

Міністерство освіти і науки України
Вінницький національний технічний університет

**ІНТЕЛЕКТУАЛІЗОВАНА СИСТЕМА
ОЦІНЮВАННЯ ДИНАМІЧНИХ ЗМІН
БІОМЕДИЧНИХ ЗОБРАЖЕНЬ**

Монографія



Вінниця
ВНТУ
2024

УДК 681.5:613
I 57

Рекомендовано до друку Вченою радою Вінницького національного технічного університету Міністерства освіти і науки України (протокол № 15 від 25.06.2024 р.)

Автори:

**Н.П. Бабюк, С.В. Павлов, П.Ф. Колісник,
О.Ж.Мамирбаєв, Ж.Ж. Ажибекова**

Рецензенти:

О.Г. Аврунін – доктор технічних наук, професор, завідувач кафедри біомедичної інженерії Харківського національного університету радіоелектроніки МОН України

Н.В. Тітова – доктор технічних наук, професор, завідувач кафедри біомедичної інженерії Національного університету «Одеська Політехніка» МОН України

Інтелектуалізована система оцінювання динамічних змін біомедичних зображень :монографія / Н.П. Бабюк, С.В. Павлов, П.Ф. Колісник, О.Ж. Мамирбаєв, Ж.Ж. Ажибекова. – Вінниця : ВНТУ, 2024. – 131 с.

I-56

ISBN 978-966-641-963-0

Монографію присвячено подальшому розвитку систем для оцінювання динамічних змін шляхом аналізу біомедичних зображень, що дозволяє автоматизувати етапи діагностики і здійснювати кількісний моніторинг патологічних змін судин. На основі розроблених теоретичних положень реалізовано систему для оцінювання динамічних змін біомедичних зображень очного дна.

Сформульовано рекомендації щодо створення системи для оцінювання динамічних змін біомедичних зображень на прикладі визначення стану мікроциркуляції крові в судинах очного дна, показники якої дозволяють оцінювати адекватність дій щодо аналізу цифрових біомедичних зображень очного дна.

Розрахована на науковців, аспірантів, студентів спеціальностей «Лазерна та оптоелектронна техніка» та «Біомедична інженерія».

УДК 681.5:613

ISBN 978-966-641-963-0

© Н.П. Бабюк, С.В. Павлов, П.Ф. Колісник,
О.Ж.Мамирбаєв, Ж.Ж. Ажибекова, 2024

ЗМІСТ

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ СКОРОЧЕНЬ.....	6
ВСТУП.....	7
РОЗДІЛ 1	10
АНАЛІЗ МЕТОДІВ ТА СИСТЕМ ДЛЯ ОБРОБЛЕННЯ БІОМЕДИЧНИХ ЗОБРАЖЕНЬ В ОФТАЛЬМОЛОГІЇ	10
1.1 Аналіз методів та систем оцінювання динамічних змін біомедичних зображень	10
1.2 Автоматизована обробка біомедичних зображень в офтальмології. Отримання та візуалізація біомедичних зображень.....	19
1.3 Особливості комп'ютерного аналізу біомедичних зображень ока та очного дна.....	21
1.4. Ознаки, які характеризують стан мікроциркуляції судин ока та очного дна	26
РОЗДІЛ 2	33
РОЗРОБЛЕННЯ МЕТОДІВ ТА МОДЕЛІ ОЦІНЮВАННЯ ДИНАМІЧНИХ ЗМІН БІОМЕДИЧНИХ ЗОБРАЖЕНЬ	33
2.1 Характеристика об'єкту дослідження: судин ока та очного дна та методів оброблення біомедичних зображень	33
2.2 Розроблення математичних моделей для аналізу біомедичних зображень на основі просторово-зв'язного препарування	38
2.2.1 Розроблення математичних моделей на основі просторово- зв'язного препарування	38
2.2.2 Кореляційний аналіз динамічних змін об'єктів біомедичних зображень мікроциркуляції судин ока та очного дна	48
2.3 Метод визначення порогу градієнтного фільтра в системі оброблення біомедичних зображень.....	51
2.4. Застосування методу W-спектра зв'язності для підвищення завадостійкості оброблення біомедичних зображень очного дна	56
2.5 Висновки до другого розділу.....	60

РОЗДІЛ 3	61
РОЗРОБЛЕННЯ ЗАСОБІВ ПОКРАЩЕННЯ ЯКОСТІ БІОМЕДИЧНИХ ЗОБРАЖЕНЬ ТА ФОРМУВАННЯ ДІАГНОСТИЧНИХ ОЗНАК.....	61
3.1 Формування діагностичних ознак і критеріїв для оцінювання кон'юнктивальної мікроциркуляції крові	61
3.2 Покращення якості виділення контурів біомедичних зображень із використанням фільтрів та критерії їх ефективності	68
3.3 Методика аналізу біомедичних зображень на основі прямого паралельно-ієрархічного перетворення та оцінювання достовірності прогнозування.....	77
3.4 Висновки до третього розділу	84
РОЗДІЛ 4	85
РЕКОМЕНДАЦІЇ ЩОДО АПАРАТНО-ПРОГРАМНОЇ РЕАЛІЗАЦІЇ ТА ЕКСПЕРИМЕНТАЛЬНІ ДОСЛІДЖЕННЯ СИСТЕМИ ДЛЯ ОЦІНЮВАННЯ ДИНАМІЧНИХ ЗМІН БІОМЕДИЧНИХ ЗОБРАЖЕНЬ СУДИН ОЧНОГО ДНА.....	85
4.1 Рекомендації щодо створення системи оцінювання стану мікросудин ока	85
4.2 Розробка системи для оцінювання динамічних змін біомедичних зображень мікросудин очного дна.....	86
4.3 Алгоритм оброблення біомедичних зображень мікроциркуляції мікросудин очного дна	94
4.4 Реалізація алгоритмічно-програмного забезпечення для системи оцінювання динамічних змін біомедичних зображень та приклад експериментальних досліджень.....	96
4.5 Висновки до четвертого розділу.....	99
ВИСНОВКИ	101
СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ	104
Додаток А	116

Фрагмент лістингу програмного забезпечення для аналізу біомедичних зображень мікроциркуляції судин очного дна та кон'юнктиви ока.....	116
Додаток Б.....	122
Система визначення.....	122
структурних змін мікроциркуляції судин ока та очного дна.....	122
Додаток В.....	123
Методика визначення автокореляційної функції для оцінювання динамічних змін біомедичних зображень мікроциркуляції судин очного дна та кон'юнктиви ока.....	123

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ СКОРОЧЕНЬ

АКФ	автокореляційна функція
БЗ	біомедичне зображення
БО	біомедичний об'єкт
ЕЗ	еталонне зображення
ЗЗ	затримане зображення
ЗРП	загальний різницевий поріг
Ю	інформаційна одиниця
ЛРП	локально-різницевий поріг
НМ	нейронна мережа
ПЗ	поточне зображення
ПЗЗ	пристрій із зарядовим зв'язком
ПЗКП	просторово-зв'язні контурні препарати
ПІ	паралельно-ієрархічний
ПЛС	програмована логічна інтегральна схема
СПЗ	спектр просторової зв'язності
СЦО	система цифрової обробки
СШ	система штучного інтелекту
УПЗПр	узагальнені просторово-зв'язані препарати
MIMD	multiple instruction, multiple data
SIMD	single instruction, multiple data

ВСТУП

Актуальність теми. Сучасна медицина є однією з найбільш високотехнологічних галузей наукової та практичної діяльності, найважливіше завдання якої полягає в розробці нових ефективних методик ранньої діагностики різних патологій. Кілька останніх десятиліть характеризуються значним проривом в галузі технічної оснащеності медицини. Комп'ютерний аналіз зображень став основним інструментом медичних діагностичних систем, що дозволяє істотно підвищити якість діагностики. Найбільш активно інформаційні технології впроваджуються в офтальмологію.

В даний час в багатьох країнах інтенсивно використовується підхід кількісної оцінки зображень судин для виявлення судинної патології в громадських скринінг-центрах із застосуванням автоматизованих систем розпізнавання образів (Goldbaum, Taylor, Abramoff, Kelvin, Perez-Rovira, Stewart). Однак проведений аналіз існуючих на даний момент програмних комплексів аналізу зображень судинних систем показав, що більшість з них не має прикладного програмного забезпечення для вимірювання повного набору діагностичних ознак і постановки діагнозу, а містить лише засоби реєстрації зображень, ведення обліку діагностичної інформації про пацієнта і найбільш часто використовувані засоби для попередньої обробки зображень, підвищення якості та маркування зображень.

Дослідження в монографії спрямовані на розроблення методів та системи для оцінювання динамічних змін біомедичних зображень в офтальмології, зокрема аналізу зображень мікроциркуляції судин ока і судин очного дна. Зображення судин несуть важливу діагностичну інформацію, на підставі дослідження яких лікар може робити висновки про стан здоров'я людини. Оцінювання стану судин використовується також при лікуванні системного атеросклерозу, інсульту, захворювань нирок та ін. Особливо цінним є те, що діагностично значущу інформацію про характер мікроциркуляції кон'юнктиви ока та стан судин очного дна можна отримати із застосуванням неінвазивних методик, без побічних ефектів. Доступність неінвазивного огляду та візуалізації робить судини очного дна найбільш інформативними для аналізу локальної мікроциркуляції та прогностично значущими в плані оцінювання гемодинаміки всього організму.

У даний час переважно при офтальмологічних дослідженнях використовується оптико-електронні системи, які базуються на аналізі

локального діаметра судин. Однак такі системи є обмеженими у розумінні процесу аналізу розвитку багатьох захворювань. Клінічно важливими показниками, які вносять істотний внесок в оцінювання ступеня патології та ймовірності розвитку захворювань, є й інші статистичні параметри: нерівномірність діаметра, кривизна, звивистість судин та ін. Офтальмоскопічні дослідження мікросудин на основі сучасних методів та систем для дозволяють оцінювати біомедичні показники стану судинної системи з вищою інформативністю, ніж при вивченні окремих органів і тканин людини. Тому до офтальмологічного діагностичного обладнання висуваються підвищені вимоги щодо достовірності, точності, швидкості оброблення зображень тощо. Сучасні діагностичні системи, що застосовуються в офтальмології, рідко дають таку можливість. Крім того, рівень вимог до медичного діагностичного обладнання, яке використовується в даній галузі, незмінно підвищується, що вимагає застосування нових інформаційних методів і сучасних засобів до його реалізації.

Тому задача, яка розв'язується в роботі, а саме розробки системи для оцінювання динамічних змін шляхом аналізу біомедичних зображень, що дозволяє автоматизувати етапи діагностики і здійснювати кількісний моніторинг патологічних змін судин є актуальною задачею.

