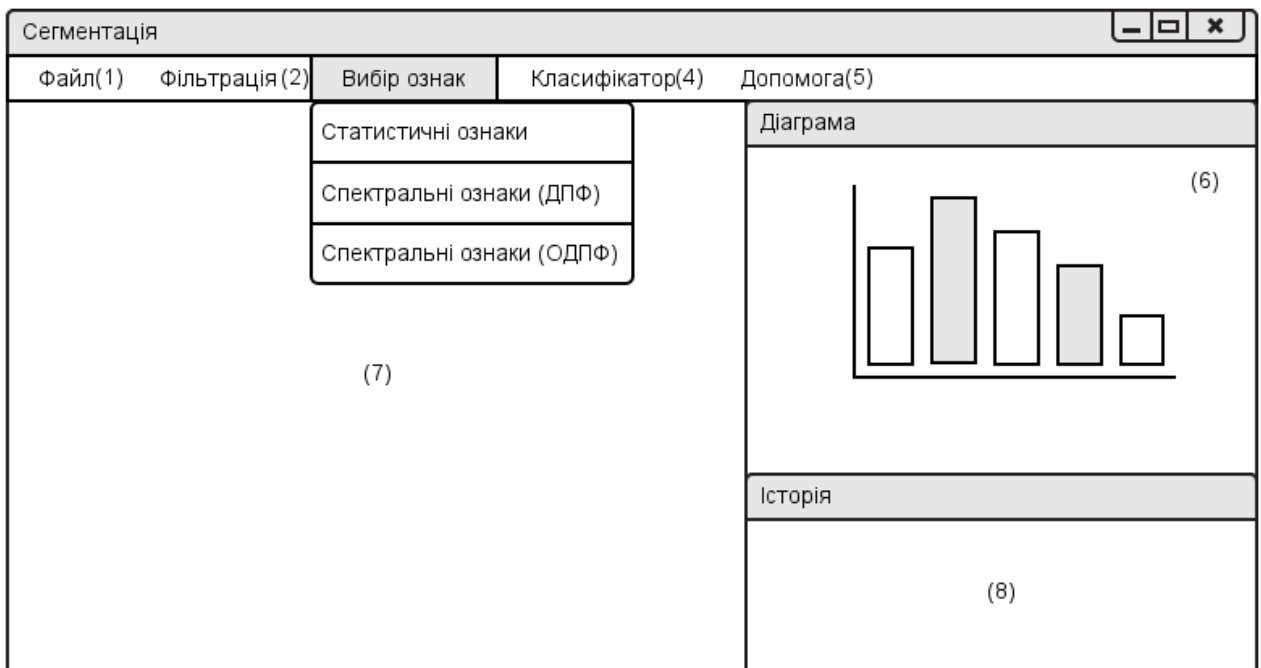


Рисунок 4.11 – Меню вибір ознак

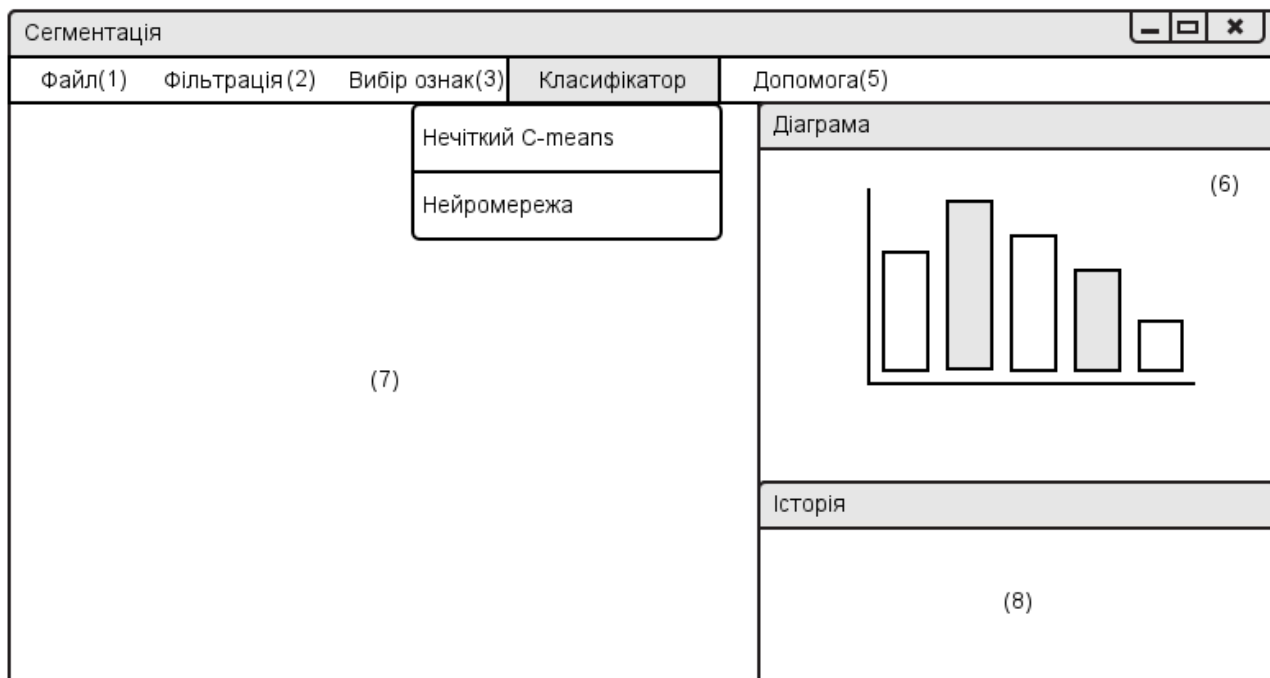


Рисунок 4.12 – Меню вибір класифікатора

Управління програмним кодом системи сегментації

Для реалізації системи пошуку зображень логотипів була вибрана мова програмування Java. Для розробки використовувалось середовище Eclipse. Код програми наведено в додатку А.

Опис класів системи сегментації

Для реалізації системи сегментації медичних зображень логотипів за візуальними примітивам форми були розроблені такі класи:

- клас *MainScene* – створює і ініціалізує головне вікно програми;
- клас *MainWindowController*– обробляє події всіх візуальних елементів головного вікна.

Містить наступні методи:

- *openUSImage()* – метод, який зчитує зображення з файлової системи;
- *populateData()* – метод, який служить для заповнення діаграми даними по результату сегментації;
- *exit()* – метод, який обробляє ситуацію виходу з програми;
- *displayMainView()* – метод, який відображає на панель головного вікна зображення яке обробляється;

- *runSegmentation()* – метод, який починає процес сегментації;
- *printLogMessage ()* – метод, який записує в лог інформацію про поточну операцію;

- клас *MatlabDecorator* – клас, який описує всі операції, що виконуються над ультразвуковим зображенням.

Містить наступні методи:

- *getStatisticalFeatures()* – метод, який обчислює статистичні ознаки у вікні.