Мета і задачі дослідження. *Метою даної роботи є підвищення достовірності оброблення біомедичних зображень очного дна шляхом розробки методу і системи оцінювання динамічних змін біомедичних зображень в офтальмології.*

Для досягнення поставленої мети необхідно розв'язати такі задачі:

- провести аналіз існуючих методів і підходів для оцінювання біомедичних зображень очного дна в нормі і патології;
- розробити на основі просторово-зв'язного препарування математичну модель для оцінювання динамічних змін біомедичних зображень;
- удосконалити метод автоматичного вибору порогу градієнтного фільтра в частині фрагментування інформаційних ділянок;
- розвинути метод W-спектру зв'язності для аналізу біомедичних зображень;
- удосконалити алгоритм формування діагностичних ознак для розроблення критеріїв оцінювання біомедичних зображень очного дна;

- обґрунтувати вибір алгоритмів оброблення біомедичних зображень очного дна;
- запропонувати функціональну схему системи для оцінювання біомедичних зображень і розробити на її основі саму систему визначення динамічних змін зображень очного дна;
- провести експериментальні дослідження із застосуванням розробленої системи.

Об'єктом дослідження є процес оцінювання динамічних біомедичних зображень на основі методів та системи для аналізу мікроциркуляції судин ока.

Предметом дослідження є інформаційні діагностичні ознаки біомедичних зображень очного дна, характеристики системи для оцінювання біомедичних зображень очного дна.

Методи дослідження – базуються на використанні апарата *Q*-перетворення, паралельно-ієрархічного перетворення – для оцінювання інформаційних ознак біомедичних зображень, методи фільтрації – для усунення шумів різної природи, теорії експерименту та комп'ютерного моделювання для перевірки адекватності розроблених моделей.

РОЗДІЛ 1

АНАЛІЗ МЕТОДІВ ТА СИСТЕМ ДЛЯ ОБРОБЛЕННЯ БІОМЕДИЧНИХ ЗОБРАЖЕНЬ В ОФТАЛЬМОЛОГІЇ

1.1 Аналіз методів та систем оцінювання динамічних змін біомедичних зображень

У теорії цифрової обробки сигналів зображенням вважають інформативну двовимірну матрицю, яка містить усі характеристики відображеного об'єкта, які зумовлені способами та процесами отриманого зображення [1, 2]. Елементами цієї матриці є значення функції інтенсивності кольору. Тут під значенням кольору розуміють узагальнене значення цієї функції, яке є залежним від типу зображень. Наприклад, у разі напівтонових зображень елементом матриці є інтенсивність (відтінок, градація) сірого кольору. Додатковими параметрами можна вважати чіткість, контраст, оптичну густину, різкість тощо [3, 4].

Для кольорових зображень елемент матриці визначається тріадою параметрів [1] моделі кольору, які за допомогою визначених адитивних правил можуть об'єднуватися у одне ціле число. Представлення цілим числом зазвичай використовується для зберігання чи перенесення зображень або у графічних системах цифрової обробки (ГСЦО) початкового рівня. У професійній обробці колір переважно подають трьома базовими параметрами: тоном, насиченістю та інтенсивністю або параметрами моделі представлення кольору. Колірний тон визначається піком та розподілом у спектрі видимого оптичного випромінювання. Насиченість (інтенсивність певного тону) – ступінь відмінності яскравості хроматичного кольору від сірого. Повністю ненасичений колір буде відтінком (градацією) сірого.

Додатково до зазначених параметрів дуже часто використовують:

- параметр світлоти (ясність) – обернений ступінь відмінності від білого кольору;
- поняття глибини кольору – термін, який використовують для позначення того, скільки бітів необхідно для зберігання інформації про колір пікселя. Глибину кольору вимірюють у бітах на піксел.

Недоліком базових параметрів є неможливість їхнього безпосереднього перетворення на колірний сигнал. Проте, на відміну від параметрів моделей представлення цілим числом, вони надають

найповніше фізичне уявлення про колір. Тому основними параметрами ГСЦО є саме ці параметри [5].

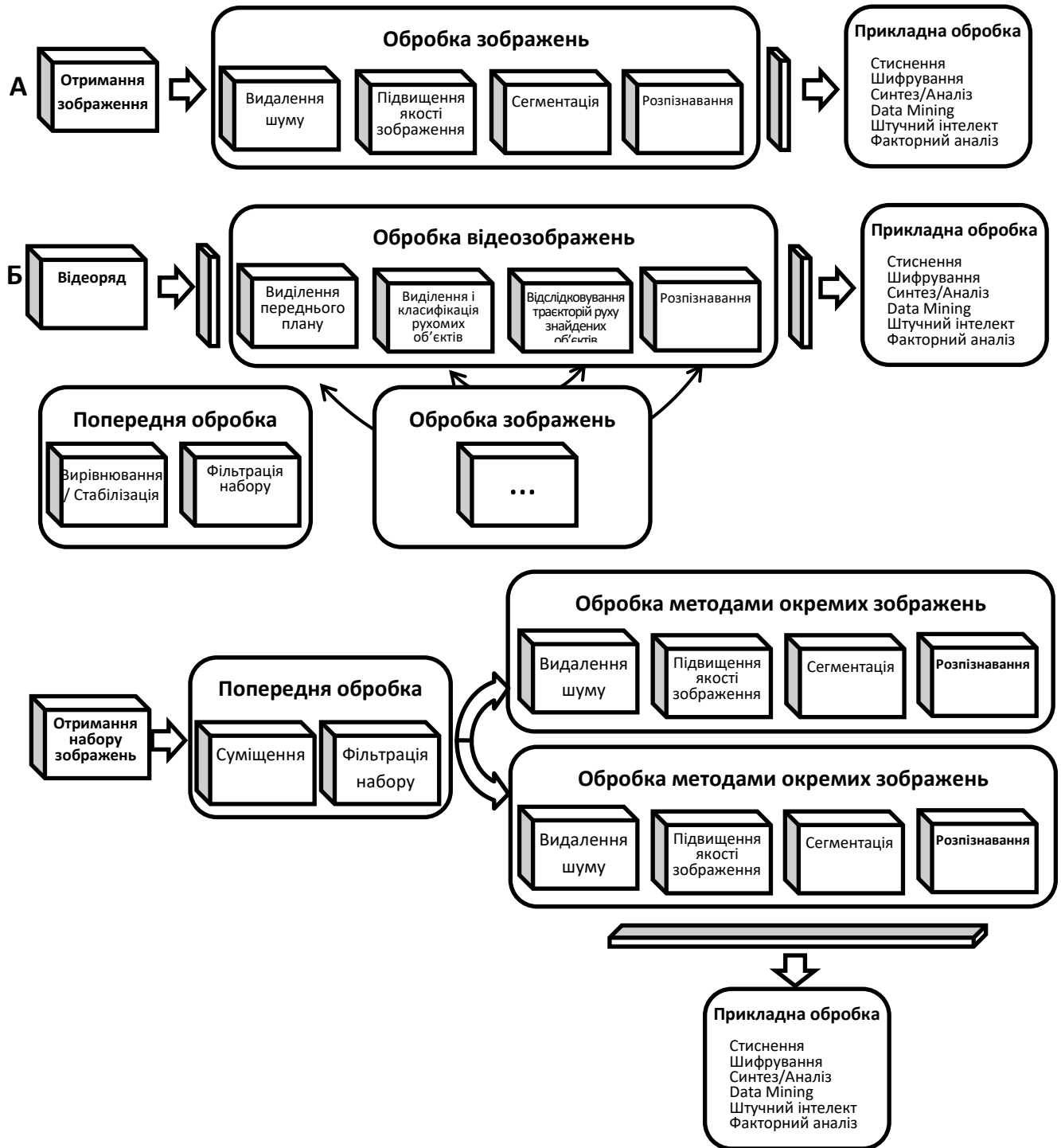


Рисунок 1.1 – Загальна схема оброблення біомедичних зображень: А – обробка зображень; Б – обробка окремих відеозображень; В – обробка наборів зображень [7].

Із розвитком засобів аналізу зображень зростають вимоги до результатів попередньої обробки. Традиційні методики опрацювання одновимірних сигналів все менше відповідають критеріям інтелектуального аналізу. У результаті цього виконання наукових й інженерних завдань під час роботи з візуальними даними потребує більших зусиль [3, 6].

Найяскравіше це проявляється у разі створення нових видів розподілених інформаційно-аналітичних систем, систем інтелектуального управління та віддаленого моніторингу, оскільки їх робота ґрунтується на опрацюванні візуальної інформації [2, 3, 6].

На рис. 1.1. наведено загальну схему оброблення біомедичних зображень [7]. Для кожного із процесів виділено етапи та класифіковано завдання обробки. У [8÷10] наведено приклади успішного застосування цих методів під час виконання практичних завдань.

В окремих випадках методи попередньої обробки можна використовувати на етапі post обробки для подальшого застосування алгоритмів у системах штучного інтелекту.

Слід зазначити, що при обробці зображення основним завданням є покращення його якості. Це завдання є комплексним, і містить не лише завдання поліпшення чіткості, контрастності, усунення шуму тощо [11, 12], а й масштабування зображень.

Оскільки процес отримання графічної інформації, як правило, є багаторівневим, то доцільно виділити чотири рівні обробки та аналізу біомедичних зображень та відповідних їм інформаційних процесів (табл. 1.1).

Таблиця 1.1 Етапи оброблення та аналізу біомедичних зображень [13]

	Характер оброблення та аналізу БЗ	Процеси перетворення інформації	Цільове призначення рівня
1.	Попереднє оброблення	$R(x, y, t) \rightarrow f\{I'(x, y, t)\} \rightarrow I(x, y, t)$	Поліпшення якості зображень
2.	Сегментація (загальний і детальний аналіз)	$I(x, y, t) \rightarrow P(x, y, t)$	Аналіз зображень об'єктів
3.	Виділення й аналіз ознак	$P(x, y, t) \rightarrow C_v(x, y, t)$	Ідентифікація
4.	Класифікація	$C_v(x, y, t) \rightarrow K_v$	Рішення

Тут $R(x,y,t)$ – відображуюча здатність об’єкта;
 $I'(x,y,t)$ – зображення на виході системи формування зображень;

$I(x,y,t)$ – зображення поліпшеної якості;

$f\{.\}$ – оператор оброблення;

$P(x,y,t)$ – сукупність параметрів зображення;

$C_v(x,y,t)$ – сукупність ознак, що описують v -й об’єкт;

K_v – рішення на основі ознак C_v .

Структурна схема системи для оброблення біомедичних зображень що зображена на рис. 1.2 містить підсистеми, які передбачають такі етапи оброблення зображень [14]:

- отримання (введення) зображення;
- перетворення і редагування;
- виділення об’єктів або фаз на зображенні;
- проведення визначення текстурних областей та ознак ;
- збереження і друк зображень й результатів аналізу.



Рисунок 1.2 - Структурна схема системи для оброблення біомедичних зображень [14]

Одним із найбільш важливих (за цінністю отриманої інформації) та складних (за реалізацією) етапів аналізу біомедичної інформації є сегментація. Мета сегментації - це скорочення об'ємів опрацьованої візуальної інформації та забезпечення можливості застосування при подальшому аналізі кожної ділянки зображення різними методами оброблення.

В дійсності, сегментація реальних біомедичних зображень є складною задачею розбиття зображення на однорідні ділянки за деякими ознаками [15]. Відповідно до мети оброблення та характеру початкової графічної інформації алгоритми сегментації базуються на ознаках неоднорідності або однорідності сигналу. Сегментація за ознакою неоднорідності базується на контурній інформації (контурна сегментація, локалізація, метод водорозділів, структурні методи при аналізі текстур), а за ознаками однорідності - на використанні інформації про кольорову структуру зображення (порогова сегментація, методи нарощування ділянок та ін.).

Локалізацію об'єкта розпізнавання, тобто виділення зони об'єкту, можна розглядати як вид контурної сегментації. Локалізація, як правило, відбувається у два етапи: розширення просторової локалізації об'єкту та його пошук. Для розширення просторової локалізації застосовується низькочастотна фільтрація, яка розмиває перепади інтенсивності і призводить до втрати найбільш інформативної частини графічної інформації. Пошук об'єкту здійснюється, як правило, за допомогою регулярних ітеративних алгоритмів. Ці алгоритми мають такі недоліки: низька завадостійкість, чутливість до локальних екстремумів, низька швидкість збіжності при цільових функціях типу «яр».

При обробці графічної інформації, як правило, застосовується статистична модель текстури. Згідно цієї моделі текстура представляється у вигляді випадкового поля, числові характеристики змінюються на границях однорідних для текстури ділянок. Для сегментації таких текстур застосовується амплітудно-детекторний метод [16], який полягає в наступному:

- здійснюється локальна статистична оцінка;
- математичного очікування, яка попіксельно віднімається з вхідного зображення;
- проводиться локальна статистична оцінка середньоквадратичного відхилення. Для цього залежно від властивостей застосовується або амплітудний або квадратичний детектор. В результаті матрицю отриманих

значень можна розглядати як матрицю інтенсивностей;

- проводиться контурна сегментація отриманого поля.

Дослідження показали, що цей метод має високі швидкодію, точність та завадостійкість.

Одним з засобів аналізу біомедичних зображень є системи автоматизованої мікроскопії (САМ). Програмне забезпечення САМ використовується в таких наукових біологічних і медичних дослідженнях [17, 18]: ентомологія, гістологія, цитологія, мікробіологія, ембріологія, мікологія, паразитологія, флуоресцентна мікроскопія.

САМ складається із системи введення зображень з об'єктивом для макрознімання або із встановленою на мікроскопі для фотографування мікроскопічних об'єктів відеокамерою, комп'ютера і програмного забезпечення. Об'єктами дослідження у таких системах є статичні зображення мікроскопічних об'єктів: мінеральних зерен, пор, мікрodefektів, включень, клітинних структур, мікроорганізмів [19].

Для усунення дефектів, покращення якості і додаткової обробки в інформаційній технології необхідними є функції попередньої обробки зображення:

- виділення частини зображення;
- масштабування зображення;
- конвертація з одного кольорового базису в інший;
- корекція яскравості зображення;
- корекція гама кольорів.

Для обчислення контурних ознак інформаційна технологія повинна містити додаткову обробку отриманих даних. До функцій, які забезпечують додатковий аналіз, належать (табл. 1.2):

- функція проходження контуром;
- функція виділення великої осі;
- функція виділення характеристичних точок;
- функція апроксимації контуру.

Із проведеного аналізу існуючих методів та систем оброблення біомедичних зображень можна зробити висновок, що вони застосовуються для досягнення певних завдань:

- покращення якості зображень, компенсація дефектів реєструючої системи, зменшення шуму;
- розрахунок клінічно важливих кількісних параметрів (відстані, площі, об'єму і т. ін.);
- полегшення інтерпретації (розпізнавання структур та

новоутворень);

- встановлення зворотного зв'язку.

Таблиця 1.2 Порівняння алгоритмів виділення біомедичних об'єктів

[15]

	Алгоритм	Точність	Швидкість виділення	Рівень автоматизації
1.	Попіксельне виділення	найвища	низька	відсутній
2.	Блочне виділення	висока	висока	високий
3.	Виділення на основі характеристичних точок	висока	найвища	найвищий

Розробка систем для оцінювання біомедичних зображень, а саме для визначення важливих елементів зображень, таких як оптичний диск, бульварна кон'юнктива ока, параметри судин та інших діагностичних ознак судинних систем, є перспективним напрямком для дослідження [20]. Загальна таблиця аналізу ефективності систем для систем для оцінювання стану та патологій мікроциркуляції судин приведено в таблиці 1.3. Слід навести такі системи для оцінювання біомедичних зображень.

Система SIRIUS [20] (System for the Integration of Retinal Images Understanding Services) являє собою комп'ютерну систему для аналізу зображень сітківки. Система SIRIUS складається з веб-інтерфейсу, сервера програми для надання різних сервісів і набору інструментів для задач обробки зображень. Система дозволяє проводити обмін зображеннями і надає різні автоматизовані методи для скорочення помилок при аналізі зображень сітківки. Недолік – відсутність можливості вимірювання звивистості судин та інших діагностичних ознак патологічних змін судин для виявлення різних патологій на зображеннях сітківки.

Компанія Delante пропонує альтернативне діагностичне програмне забезпечення для аналізу медичних зображень [20], у тому числі і судин. Ними розроблено два потужних набору додатків для діагностичних станцій IQ-VIEW і Myrian.

Програма IQ-VIEW може інтегруватися з будь-якою системою передачі та архівації зображень (PACS). Вона поєднує всі функції повноцінної станції перегляду двовимірних зображень і станції постобробки 3D і здійснює попередню обробку будь-яких даних з об'ємних зображень. Відмінними ознаками Myrian® XP-Vessel є автоматичне визначення середньої лінії, вимірювання діаметру і довжини судин, CPR (Curved Planar Reconstruction) і аксіальна візуалізація (в поперечному зрізі).

Але дана система не дозволяє розраховувати діагностичні ознаки судин виявлення різних видів деформацій і ступеня патології.

Таблиця 1.3 Аналіз ефективності систем для систем для оцінювання стану та патологій мікроциркуляції судин

	Реєстрація зображень	Стандартні засоби попередньої обробки та, маркування та вимірюванням діагностичних показників біомедичних об'єктів	Сегментація та кількісна оцінка інформативних областей, виділення ліній судин	Оцінювання діаметрів,(можливість побудови діаграми діаметрів судин вздовж траси)	Оцінювання енергетичного центру інформативної області біомедичного об'єкту	Оцінювання хвилястості, нерівномірностей звуження судин, випрямлення судин, кутів розгалуження судин та інших морфологічних показників	Класифікація інформативних областей, автоматизація етапів діагностування, аналіз морфологічних змін судин	Аналіз та відновлення 2 D, 3D зображень	Наявність інтерфейсу зв'язку із зовнішнім обладнанням
SIRIUS	-	+	-	+		-	-	-	-
LIVE-VESSEL	-	-	+	-		-	-	-	-
STARE	-	+	+	-		-	+	-	-
Myrian® XP-Vessel	+	+	+	+		-	-	+	+
VAMPIRE	-	+	+	+		+	-	-	-
ЭЛЕКТРОН	+	+	-	-		-	-	-	+
Allura Xper (Philips)	+	+	+	-		-	-	+	+
InterView Fusion (Mediso)	+	+	-	-		-	-	-	-
GOP (ContextVision)	+	+	-	-		-	-	-	-
SYNGO.VIA (Siemens)	+	+	+	-		-	-	+	-
Апаратно-програмна система оцінювання показників кровоносних мікрокапілярів (ВНТУ)	+	+	+	+	-	-	-	-	+
Система для оцінювання динамічних змін конфігурації біомедичних об'єктів (ВНМУ, ВНТУ)	+	+	+	+	+	+	+	-	+

Цікавим рішенням з представлених систем є система Allura Xper [20] від компанії Philips, яка дозволяє виконувати весь спектр інтервенційних процедур на серці та судинах. Значне поле огляду і плоский детектор високого дозволу поєднуються із засобами діагностики і тривимірними інтервенційними інструментами - все це інтегровано в єдиний процес комплексної рентген-операційної. Система дає високу різкість і чіткість візуалізації малих деталей і об'єктів під час серцево-судинних інтервенцій. Система Allura 3D забезпечує тривимірну візуалізацію мозку, периферичних судин і кісткових структур, виконує тривимірну візуалізацію на основі даних короткою ротаційної ангіографії коронарних артерій, мінімізуючи ефекти перспективних спотворень. Система має вузьку спеціалізацію і, на жаль, високу вартість.

Siemens представила свою систему постобробки зображень SYNGO.VIA [20]. При перегляді за допомогою цієї системи постобробки зображень судин очного дна вона збирає всю можливу інформацію про пацієнта і автоматично завантажує зображення у відповідному додатку і готує для обробки в залежності від захворювання. Наприклад, буде обрана оптимальна фаза для реконструкції, судини будуть виділені і промарковані і т.д. Також система - це мінімальний набір інструментів аналізу, які необхідні в роботі з судинами для лікаря. Система має низькі вимоги до обладнання та інтегрується з іншими системами. Але так як вона є універсальною, то має малу кількість необхідних інструментів для обробки зображень судин очного дна і не має елементів автоматичної діагностики таких зображень.

На кафедрі електроніки ВНТУ розроблено апаратно-програмну систему [21] (проф. Білинський Й.Й.), що реалізує методи фільтрації, підвищення різкості та виділення контуру, а також має можливість оцінювати показники мікрокапілярів. Вона може використовуватись для оброблення зображень мікрокапілярів, отриманих за допомогою комп'ютерного капіляроскопа. Використання запропонованих методів в 2–2,5 рази підвищило ефективність оцінювання геометричних параметрів таких як: відстань між артеріальними і венозними відділами капілярів; діаметри капіляра по відділах (артеріальному, перехідному, венозному), розмір периваскулярної зони та розмір периваскулярного відтинка.