Приймає шлях до зображення і розмір вікна для обробки;

- *getDFTFeatures()* – метод, який обчислює спектральні ознаки у вікні на основі одновимірного перетворення Фур'є;

- *get2DFTFeatures()* – метод, який обчислює спектральні ознаки у вікні на основі двовимірного перетворення Фур'є;

- *readImage()* – метод, який зчитує зображення для обробки;

- *getHomomorphicFilter()* – метод, який проводить гомоморфну фільтрацію зображення. Приймає шлях до зображення і значення параметра сигми;

- *geLlinearFilter()* – метод, який проводить лінійну фільтрацію зображення гауссовим фільтром. Приймає шлях до зображення, значення параметра сигми і розмір вікна;

- *getFCMClustrering()* – метод, який проводить кластеризацію зображення за алгоритмом нечіткого C-means;

- *getNNClustrering()* – метод, який проводить кластеризацію зображення за допомогою нейромережі;

- *printLogMessage ()* – метод, який записує в лог інформацію про поточну операцію;

- *writeToXls()* – метод, який записує значення ознак в xls файл.

Розрахунок метрик програмного коду

Для оцінки якості програмного коду були розраховані метрики програмного коду (таблиця 4.1).

Тестування програмної реалізації системи пошуку зображень

При побудови, та тестуванні програми пошуку було задіяно модульне тестування. Для реалізації модульного тестування була застосована бібліотека JUnit.

JUnit – бібліотека для модульного тестування програмного забезпечення на мові Java.