1.2 Автоматизована обробка біомедичних зображень в офтальмології. Отримання та візуалізація біомедичних зображень

Комп'ютерна візуалізація [22] – це методика переведення абстрактних уявлень про об'єкти в геометричні образи, що дає можливість користувачу спостерігати результати комп'ютерного моделювання явищ і процесів. При візуалізації враховують специфікацію об'єктів, їх атрибути, взаємне розташування, динаміку і способи взаємодії [22].

Реалістична графіка передбачає відтворення як конструктивних особливостей об'єкта, так і кольору його поверхонь, що є досить важливим при формуванні якісного біомедичного зображення. Правильна передача кольору об'єктів є одним із найважливіших факторів, що визначає реалізм тривимірної сцени, оскільки за рахунок зміни кольору створюється ілюзія об'ємності.

Генерація біомедичних зображень є складною обчислювальною задачею, в зв'язку з чим виконують її декомпозицію [23÷25]. У більшості графічних систем складові поверхні об'єктів апроксимують мережею трикутників, які після трансформацій зі світової системи rasterизують в екранній системі координат. Найпоширеніше розбиття зображень на трикутники пояснюється такими причинами: трикутник є найпростішим полігоном, вершини якого однозначно задають грань; будь-яку поверхню можна гарантовано розбити на трикутники; обчислювальна складність алгоритмів розбиття поверхні на трикутники істотно менша порівняно з використанням інших полігонів; реалізація процедур рендерингу найпростіша для ділянки, обмеженої трикутником; для трикутника легко визначити трьох його найближчих сусідів, що мають із ним спільні грані; видові перетворення трикутника суттєво простіші порівняно з криволінійними об'єктами; процедура текстурування трикутників найбільш проста. Полігональна модель підтримується стандартами Direct3D і OpenGL [26].

Історично першим методом зафарбовування був метод [27] однотонного зафарбовування, згідно з яким для кожного плоского трикутника визначався вектор нормалі, а на його основі – колір. Складові трикутники об'єкта заповнювалися одним кольором без його градації, що призводило до різкої зміни інтенсивності кольору на межах трикутників. Однотонне зафарбовування вимагає найменших обчислювальних затрат. Воно хоча й має низьку якість, але внесено до функцій Direct3D і підтримується тривимірними акселераторами.

До найпоширеніших методів зафарбовування відносять метод Гуро [28], який забезпечує прийнятний компроміс між швидкістю формування тривимірних зображень та їх якістю. Процес зафарбовування має такі стадії: а) розраховують вектори нормалей до кожної грані; б) шляхом усереднення нормалей усіх граней, яким належить вершина, розраховують нормалі у вершинах трикутника (багатокутника); с) визначають інтенсивності кольору у вершинах багатокутника, використовуючи значення нормалей; д) зафарбовують ділянку, обмежену багатокутником, шляхом лінійної інтерполяції інтенсивностей кольору вздовж ребер, а потім і між ребрами вздовж кожного рядка растеризації. Останнім часом затінення за Гуро часто використовують як проміжну стадію з інтерактивного формування 3D-зображення, покладаючи побудову повноцінної сцени на етап фінального рендерингу.

У більшості випадків для реалізації зафарбовування за методом Гуро знаходять прирости інтенсивності кольору вздовж ребер трикутника і потім між їх точками, які мають однакову ординату (абсцису). Суттєвий недолік такого підходу полягає в необхідності визначення приросту інтенсивностей кольору для кожного рядка растеризації.

До недоліків методу Гуро можна віднести: а) метод використовує для визначення інтенсивностей кольору лінійну інтерполяцію, в той час як дифузна та спекулярна складові кольору мають нелінійний характер зміни; б) не враховується локальна кривизна поверхні, оскільки вектори нормалей визначаються тільки для вершин трикутника; в) відблиски відтворюються тільки в разі, якщо вершини трикутників знаходяться в їх зоні (відблиск, який не має спільних точок із вершинами трикутників, або розташований усередині трикутника, не буде сформовано); г) на межах двох трикутників проявляються смуги Маха [29], які пов'язані з літеральним гальмуванням [30] на сітківці ока; д) має місце зміна інтенсивності кольору зображення від кадру до кадру, що виражається в миготінні, особливо відблисків, оскільки при формуванні динамічних зображень змінюється структура та положення вузлів тріангуляційної мережі; е) наявність артефакту типу "зірка", який полягає у тому, що відблиск, який повинен мати форму еліпса, має форму зірки. Це пояснюється тим, що ділянки відблиску формуються в різних трикутниках і проявляється ефект смуг Маха; ж) метод не враховує перспективу об'єкта.

На сучасному етапі розвитку комп'ютерної графіки гостро стоїть питання про підвищення реалістичності відтворення біомедичних зображень [31, 32], особливо в режимі реального часу. У зв'язку з цим має

місце тенденція використання більш складних моделей освітлення та методів зафарбовування. Хоча метод Гуро й продовжує широко використовуватися для формування тривимірних зображень у реальному часі, однак більш перспективним вважається метод Фонга [33, 34], у якому замість значень інтенсивності кольору інтерполюються вектори нормалей, які потім використовуються у функції тонування для обчислення інтенсивності кольору кожного елемента зображення. Метод характеризується, порівняно з методом Гуро, значно більшими обчислювальними витратами, однак при цьому досягається краща локальна апроксимація кривизни поверхні і, як наслідок, отримують більш реалістичні зображення. Особливо активізувались роботи із використання зафарбовування Фонга в останні роки [34].

Серед існуючих методів тільки в методі Гуро та однотонного зафарбовування в циклі визначення інтенсивностей складових кольору використовуються прості, з обчислювальної точки зору, операції. Це дозволяє їх реалізувати апаратно. Інші методи передбачають виконання трудомістких операцій та процедур і орієнтовані, в основному, на програмну реалізацію.

1.3 Особливості комп'ютерного аналізу біомедичних зображень ока та очного дна

Найпростішою формою сприйняття інформації про оптичні властивості біомедичного об'єкта, що відображають його зовнішню форму, детальність, структуру, а іноді і деякі інші характеристики, є візуальне спостереження. Зображення об'єкта створюється в оці кришталіком на сітківці, що складається із мільйонів світлочутливих клітин-рецепторів, в результаті перетворень світлової енергії в хімічну.

У системах цифрового оброблення (СЦО) зображення, зокрема біомедичне, представляється розподілом енергії джерела світлового випромінювання за просторовими координатами X, Y , часу t і довжинами хвиль, як функція $F = f(x, y, t, l)$ [35].

Енергія випромінювання пропорційна квадрату амплітуди електромагнітного поля, отже, представляє собою додатну дійсну величину, обмежену зверху величиною рівня насичення формуючої системи

$$A \geq f(x, y, t, l) \geq 0, \text{ де } A - \text{максимальна яскравість зображення.}$$

Кінцеві розміри сприйнятого рецепторного поля також накладають обмеження і на розміри формованого зображення. Із метою спрощення вважатимемо, що зображення задано лише в прямокутній ділянці, для якої $-Lx \geq x \geq Lx$ і $-Ly \geq y \geq Ly$. У більшості СЦО після формуючої підсистеми зображення являє собою плоске однокольорове статичне зображення $f(x,y)$.

Зображення можуть бути представлені у векторному та растровому вигляді. Векторним називається зображення, що описується у вигляді набору графічних примітивів. Растрові ж зображення являють собою двовимірний масив, елементи якого (пікселі) містять інформацію про яскравість і колір. В цифровій обробці використовуються растрові зображення.

Напівтонове зображення складається із елементів, які можуть приймати одне із значень інтенсивності будь-якого одного кольору. Це один із найбільш поширених типів зображень, який застосовується при різного роду дослідженнях. У більшості випадків використовується глибина кольора 8 біт на елемент зображення.

У СЦО зображень надходять масиви чисел, що представляють собою дискретні відліки яскравості, де значення функції в цих відліках замінюються квантовими за рівнями величинами. Однак, при цьому неминучими є похибки, що пов'язані із вибором кроку дискретизації і числа рівнів квантування [35].

У деяких випадках контрастність вихідного зображення об'єкта дозволяє обійтись всього двома рівнями квантування сигналу яскравості, що дає бінарну матрицю $F(i,j)$.

Будь-який об'єкт чи образ, що підлягає розпізнаванню, володіє рядом відмінних властивостей або ознак. В рамках теорії розпізнавання зорових образів ознакою є доступна зоровому сприйняттю властивість об'єкта, що в тих чи інших ситуаціях може бути використано в розпізнавальних цілях. Очевидно, що кількість ознак, необхідна для успішного розпізнавання, залежить від розділяючих якостей вибраних ознак [36, 37].

Вибір словника ознак, що використовується при побудові систем розпізнавання, є складною самостійною задачею. Тому, обираються робочі ознаки, які, із одного боку, є найбільш інформативними, а з іншого - можуть визначатися наявною вимірювальною апаратурою [36].

Деякі ознаки є природними в тому розумінні, що вони встановлюються за допомогою візуального аналізу зображення, тоді як інші, так звані штучні ознаки, отримуються в результаті його спеціального

оброблення чи вимірювання. До природних ознак відносяться яскравість і текстура різноманітних частин зображення, форма контурів об'єктів. Гістограми розподілу яскравості і спектри просторових частот є штучними ознаками.

Як первинні ознаки звичайно розглядають компоненти дискретного подання зображень. Логічно виникає питання, чи не можна отримати більш економічний опис зображень із допомогою деяких вторинних ознак, кількість яких або загальний інформаційний об'єм буде меншим, аніж для первинних ознак.

До вибору вторинних ознак повинен враховувати складність розрахунків або виміру вторинних ознак, а також складність функції розв'язку, для якої вторинні ознаки є аргументами. Але, при цьому до цих пір не визначено, що вважати вторинними ознаками і як їх обирати, тобто ще не існує формального підходу до вирішення задачі оптимального вибору вторинних ознак. Як зазначалось вище, в якості вихідного словника ознак звичайно обираються характеристики, що описують локальні властивості зображень. Найбільш важливою ознакою будь-якого зображення є світлість, яка виражається через величини яскравості, спектральної інтенсивності випромінювання, оптичної щільності і т.д.

Але яскравісні ознаки безпосередньо не дають ніякої корисної інформації для процесу ідентифікації. Численні дослідження підтверджують, що контур являє собою найбільш інформативну частину зорового об'єкта. Контури фігури є ділянками із високим вмістом інформації і характеризуються інваріантністю при трансформаціях кольору і яскравості, причому найбільш інформативними є точки максимальної кривизни контуру. У зв'язку із цим вже давно займаються розробкою методів виділення локальних елементів контура. Одними із перших цю задачу досліджували Хюккель та Робертс [36, 37].

Для успішного виділення контурної лінії вихідне зображення піддається лінійній або нелінійній обробці для того, щоб підсилити перепади яскравості. Після чого виконується операція порівнювання із порогом. Вибір величини порогу є одним із ключових питань виділення контурів. За високого рівня порога не будуть виявлені структурні елементи із низьким контрастом, а при занадто низькому рівні шум буде помилково прийнятий за контур. Один із найбільш простих способів контрастування полягає у розв'язанні дискретних різниць, що є аналогічним до просторового диференціювання: підкреслення вертикальних перепадів здійснюється порядковим горизонтальним дискретним диференціюванням

$G(i,j) = F(i,j) - F(i,j+1)$, а підкреслення горизонтальних перепадів - $G(i,j) = F(i,j) - F(i+1,j)$;

Підсилення високочастотного шуму і побічні явища, пов'язані із операціями дискретного диференціювання, накладають обмеження на приведені методи підвищення контрасту.

Згладжування шуму можна досягнути шляхом лінійного маскування ділянок. Але таке просторове усереднення веде до згладжування, як шумів так і перепадів. У нелінійних системах визначення контурів для контрастування застосовуються нелінійні комбінації значень яскравості елементів зображення у вікні розміром 22 або 33. Робертс [36] запропонував наступну просту нелінійну операцію двовимірного дискретного диференціювання:

$$G_{(i,j)} = \sqrt{(F_{(i,j)} - F_{(i+1,j+1)})^2 - (F_{(i,j+1)} - F_{(i+1,j)})^2}$$

У результаті застосування цього оператора до півтонового зображення на контурному препараті отримується надзвичайна різкість контурів та низька зашумленість. Але для оброблення растра MN елементів потрібно виконати 6MN операцій.

Із метою зменшення часу отримання контурного зображення Робертсом [37] була запропонована спрощена модель оператора:

$$G(I,J) = |F(I,J) - F(I+1,J+1)| + |F(I,J+1) - F(I+1,J)|.$$

При використанні цього оператора виділення контурів всього зображення виконується за 5MN операцій без використання таких тривалих операцій як підняття до степеня і отримання квадратного кореня. Але використання цього оператора приводить до деякої зашумленості отриманого контурного препарата, що в свою чергу призводить до ускладнення алгоритмів подальшого оброблення біомедичних зображень.

Деякі розробники [38] пропонують використовувати для контрастування нелінійні оператори із вікном із 33 елементів. Вираховується величина:

$$G_{(i,j)} = \sqrt{X^2 + Y^2},$$

де:

$$X = (F(I-1,J+1) + 2F(I,J+1) + F(I+1,J+1)) - (F(I-1,J-1) + 2F(I,J-1) + F(I+1,J-1)),$$

$$а \quad Y = (F(I-1,J-1) + 2F(I-1,J) + F(I-1,J+1)) - (F(I+1,J-1) + 2F(I+1,J) + F(I+1,J+1)).$$

Іншим прикладом нелінійного оператора із вікном 33 елементів є оператор Кірша, що має вигляд:

$$G(I,J) = \max \{1, \max [|5S_i - 3T_i|] \},$$

де $S_i = A(i) + A(i+1) + A(i+2)$ i
 $T_i = A(i+3) + A(i+4) + A(i+5) + A(i+6) + A(i+7)$.

Фізично значення $G(I,J)$ дає максимальне значення курсового градієнта в деякій точці зображення.

Уоллісом був запропонований логарифмічний оператор визначення перепадів яскравості [36]:

$$G_{(i,j)} = \frac{1}{4} \cdot \log_2 \frac{F_{(i,j)}}{F_{(i-1,j)} \cdot F_{(i+1,j)} \cdot F_{(i,j-1)} \cdot F_{(i,j+1)}}.$$

Основною перевагою цього методу є його нечутливість до мультиплікативних змін рівня яскравості елементів зображення.

Розенфельд [37] запропонував оператор порядкового одновимірного усереднення, що дозволяє визначати і точно локалізувати контури із придушенням шуму.

Компромісним рішенням між швидкістю і якістю отриманого контурного препарату при наявності шумів є оператор Хюккеля [36]. Цей оператор здатний змоделювати емпіричний елемент контуру найбільш відповідним ідеальним елементом контура у вікні визначеного розміру. Складність математичної інтерпретації алгоритму Хюккеля ускладнює його теоретичний аналіз, але дані про експериментальне застосування цього оператора показують, що він працює достатньо добре навіть на сильно зашумлених і текстурних зображеннях.

Ряд фізіологічних досліджень показують, що критерієм, згідно якого зорова система людини виділяє контур, є величина лапласіана зображення [36, 38]:

$$f(x, y) = \frac{f^2(x, y)}{x^2} + \frac{f^2(x, y)}{y^2}.$$

Для дискретного зображення лапласіан має вигляд:

$$G(I,J) = [(F(I,J) - F(I-1,J)) - (F(I+1,J) - F(I,J))] + [(F(I,J) - F(I,J-1)) - (F(I,J+1) - F(I,J))] = 4 * F(I,J) - (F(I-1,J) + F(I+1,J) + F(I,J-1) + F(I,J+1)).$$

Існує три основні типи помилок, що пов'язані із виділенням контура: пропуск істинних перепадів, помилкове виявлення і помилка у визначенні положення.

Проведені дослідження показали, що висока якість виявлення звичайно відповідає хорошему візуальному визначенню місцезнаходження перепаду і навпаки.

Наразі найбільшого успіху було досягнуто в розробці алгоритмів попереднього оброблення зображень, що направлена на усунення перешкод і покращення якості вихідного зображення. Більш скромні результати отримані при аналізі зображень. Однією із основних причин такого відставання є відсутність формалізації процесу вибору розмірів околиці точки при маркуванні.

Результатом того, що первинні ознаки (непохідні елементи) формуються евристично на базі вихідного зображення стало виникнення таких складностей при описі образу одновимірною послідовністю, як зміна співвідношень геометричної близькості між окремими елементами, втрата такого важливого для зорового сприйняття співвідношення як зв'язність. Іншими словами, відсутність формалізації процесу вибору властивостей, які роблять зображення єдиним цілим, а не простим набором абстрактних символів.

Таким чином, останнім часом намітився шлях обходу цієї складності – створення двовимірних граматик, які повинні стати математичною основою розпізнавання зображень [38]. Більш логічним шляхом було б усунення тих причин, котрі породжують ці складності, а саме, розробити формальну методику вибору первинних ознак незалежно від конкретності зображення, що враховують зв'язність елементів, що складають зображення.

Вихідні елементи дискретизації не можуть слугувати елементами аналізу і опису структури образу, так як вони не містять в собі інформації про характер зв'язків у зображенні. Пошук таких мінімальних сукупностей вихідних елементів дискретизації, що здійснюється із позицій властивостей зв'язності, привів до відкриття непохідних елементів у вигляді четвірки сусідніх дискретів. Їх загальна кількість дорівнює 16 і не залежить від вигляду біомедичного зображення [36].

1.4. Ознаки, які характеризують стан мікроциркуляції судин ока та очного дна

Біомедичні зображення, особливо очного дна людини, містять в собі інформацію про судинні, офтальмологічні і, навіть системні захворювання, такі як діабет, гіпертонія, артеріосклероз. Порушення мікроциркуляції у

судинах сітківки і зорового нерву призводить до локальної ішемії (недостача кровопостачання) та незворотних змін тканин ока, що в свою чергу, загрожує сліпотою або слабким зором. Тому за останні десятиліття дослідження механізмів локальної регуляції мікроциркуляції ока стало одним із пріоритетних напрямків офтальмології.

Окрім використання у потужних інформаційних технологіях моніторингу, цифровий аналіз зображень мікроциркуляції судин ока здатен допомогти в оцінюванні ступеню важкості патологій ока [39÷45]. Оскільки очне дно є єдиною в організмі ділянкою, де судинна система у повному обсязі доступна прямому неінвазивному огляду, можливим є діагностування різноманітних змін морфології судин та порушення мікроциркуляції за отриманими зображеннями.

Біомедичні зображення двох ділянок ока – очного дна та бульбарної кон'юнктиви – дають можливість прижиттєвого дослідження мікроциркуляторного русла (МЦР). Кількісна оцінка стану кровотоку в різних тканинах ока, реакція судинного русла на терапевтичний вплив, зміна резервів мікроциркуляторного гомеостазу має важливе значення для лікування і профілактики судинних захворювань органа зору і оцінювання ураження МЦР. Аналіз показав, що приблизно 3-4 однотипних види змін різних судин і різноманітні комбінації зустрічаються як при найбільш розповсюджених захворюваннях, так і при більшості інших. Це дозволяє використовувати уніфіковані діагностичні засоби для аналізу різноманітних судинних патологій (табл.1.4).

Серед всіх запропонованих бальних систем оцінювання (Гельжиніс Р., Волков В.С., Дорогой А.П., Куликов В.В., Малая Л.Т., Шульгіна Н.Б., Царьова Н.Н., Moriske R.) найбільш популярною вважається система оцінювання по Малой Л.Т. (табл. 1.5). В її основу покладено спробу кількісно охарактеризувати ступінь відхилення основних показників мікроциркуляції від умовно прийнятої норми, яка відображена в балах [46, 52].

В залежності від ступеня вказаних змін отримують певну кількість балів, на основі якої розраховують кон'юнктивальний індекс. Величину кон'юнктивального індексу розглядають, як показник для оцінювання ступеня порушень мікроциркуляторної системи [46, 47].

Для оцінювання кон'юнктивального індексу вибираються такі показники: співвідношення діаметрів артеріол і відповідних венул; нерівномірність калібру; меандрична звивистість; мікроаневризми; клубочки; сітководна структура судин; зміна кількості функціонуючих

капілярів; артеріоло-венулярні анастомози; крововиливи; периваскулярні набряки; сладж-феномен; мікротромби. які характеризуються такі порушення як; зміни судин; позасудинні зміни; внутрішньо-судинні зміни.

Оцінювання мікроциркуляції може спрощуватись до кількісного інтегрального критерію співвідношення кількості артеріальної та венозної крові в досліджуваній ділянці, який узагальнює всі критерії оціночної системи.