Таблиця 4.1 – Метрики програмного коду системи сегментації зображень

Метрика	Значення
Загальна кількість рядків коду в проекті системи сегментації медичних зображень	2471
Середня кількість рядків коду в одному класі.	85
Максимальна кількість рядків коду в одному класі.	325
Середня кількість рядків коду в одному методі	15
Максимальна кількість рядків коду в одному методі.	43
Максимальна глибина дерева наслідування	2
Середня цикломатична складність методу.	2
Максимальна цикломатична складність методу	5
Коментування коду	30 %.
Покриття коду модульними тестами	75 %.

Опис тестової конфігурації

Тестування проводилося на двох конфігураціях:

– Desktop PC, Intel Core i3 (2.1 ГГц), 2 Gb RAM, 200 Gb HDD, Intel GMA 950, ОС Windows 7 Ultimate;

– Laptop PC, Intel Core i5-1035G1, 16GB DDR4-SDRAM 1 GHz 6MB Cache, Turbo Boost 3,6 GHz 4 cores, 512 Gb HDD, Intel® UHD Graphics, ОС Windows 11 Home 64-bit.

Опис ризиків і труднощів, які можуть вплинути на якість тестування

Для запуску і тестування обов'язковим є наявність встановлених runtime-компонент бібліотек JUnit, JavaFx, MATLAB Builder JA. Крім того необхідно мати сформовану колекцію ультразвукових зображень.

4.3 Проведення модульного тестування

Модульне тестування спрямоване на тестування компонент системи таких як класи і методи. Це дозволяє досить швидко перевірити, чи не призвела чергова зміна коду до регресії, тобто до появи помилок у вже протестованих місцях програми, а також полегшує виявлення та усунення таких помилок. За результатами модульного тестування всі об'єкти системи працюють коректно.

Інструкція користувача системи сегментації

Даний посібник призначено для користувачів системи пошуку і містить в собі короткий опис функцій системи і кроків користувача, необхідних для використання цих функцій:

- запуск програми. Програма може бути запущена за допомогою файлу `Segmentation.jar`. Після чого відкривається головне вікно програми (рис. 3.13);
- відкриття зображення для обробки. Для того щоб відкрити файл ультразвукового зображення потрібно зайти в меню «Файл – Завантажити зображення». Далі буде відкрито стандартне вікно роботи з файлами, аналогічне представленому у вашій ОС. Після вибору файлу, макет зображення відобразиться на панелі перегляду (рис. 3.14);
- вибір методу попередньої фільтрації. Для вибір методу попередньої фільтрації необхідно активувати меню «Фільтрація» (рис. 3.15) і вибрати один з методів: лінійну або гомоморфну фільтрацію;
- вибір ознак для опису текстури зображення. Для цього необхідно активувати меню «Вибір ознак» (рис. 3.16) і вибрати один з трьох варіантів: статистичні, спектральні на основі одновимірного перетворення Фур'є і спектральні на основі двовимірного перетворення Фур'є типів ознак. Крім того тут же можна змінити розмір вікна в якому будуть обчислюватися ознаки;