Таблиця 1.4 Характерні для різних захворювань ознаки зміни кровоносних судин [48]

Види захворювань	Характерні ознаки змін судин
Атеросклероз магістральних судин головного мозку та очних судин	Нерівномірні звуження судин, випрямлення судин, малий кут розгалуження судин. Переважні зміни вен сітківки: вени розширені, нерівномірний калібр. Артерії змінені мало.
Артеріальна гіпертензія	Нерівномірне звуження артерій та нерівномірне розширення вен, підвищена звивистість артерій, зміна співвідношення діаметру артерій та вен.
Гіпертонічна хвороба	Звуження і розширення артерій та вен, нерівномірність калібру артерій, штопоровидна звивистість вен. У хворих перетяжки на артеріях.
Цукровий діабет	Нерівномірність діаметру вен і капілярів, звивистість вен, зміна кута розгалуження судин.
Старіння	Звуження артерій, їх випрямлення, нерівномірність калібру артерій.
Атрофія зорового нерву	Судини звужені
Перифлебіт сітківки	Розширення, звивистість, уривчастість вен
Лейкоз	Розширення вен сітківки, ангіопатія у вигляді звивистості, за ходом судин сітківки фіксуються білясті смуги

Переважаюча кількість венозної крові вказує на неспроможність артеріальної ділянки або нездатність всієї серцево-судинної системи забезпечити певну рівновагу між потребою в артеріальній крові і можливостями органної чи системної гемодинаміки.

Таблиця 1.5 Модифікована система критеріїв кількісної оцінювання стану кон'юнктивальної мікрогемодинаміки за системою Малої Л.Т. [46]

Локалізація порушень	Критерій	Градація критеріїв	Бали	Можлива кількість балів
Зміни судин	Співвідношення діаметрів артеріол і відповідних венул	А – 1:3–1:5	1	3
		Б – 1:6 та менше	3	
		В – неможливо визначити	3	
	Порушення паралелізму судин	–	1	1
	Нерівномірність калібру	–	1	1
	Меандрична звивистість	–	1	1
	Венулярнісакуляції	–	1	1
	Мікроаневризми	–	1	1
	Мережеподібна структура судин	–	2	2
	Клубочки	–	1	1
	Зміна кількості функціонуючих капілярів	А – збільшена	1	3
Б – різко зменшена		3		
Артеріоло-венулярні анастомози	–	2	2	
Позасудинні і зміни	Периваскулярний набряк	–	1	1
	Крововиливи	–	1	1
	Гемосидероз	–	1	1
Внутрішньо-судинні зміни	Сладж-феномен	А – венули	1	6
		Б – капіляри	2	
		В – артеріоли	3	
	Мікротромби	–	3	3

Найбільш універсальною є класифікація змін мікроциркуляції судин кон'юнктиви по Bloch-Ditzel в модифікації Богоявленського [48]:

- 0.0. - нормальний безперервний кровообіг в артеріолах і венулах;
- +.+. - невизначене порушення з початковою агрегацією еритроцитів;
- 1.1. - редукція кровообігу і агрегація в артеріолах діаметром до 15мкм і венулах до 30 мкм;
- 2.2. - ті ж зміни в артеріолах і венулах середнього діаметру;
- 3.3. - утворення великих еритроцитарних агрегатів, затримка кровообігу на 2-3 сек. і розшарування кровотоку;

4.4. - утворення агрегатів діаметром до 100 мкм в крупних артеріолах і венулах, зупинка кровообігу в деяких мікросудинах, розшарування кровотоку, поява псевдотромбів.

Зміни капілярів оцінюються по такій шкалі:

К0 - безперервний кровотік;

К1 – намисто-подібний кровотік;

К2 - перервний штрих-пунктирний кровотік, поява "гойдальних" змін кровотоку;

К3 - запустіння, тромбоз мікросудин.

В основі кількісних методик для оцінювання мікроциркуляції ока лежить принцип вимірювання лінійної швидкості кровотоку, що при одночасному вимірюванні перерізу судини в точці вимірювання швидкості дозволяє визначати об'ємний кровотік (за допомогою методу вимірювання часу проходження флуорескуючої солі натрія, визначення розсіяного на червоних і білих кров'яних клітинах лазерного світла) [49, 50].

На теперішній час склалося дві моделі вивчення мікроциркуляції судин, які можна умовно найменувати «реологічна» і «геометрична», основні порівняльні характеристики яких наведено у табл. 1.6.

Таблиця 1.6 Дві моделі вивчення мікроциркуляції крові в судинах [46]

	Реологічна	Геометрична
Основний вимірюваний параметр	Лінійна і об'ємна швидкість току крові	Комплексна геометрія стовбуру судини
Переваги	Однозначність фізіологічного трактування вимірювань	Стандартна апаратура для діагностичних зображень
Недоліки	Необхідна складна, дорога і багатофункціональна апаратура, висока чутливість до точності вимірювань діаметру	Непряма кореляція змінюваного параметра і фізіології току крові
Вимірювання діаметру судини	В перетині, що проходить через точку вимірювання швидкості в	Як у будь-якому заданому перетині, так і впродовж, із функцією

	момент вимірювання	нерівномірності
Переваги	Висока точність при лазерному скануванні	Абсолютна точність вимірювання діаметру некритична, важливим є його відносне відхилення
Недоліки	Вимагається висока стандартизація умов отримання зображення для співставлення вимірювань	
Практичне призначення вимірюваного параметру	Просто встановити значення норми	Норма визначається експериментальним шляхом
Переваги	Вузький діапазон значень, що вимагає високої точності вимірювання	Норма визначається експериментальним шляхом
Недоліки	У повсякденній діагностичній практиці ніколи не застосовувалась	В наявності є клінічно підтвержені і ясні якісні описи вимірюваних параметрів при різних захворюваннях

У роботі [51] відмічено, що в ідеалі оцінка судинного русла сітківки повинна виконуватися за трьома напрямками: аналіз ходу і калібру судин (ангіоархітектоніка), оцінка швидкості і характеру кровотоку і визначення ступені насичення крові киснем. Кількісні параметри, такі як швидкість току крові, фактично не використовується на практиці, однак широко використовуються звивистість судини, нерівномірність калібру, чіткість вен, прямолінійність судин, що пов'язані із геометрією судин.

Таким чином, можна зробити висновок, що незначні зміни в мікроциркуляції крові, можуть виникнути в діапазоні її фізіологічної авторегуляції в сітківці. У випадку порушення фізіологічної авторегуляції мікроциркуляції крові, в сітківці вмикається інший механізм регуляції, що призводить до зміни геометрії судин сітківки. Тому є важливим визначати на ранніх етапах невеликі зміни в геометрії судин, що свідчать про порушення механізму авторегуляції.

1.5 Висновки до першого розділу

У першому розділі проведено аналітичний огляд методів та систем для оброблення динамічних змін біомедичних зображень при оцінюванні патологій ока людини.

1. Проведений аналіз показав, що задача створення системи оцінювання біомедичних зображень патологій судин ока людини є актуальною і такою, що потребує свого вирішення, оскільки існуючі методи та системи оцінювання, а також існуючі методи оброблення біомедичних зображень не задовольняють сучасним вимогам до подібних систем за точністю, достовірністю оброблення біомедичних зображень, що призводить до виникнення помилок при постановці діагнозу в офтальмологічних дослідженнях.

2. Проведено аналітичний огляд основних положень комп'ютеризованого підходу до аналізу зображень мікросудин ока та очних судинних патологій, який дозволив визначати обов'язкові етапи оброблення діагностичних зображень судинної системи ока людини, а також порівняти різноманітні методи виділення судин і кількісного оцінювання їх морфологічних ознак.

Основні результати опубліковано у таких наукових працях [64, 71, 73].

РОЗДІЛ 2

РОЗРОБЛЕННЯ МЕТОДІВ ТА МОДЕЛІ ОЦІНЮВАННЯ ДИНАМІЧНИХ ЗМІН БІОМЕДИЧНИХ ЗОБРАЖЕНЬ

2.1 Характеристика об'єкту дослідження: судин ока та очного дна та методів оброблення біомедичних зображень

Оброблення біомедичних зображень з кожним роком набуває все більшої актуальності і значимості, розширюючи одночасно, діапазон можливостей щодо отримання нової діагностичної інформації. Всі існуючі методи оброблення біомедичних зображень поділені на 2 класи: методи оброблення в частотній області і методи оброблення в просторовій області. Кожний із представлених класів має свої переваги і недоліки: наприклад, використання фільтрації зображень з метою підвищення їх якості з одночасним забезпеченням високої швидкодії є більш раціональним в просторовій області, але алгоритмічних засобів оброблення при цьому не вистачає. В той же час методи оброблення в частотній області хоча і більш розвинуті, але потребують значного обчислювального ресурсу [52].

Оптимізувати процес отримання високоінформативних та якісних біомедичних зображень дозволяє запропонована нижче класифікація методів оброблення біомедичних зображень (рис. 2.1), в якій на наш погляд, представлені а) найбільш поширені методи; б) методи, оптимальні за структурою та ефективністю; в) методи, що забезпечені потужною математичною підтримкою; г) методи, які добре реалізуються на обчислювальних засобах; д) методи, що максимально відповідають критерію оптимальності.

Охарактеризуємо більш детально частину із наведених методів та алгоритмів.

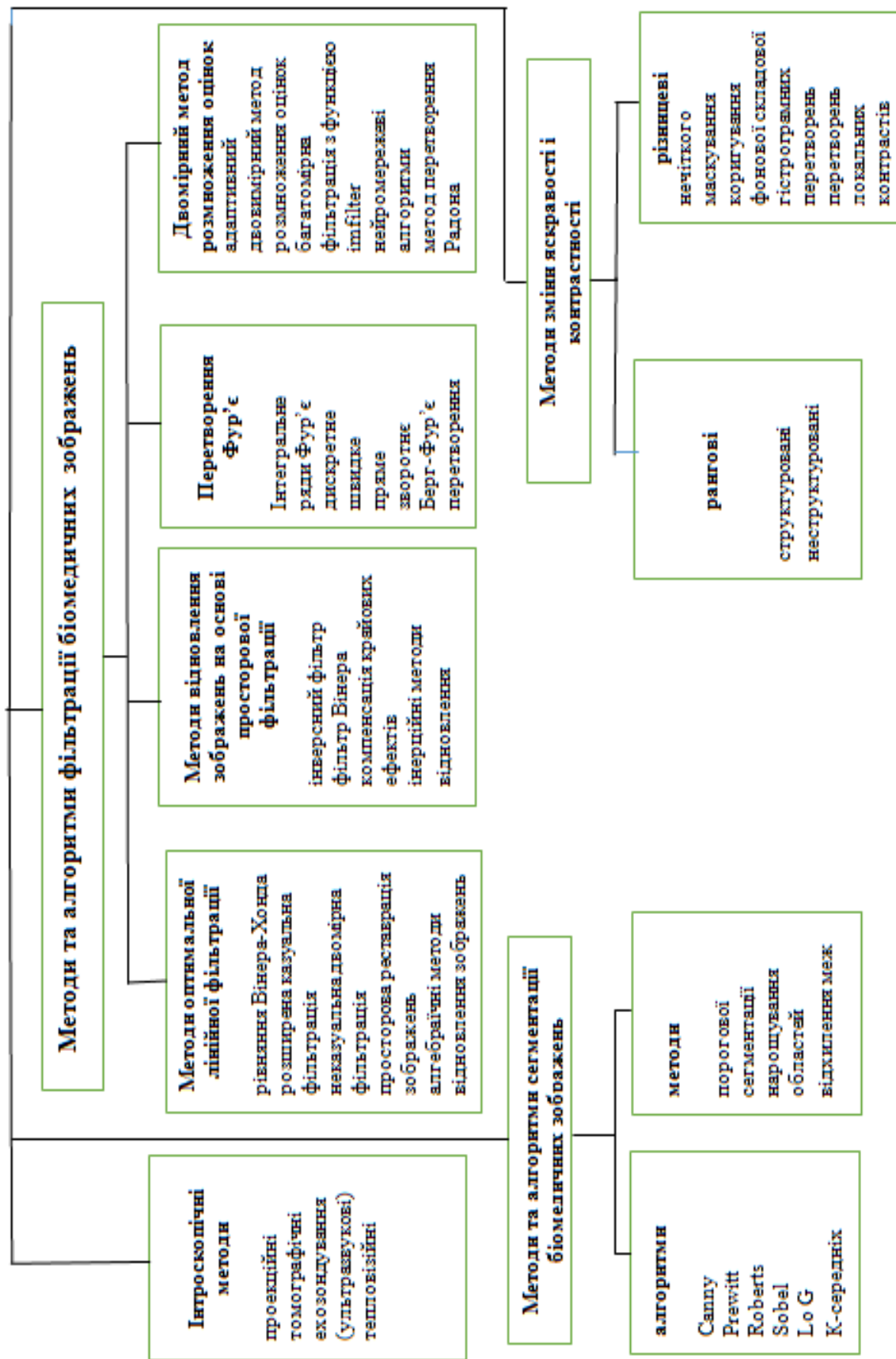


Рисунок 2.1 – Класифікація сучасних методів оброблення біомедичних зображень

Методи зміни яскравості та контрастності для обробки біомедичних зображень

Методи рангових перетворень (структуровані та неструктуровані) дозволяють здійснити нелінійне підсилення високочастотної складової зображення, що призводить до підвищення деталізації зображень, однак супроводжується зменшенням контрастності тонко структурних об'єктів. Варіант усунення цього недоліку - використання зовнішніх рангових перетворень.

Різницеві методи - суть методів полягає у тому, що початкове зображення сканують двома апертурами з різною роздільною здатністю. У одній апертурі вона відповідає нормі, а в іншій - нижче норми. В результаті отримуються два масиви: масив елементів зображення L та масив елементів нечіткого зображення \bar{L} .

$$L^*(I, j) = kL(I, j) - (1 - k)L(\bar{I}, j),$$

де k - коефіцієнт пропорційності.

Недоліком методу нечіткого маскуваннн є те, що коефіцієнт підсилення k - константа, що приводить до однакового підсилення слабо контрастних ділянок та ділянок з достатнім контрастом [53].

Модифікацією методу нечіткого маскуваннн є метод корекції фонові складові, на яку накладається високочастотна текстура об'єктів та деталей зображення. Це приводить до підсилення локальних контрастів деталей різних розмірів.

Методи гістограмних перетворень полягають у перетворенні яскравості початкового зображення таким чином, щоб гістограма розподілу яскравостей набула бажаної форми.

Метод перетворення локальних контрастів - суть полягає у тому, щоб для кожного елемента зображення спочатку визначається локальний контраст, а потім відбувається його нелінійне підсилення і відновлення яскравості даного елемента зображення вже з скоректованого локального контрасту[53].

Методи (алгоритми) сегментації біомедичних зображень

Алгоритм Canny - складається з 4-ох етапів: розмиття зображення; диференціювання розмитого зображення та обчислення значень градієнта в напрямках x та y ; немаксимальне придушення; порогова обробка.

Алгоритм Prewitt - відшукується максимум відгуку від згортки функцій сингала-зображення та деякого ядра.

Алгоритм Roberts - обчислюється сума квадратів різниці між значеннями яскравості у діагностичних елементів матриці 2×2 .

Алгоритм Sobel - обчислюється наближення градієнта функції інтенсивності зображення.

Алгоритм Lo G (Laplacion of Gaussian) - реакція лапласіана гаусового фільтра позитивна з одного боку краю і негативна з іншого. Це означає, що додаток деякої частини цієї реакції до вихідного зображення дає картину, на якій краї чіткіші, а деталі побачити набагато легше.

Алгоритм K-середніх - дія алгоритму така, що він прагне мінімізувати дисперсію на точках кожного кластеру [54].

Порогова сегментація - при ній виділення однорідних за яскравості областей відбувається на порозу, який визначається автоматично.

Нарощування областей - метод, який заснований на приєднанні один до одного найближчих по яскравості областей.

Виділення меж - метод, який застосовується для виявлення різких змін яскравості зображення, знаходження меж і контурів.

Текстурні методи - методи обробки 3D та інших томографічних зображень [55].

Методи і алгоритми фільтрації біомедичних зображень

Двовимірний метод розмноження оцінок заснований на випадковому розбитті вихідного зображення на прямокутні області, при цілому оцінка в кожній області визначається за допомогою апроксимації поверхнею першого порядку двовимірним методом найменших квадратів.

Адаптивний двовимірний метод розмноження оцінок заснований на адаптації форми області апроксимації значень пікселів до яскравісних змін зображення, тобто визначення областей квазістаціонарності і обчислення оцінки в кожній області за допомогою апроксимації поверхнею першого або другого порядку двовимірним методом найменших квадратів [56].

Перетворення Фур'є дозволяє представити практично будь-яку функцію або набір даних у вигляді комбінації таких тригонометричних функцій, як синус і косинус, що дозволяє виявити періодичні компоненти в даних і оцінити їх вклад в структуру вихідних даних або форму функції. Є інтегральне перетворення Фур'є, ряди Фур'є, дискретне перетворення Фур'є, швидке перетворення Фур'є, пряме перетворення Фур'є, зворотне перетворення Фур'є, Берг-Фур'є перетворення [57].

Фільтрація зображень з використанням ймовірнісних моделей та статистичних критеріїв оптимальності

Оптимальна лінійна фільтрація. Рівняння Вінгера-Хопфа. Рекурентна казуальна фільтрація. Неказуальна двовимірна фільтрація. Просторова реставрація зображень. Лінійна модель формування зображень. Відновлення зображень.

Методи відновлення на основі просторової фільтрації. Інверсний фільтр. Фільтр Вінера. Компенсація крайових ефектів. Ітераційні методи відновлення.

Багатовимірна фільтрація з використанням функції imfilter- при обробці тривимірних зображень фільтрації підлягає окремо кожен кольоровий шар, який являє собою двовимірне зображення і може оброблятися двовимірним фільтром.

Метод перетворення Радона - інтегральне перетворення функції багатьох змінних, споріднене перетворенню Фур'є. Важлива властивість перетворення Радона - зворотність, тобто можливість відновлювати вихідну функцію за її перетворенням Радона [58].

Методи оброблення інтроскопічних зображень

Проекційні методи - вид інтраскопічних методів, які забезпечують отримання тіневого зображення об'єкту за принципом «один ракурс – один знімок». При цьому ніякі математичні перетворення для отримання зображень не проводяться, а мають місце тільки методи пост-оброблення (регулювання яскравості - контрастності, сегментація та ін.).

Томографічні методи – отримання томографічного зображення об'єкту: двовимірна томографія (багато ракурсів в одній площині та набір одновимірних проекцій плюс математичне оброблення); тривимірна пошарова томографія – множина ракурсів, множина паралельних площин (набір одновимірних проекцій плюс математичне оброблення). При цьому під математичним обробленням розуміється вирішення зворотної та прямої томографічних задач.

Саме зворотна томографічна задача приводить до необхідності в багатократному просвітленні в різних перетинаючих напрямках, в наслідок того, що один ракурс не дає повної інформації.

Ехозондування – (ультразвукові методи), помилково відносять до томографічних методів, однак це не так, оскільки відсутня багаторакурсна зйомка в неперетинаючих напрямках і, найголовніше, відсутнє рішення зворотної томографічної задачі [59].

Інфрачервона термографія (теплове зображення) – зображення в інфрачервоних променях, що показує картину розподілу температурних полів біооб’єкту [60].

2.2 Розроблення математичних моделей для аналізу біомедичних зображень на основі просторово-зв’язного препарування

У загальному вигляді багатоетапність оброблення біомедичних зображень можна сформулювати таким чином.

Обробка біомедичного зображення полягає у послідовному перетворенні співпадаючих і знаходженні (фільтрації) неспівпадаючих у часі складових зображення при переході елементів мережі із поточних енергетичних станів із одними просторовими координатами в стани із меншою енергією з іншими просторовими координатами.

2.2.1 Розроблення математичних моделей на основі просторово-зв’язного препарування

Сутність просторово-зв’язного препарування полягає в знаходженні перепадів інтенсивності між відліками дискретизованого зображення за восьма рангами зв’язності (рис.2.2) , формуванні дворівневих сигналів знаходження, перетворенні сукупності сигналів знаходження в сукупність ПЗКП, формуванні функцій ПЗКП та формуванні шляхом підсумовування маскованих окремо функцій ПЗКП додатних, від’ємних та нульових узагальнених просторово-зв’язаних препаратів (УПЗПр).