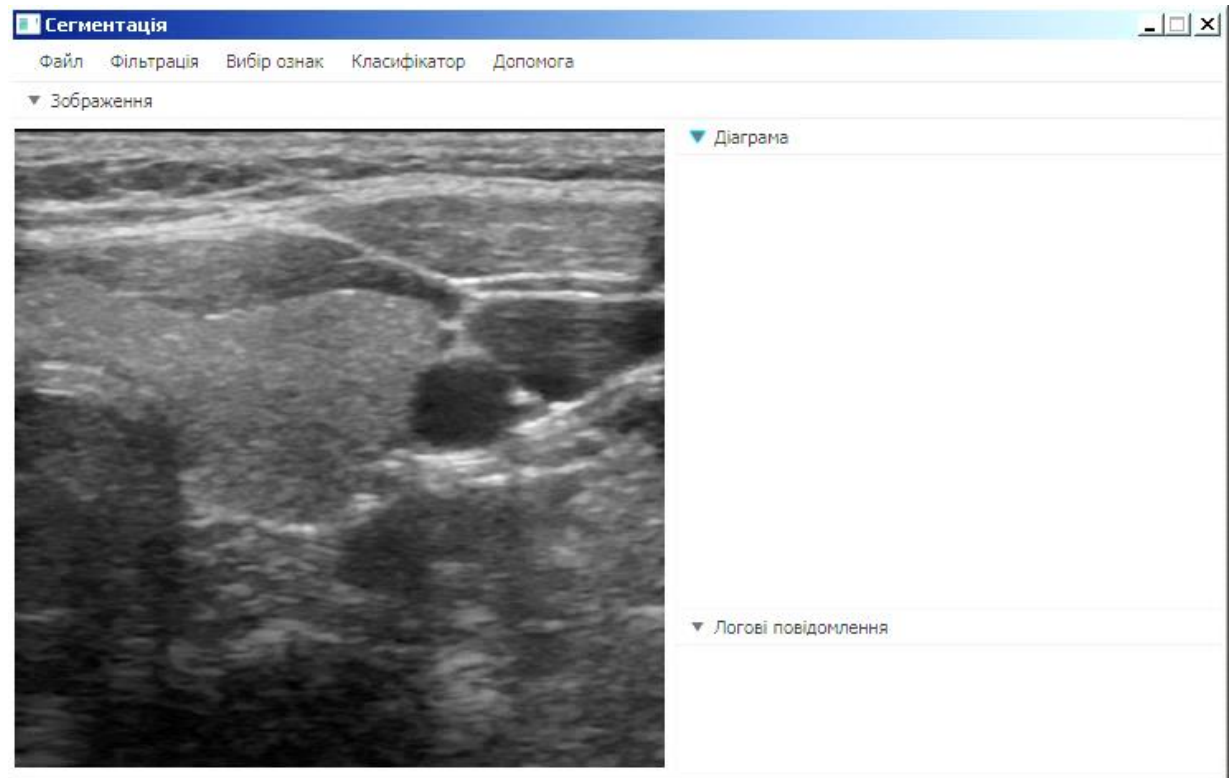


Рисунок 4.14 – Віконна форма з відображенням завантаженого зображення

– вибір типу класифікатора. Для того щоб вибрати тип класифікатора необхідно активувати меню «Класифікатор» і вибрати тип класифікатора: **нечіткий C-means** або **нейромережа**.

– сегментація. Для початку процесу сегментації необхідно активувати меню «Файл – Почати сегментацію». Після деякого часу на панелі відобразиться результат сегментації. Також з'явиться діаграма з результатом сегментації (рис. 4.17).

Інструкція по збірці проекту системи пошуку

Даний посібник призначено для користувачів системи пошуку і містить в собі короткий опис процесу установки системи на цільове обладнання замовника.

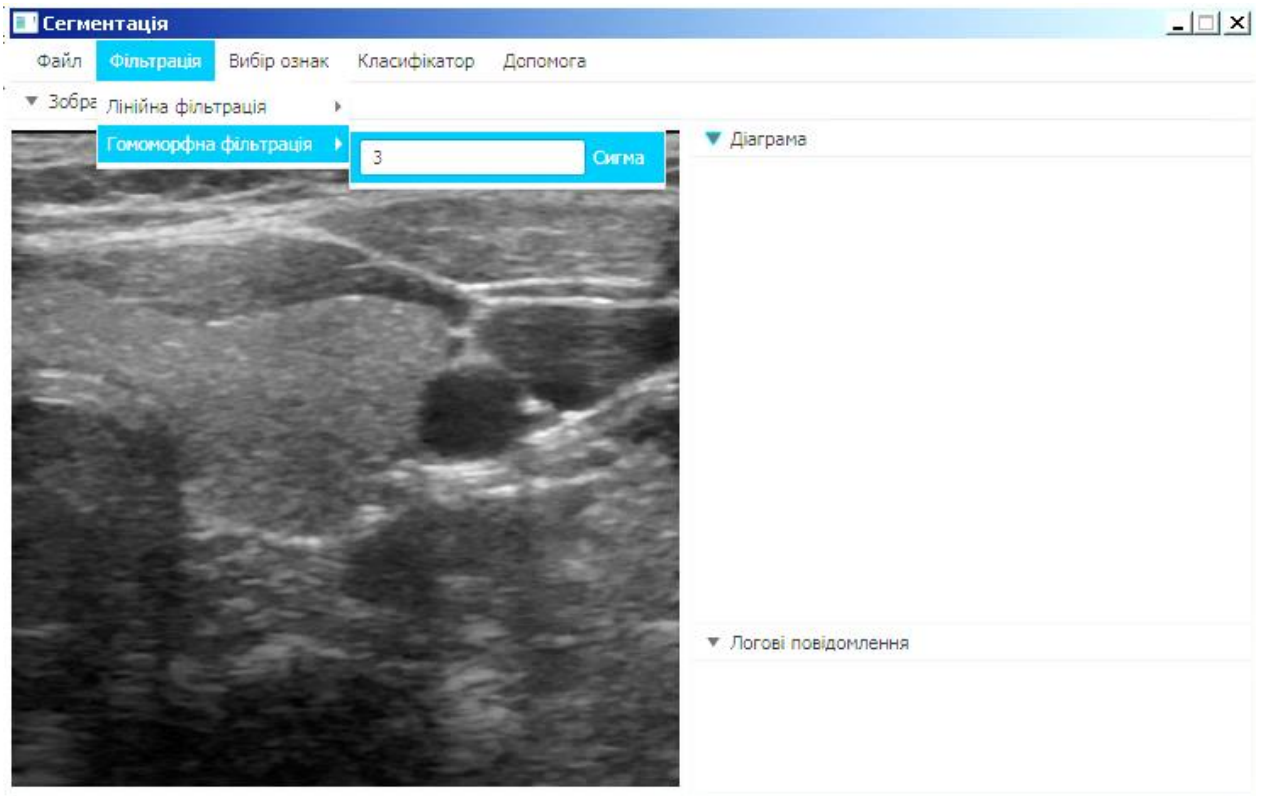


Рисунок 4.15 – Віконна форма вибору алгоритму фільтрації

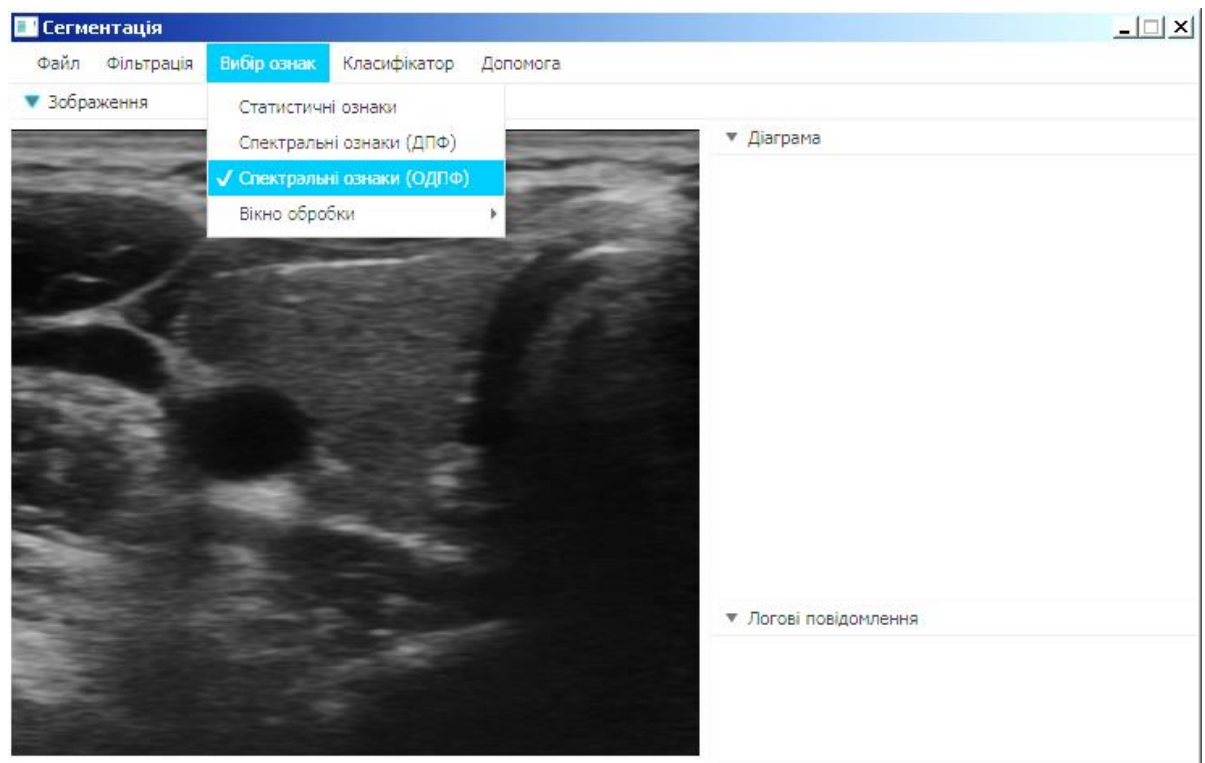


Рисунок 4.16 – Віконна форма вибору алгоритму визначення ознак

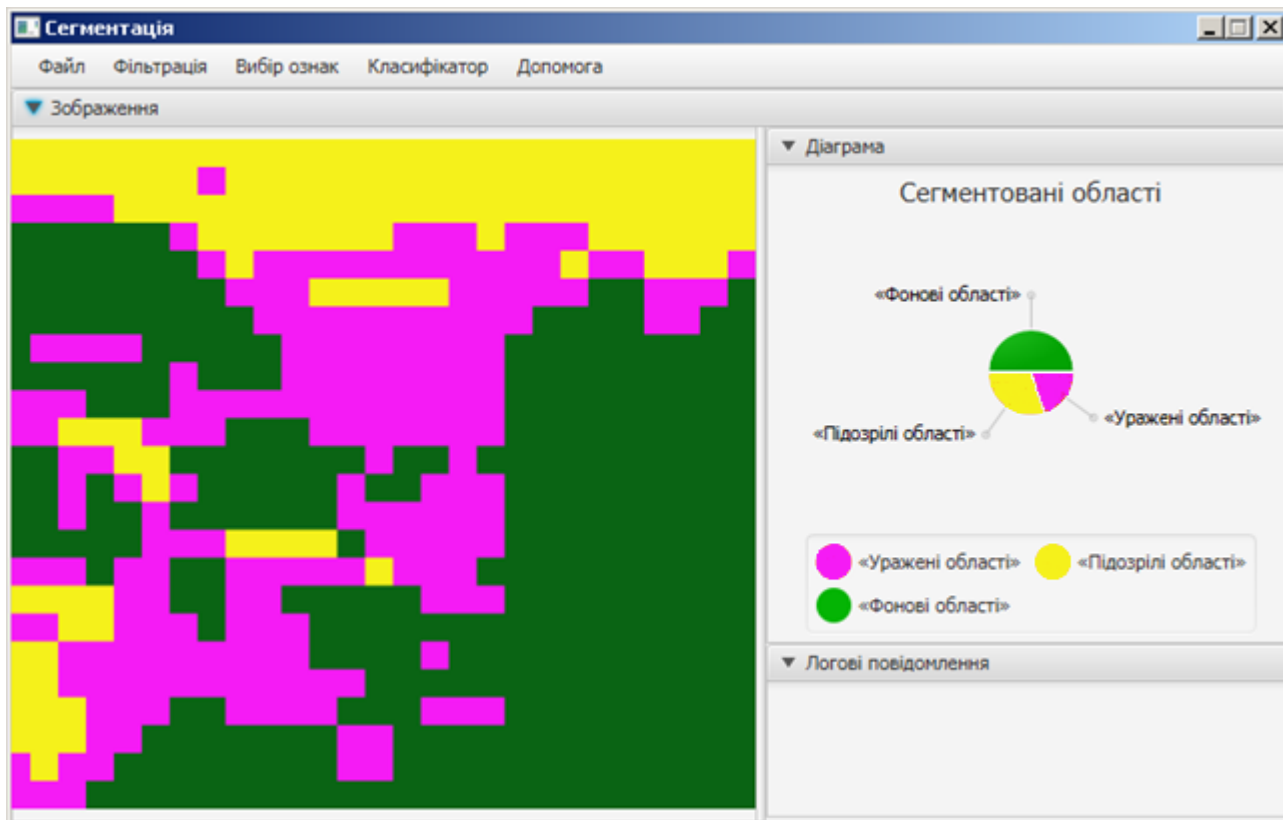


Рисунок 4.17 – Віконна форма відображення результату сегментації

4.4 Висновки

Було виконано проектування інформаційної системи сегментації медичних ультразвукових зображень:

- визначено мету і завдання програмної системи сегментації медичних ультразвукових зображень;
- виявлено функціональні та нефункціональні вимоги;
- проведено моделювання прецедентів;
- визначені ключові сценарії;
- розглянуті основні архітектурні представлення: розгортання системи, діаграма компонентів, концептуальна модель.

В рамках програмної реалізації системи було виконано:

- розробка програмного коду на мові програмування Java;
- опис класів розробленої системи;

- розрахунок метрик програмного коду;
- модульне тестування системи;
- проектна документація: інструкція користувача і інструкція по збірці.

ВИСНОВКИ

Робота присвячена розв'язанню важливої науково-технічної задачі – дослідження сегментації медичних зображень УЗД. Всі завдання вирішені, мета досягнута.

У відповідності з поставленою метою був виконаний аналіз існуючих методів і алгоритмів сегментації медичних зображень УЗД. В результаті проведеного аналізу виявлено, що більшість методів не забезпечують достатній рівень якості сегментації ультразвукових медичних зображень через їх велику складність і багатofакторність.

Проаналізовано проблеми та задачі, що виникають при діагностуванні та візуалізації патологічних областей на зображеннях медичної діагностики. В результаті аналізу наукових джерел встановлено, що якісно проведений процес сегментації медичного зображення при аналізі патологічних областей, забезпечує отримання не тільки інформації про розташування меж таких областей, а й додаткових кількісних оцінок і допомагає лікарям приймати рішення при постановці клінічного діагнозу. Виконання процедури сегментації в ручному режимі вимагає підвищеної уваги лікаря-діагноста протягом тривалого часу. Тому бажано використовувати методи інтерактивної або автоматичної сегментації медичних зображень, що дають точне і стійке рішення.

В результаті аналізу характеристик текстур, які зустрічаються на ультразвукових зображеннях, були виділені класи текстурних областей для подальшого аналізу: «фонові», «підозрілі», «уражені».

Реалізовано алгоритми попередньої обробки зображень на основі лінійної просторової та гомоморфної фільтрації. Для опису ознак областей і аналізу ультразвукового зображення були розроблені алгоритми на основі статистичного і спектрального підходів. В якості методу сегментації зображень, для прийняття рішення про маркування колу пікселя заданого розміру, був обраний метод на основі алгоритму нечіткої кластеризації – C-means.

Виконано проектування і програмну реалізацію інформаційної системи сегментації медичних ультразвукових зображень на мові програмування Java під операційні системи Windows 7, Windows 10, Ubuntu, FreeBSD, Xubuntu, LXDE, Lubuntu, OpenSuse.

В ході проведених комп'ютерних експериментів з використанням створених моделей зображень з різними класами областей та реальними медичними ультразвуковими зображеннями була оцінена якість роботи існуючих алгоритмів сегментації зображень.

Встановлено, що система забезпечує точність сегментації 65 % і відгук 68 % при статистичному описі ознак ультразвукового зображення, при спектральному описі ознак – 79 % і 80 %. Найкращі результати отримані при обчисленні ознак на основі форми спектра ОДПФ.

Застосування лінійної фільтрації гаусовим фільтром при спектральному описі ознак ультразвукового зображення збільшило показник точності сегментації на 2 %. При статистичному описі ознак лінійна фільтрація збільшила показник відгуку на 1 %. Застосування гомоморфної фільтрації при спектральному описі ознак ультразвукового зображення збільшило показник відгуку на 3 %.

ПЕРЕЛІК ПОСИЛАНЬ

1. Шапиро Л. Компьютерное зрение / Л. Шапиро, Дж.Стокман. – М.: БИНОМ.– 2006. – 752 с.
2. Красильников Н. Н. Цифровая обработка 2D- и 3D- изображений / Н. Н. Красильников. – СПб.: БХВ-Петербург, 2011. – 608 с.
3. Принципы ультразвукового исследования [Электронный ресурс] / Я. Я. Махмудов – статья. – Режим доступа: http://www.urofaq.ua/man_UZI.htm.
4. Андреева А. Д. Обзор программ для визуализации медицинских данных / А. Д. Андреева, С. Э. Маркина // Молодой ученый. – 2013. – №3. – С. 512– 516.
5. PureView – интегрированная технология повышения качества УЗ изображений в реальном времени [Электронный ресурс] – статья. – Режим доступа: <http://biosite.ua/articles/5/98>.
6. Mansourpour M. Effects and performance of speckle on active radar and sar images / M.Mansourpour, M. Rajab // University of Tehran. – 2010. – Access mode: [http://www.isprs.org/proceedings/XXXVI/1-W41/makaleler/Rajabi_Speckle_Noise .pdf](http://www.isprs.org/proceedings/XXXVI/1-W41/makaleler/Rajabi_Speckle_Noise.pdf).
7. Dzung L. Current methods in medical image segmentation / L. Dzung, Xu Chenyang, L. Jerry // The Johns Hopkins University. – 2013. – P. 315 – 337. – Access mode: <http://www.dtic.upf.edu/~afrangi/ibi/CurrentMethodsInImageSegmentation.pdf>
8. Narkhede H. P. Review of Image Segmentation Techniques / H. P. Narkhede // International Journal of Science and Modern Engineering, 2013. – № 8. – vol. 1. – P. 358 – 378.
9. Chijindu V. C. Medical Image Segmentation Methodologies – A Classified Overview / V. C. Chijindu, H. C. Inyama // African Journal of Computing & ICT. – 2012. – № 5. – vol.5. – P. 1204 – 1225.
10. Гонсалес Р. Цифровая обработка изображений в среде MATLAB / Р. Гонсалес, Р. Вудс, С. Эддинс. – М.: Техносфера. – 2006. – 616 с.
11. Цапаев А.П. Методы сегментации изображений в задачах обнаружения дефектов поверхности / А.П. Цапаев, О.В. Кретинин // Компьютерная оптика. –

2012. – №3. – С. 448 – 452. – Режим доступа: <http://www.computeroptics.smr.ua/KO/PDF/KO36-3/19.pdf>

12. Turtinen Markus. Texture Classification by Combining Local Binary Pattern Features and a Self-Organizing Map / Markus Turtinen // University of Oulu. – 2013. – Access mode: http://www.ee.oulu.fi/mvg/files/pdf/pdf_423.pdf

13. Mounir Sayadi. A New Texture Segmentation Method Based on the Fuzzy C-Mean Algorithm and Statistical Features / Sayadi Mounir, Tlig Lotfi // Applied Mathematical Sciences.– 2007. – № 60. – vol. 5. – P. 2999 – 3007.

14. Preeti Aggarwal. Role of Segmentation in Medical Imaging: A Comparative Study / Aggarwal Preeti, Vig Renu, // International Journal of Computer Applications, 2011. – № 1. – vol. 29. – P. 50 – 67.

15. Ojala Timo. Unsupervised texture segmentation using feature distributions / Timo Ojala, Matti Èäinen // Pattern Recognition. – 2009. –№32. – vol. 5. – P. 1054 – 1071.

16. Baldevbhai P.J. Review of Graph, Medical and Color Image base Segmentation Techniques / P.J.Baldevbhai, R.S. Anand // IOSR Journal of Electrical and Electronics Engineering. – 2020. –№1. – vol. 1. – Access mode: <http://www.iosrjournals.org/iosr-jeee/Papers/vol1-issue1/A0110119.pdf>

17. Glenn Fung. A Comprehensive Overview of Basic Clustering Algorithms / Fung Glenn,2001.– Access mode: <http://pages.cs.wisc.edu/~gfung/clustering.pdf>

18. Hanmandlu M. A Fuzzy Approach to Texture Segmentation / M. Hanmandlu, V.K. Madasu and S. Vasikalra // International Conference on Information Technology: Coding and Computing. – 2004. – 512 p.

19. Xiuwen Liu. Image and Texture Segmentation Using Local Spectral Histograms / Liu Xiuwen, Wang DeLiang // IEEE transactions on image. – 2006. – № 10. – vol. 15. – P. 2085 – 2098.

20. Wang Jing. Texture Image Classification using Modified Local Binary Pattern / Jing Wang,Bing Zhang // EECS Department Northwestern University. – 2021. – Access mode: <http://www.jprr.org/index.php/jprr/article/viewFile/167/74>