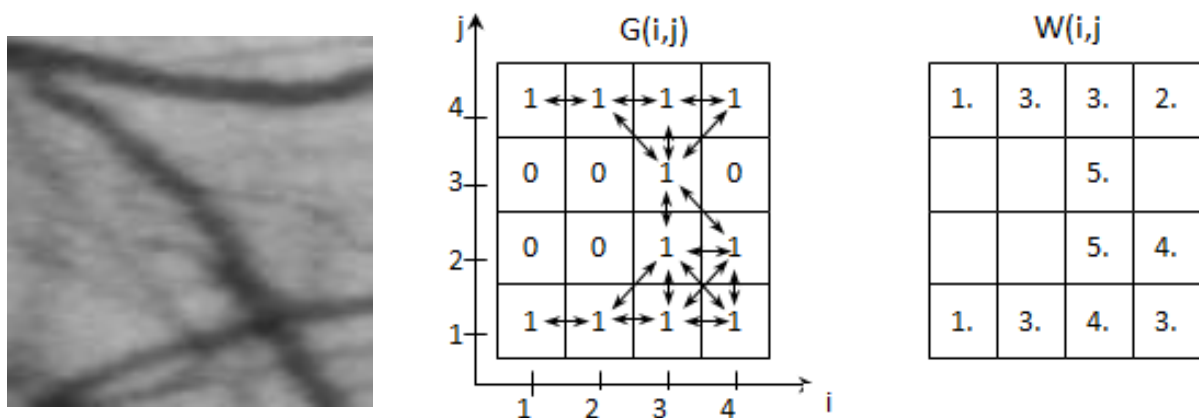


Рисунок 2.2 – Знаходження перепадів інтенсивності між відліками дискретизованого зображення за восьма рангами зв’язності

Утворюємо функції просторово-зв'язних препаратів, отримавши систему функцій ПЗКП:

$$\begin{cases} f_{i,j(\beta)}^{(\bar{\alpha}_1)} = \begin{cases} 1, & \text{якщо } r_{i,j(\beta)}^{+(\bar{\alpha}_1)} = \beta \\ 0, & \text{інакше,} \\ \dots \end{cases} \\ \dots \\ f_{i,j(\beta)}^{(\bar{\alpha}_8)} = \begin{cases} 1, & \text{якщо } \partial_{i,j(\beta)}^{-(\bar{\alpha}_8)} = \beta \\ 0, & \text{інакше.} \end{cases} \end{cases}$$

Відповідно із методом узагальненої просторової зв'язності утворюємо із системи функцій ПЗКП систему функцій УПЗПр у вигляді:

$$\left\{ \begin{array}{l} F_{|\bar{a}|_V=1(\beta)}^{i,j} = \sum_{v=1}^8 (f_{i,j|\bar{a}|_V=1(\beta)} \square \omega_{i+l,j+\tau}, \xi_k, \eta_k) \\ \dots \\ F_{|\bar{a}|_V=S(\beta)}^{i,j} = \sum_{v=1}^8 (f_{i,j|\bar{a}|_V=S(\beta)} \square \omega_{i+l,j+\tau}, \xi_k, \eta_k) \end{array} \right., \quad (2.1)$$

де $F_{\bar{\alpha}_v(\beta)}^{i,j}$ - узагальнена функція УПЗП.

Локальний спектр просторової зв'язності (СПЗ) $W_{\wedge(i,j)}^{\bar{Z}_v(\beta)}$ визначається виразом:

$$W_{\wedge(i,j)}^{\bar{Z}_v(\beta)} = \sum_{|\bar{\alpha}_v|=1}^S F_{\bar{\alpha}(\beta)}^{i,j} = \sum_{|\bar{\alpha}_v|=1}^S F_{\bar{\alpha}(0)}^{i,j} \cup \sum_{|\bar{\alpha}_v|=1}^S F_{\bar{\alpha}(-1)}^{i,j} \cup \sum_{|\bar{\alpha}_v|=1}^S F_{\bar{\alpha}(+1)}^{i,j}. \quad (2.2)$$

Тоді повний СПЗ $W_n^{\bar{\alpha}(\beta)}$ зображення $g(i,j)$ можна визначити, використовуючи вираз (2.1), отримуючи вихідну інформацію для ПП перетворення:

$$W_n^{\bar{\alpha}(\beta)} = \begin{pmatrix} \sum_{|\bar{\alpha}_v|=1}^S F_{\bar{\alpha}_v(\beta)}^{1,1} & \sum_{|\bar{\alpha}_v|=1}^S F_{\bar{\alpha}_v(\beta)}^{1,2} & \dots & \sum_{|\bar{\alpha}_v|=1}^S F_{\bar{\alpha}_v(\beta)}^{1,m_g} \\ \sum_{|\bar{\alpha}_v|=1}^S F_{\bar{\alpha}_v(\beta)}^{2,1} & \sum_{|\bar{\alpha}_v|=1}^S F_{\bar{\alpha}_v(\beta)}^{2,2} & \dots & \sum_{|\bar{\alpha}_v|=1}^S F_{\bar{\alpha}_v(\beta)}^{2,m_g} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ \sum_{|\bar{\alpha}_v|=1}^S F_{\bar{\alpha}_v(\beta)}^{n_g-1,1} & \sum_{|\bar{\alpha}_v|=1}^S F_{\bar{\alpha}_v(\beta)}^{n_g-1,2} & \dots & \sum_{|\bar{\alpha}_v|=1}^S F_{\bar{\alpha}_v(\beta)}^{n_g-1,m_g} \\ \sum_{|\bar{\alpha}_v|=1}^S F_{\bar{\alpha}_v(\beta)}^{n_g,1} & \sum_{|\bar{\alpha}_v|=1}^S F_{\bar{\alpha}_v(\beta)}^{n_g,2} & \dots & \sum_{|\bar{\alpha}_v|=1}^S F_{\bar{\alpha}_v(\beta)}^{n_g,m_g} \end{pmatrix}. \quad (2.3)$$

Замінивши в матриці (2.3) знак Σ на \cup , отримаємо іншу інтерпретацію СПЗ, із якої можна формувати неповні СПЗ - $W^{\bar{\alpha}(\beta)}$.

Мережевий метод ПІ перетворення зображень полягає в послідовному застосуванні до вихідних числових множин, заданих у вигляді неповних СПЗ $W^{\bar{\alpha}(0)}, W^{\bar{\alpha}(-1)}, W^{\bar{\alpha}(+1)}$, по одному разу операторів перетворення G і транспонування T , а потім $(u-1)$ -раз функціонала Φ .

Оператор перетворення G задається виразом :

$$\cup_{|\bar{\alpha}_v|=1}^S F_{\bar{\alpha}_v(\beta)}^{i,j} = \cup_{u=1}^{R(\beta)} \left(n - \sum_{p=0}^{u-1} n_p \right) \left(\sum_{|\bar{\alpha}_v|=1}^S F_{\bar{\alpha}_v(\beta)}^u - \sum_{|\bar{\alpha}_v|=1}^S F_{\bar{\alpha}_v(\beta)}^{u-1} \right), \quad (2.4)$$

де $R(\beta)$ - розмірність множин $W^{\bar{\alpha}_v(\beta)}$;

n_p - число елементів p -ї підмножині, що формуються із однакових елементів;

$$n_p \sum_{|\bar{\alpha}_v|=1}^S F_{\bar{\alpha}_v(\beta)}^u - \text{довільний елемент множини, вибраний в } u\text{-ому циклі,}$$

$$p = n = \overline{R(\beta)}, \sum_{|\bar{\alpha}_v|=1}^S F_{\bar{\alpha}_v(\beta)}^{i,j} \neq 0, \quad n = m_g \times n_g.$$

Застосувавши для вихідних $W_{\wedge}^{\bar{\alpha}_v(0)}, W_{\wedge}^{\bar{\alpha}_v(-1)}, W_{\wedge}^{\bar{\alpha}_v(+1)}$ оператор перетворення G у вигляді (2.4), отримаємо для кожного СПЗ своє спектральне розкладання

$$W_{\wedge}^{\bar{\alpha}_v(0)} = \cup_{i,j=1}^{R^1(0)} \sum_{|\bar{\alpha}_v|=1}^S F_{\bar{\alpha}_v(0)}^{i,j}; \quad W_{\wedge}^{\bar{\alpha}_v(-1)} = \cup_{i,j=1}^{R^1(-1)} \sum_{|\bar{\alpha}_v|=1}^S F_{\bar{\alpha}_v(-1)}^{i,j}; \quad W_{\wedge}^{\bar{\alpha}_v(+1)} = \cup_{i,j=1}^{R^1(+1)} \sum_{|\bar{\alpha}_v|=1}^S F_{\bar{\alpha}_v(+1)}^{i,j};$$

і представимо їх у вигляді матриці M_1 першого рівня:

$$M_1 = \cup_{\beta} \left(\cup_{i,j=1}^{R^1(+1)} \sum_{|\bar{\alpha}_v|=1}^S F_{\bar{\alpha}_v(\beta)}^{i,j} \right),$$

де $R^1(+1)$ - число елементів у множині $W^{\bar{\alpha}(+1)}$ на першому рівні ПІ перетворення.

Групуючи елементи матриці M_1 не по стрічкам, а по стовбцям, формується транспонована матриця M_1^T , яку можна записати:

$$M_1^T = \bigcup_{i,j=1}^{R^1} \left(\bigcup_{\beta} \sum_{|\bar{\alpha}_v|=1}^S F_{\bar{\alpha}_v(\beta)}^{i,j} \right),$$

де $R^1 = \max \{R^1(0), R^1(-1), R^1(+1)\}$.

Починаючи із другого рівня утворення матриць $M_2^T, M_3^T, \dots, M_d^T$, елементи групуються не по стовбцям, а по діагоналям. Послідовне застосування трьох операторів G, S, T утворює функціонал Φ :

$$\Phi \left(W_{\wedge}^{\bar{\alpha}_v(\beta)} \right) = T \left[S \left(G \left(W_{\wedge}^{\bar{\alpha}(\beta)} \right) \right) \right],$$

де S – оператор здвигу стрічки на величину, що є меншою номеру даної стрічки на одиницю і виключення першого стовпця матриці ($u = \overline{1,8}$) в результат перетворення.

$$\Phi_{r=2}^d \left[T \left(G \left(\bigcup_{\beta} W_{\wedge}^{\bar{\alpha}(\beta)} \right) \right) \right] = \bigcup_{r=2}^d F_{\bar{\alpha}_v(\beta)}^{11r}, \quad (2.5)$$

де $F_{\bar{\alpha}_v(\beta)}^{11r}$ - хвостові елементи мережевого ПП перетворення.

При цьому образ еталону отримано із такою пороговою обробкою виділених відліків. Максимальні горизонтальний m_g і вертикальний n_g розміри образу еталона дорівнюють 4, а величини l_g і τ_g його зміщення відносно початку координат вздовж горизонтальної та вертикальної координатних осей рівні 1. Параметри трансляції l_g і τ_g можна із розгляду виключити, якщо перейти в іншу систему координат: i^1, j^1 , де $i^1 = i - l_g$, $j^1 = j - \tau_g$, що використовуються у подальшому для опису образу еталона.

Для прикладу оберемо ЛРП Δg_{\min} :

$$\begin{aligned} \Delta_{g_{i,j,i-1,j}}^{\min} &= \Delta_{g_{i,j,i-1,j-1}}^{\min} = \Delta_{g_{i,j,i,j-1}}^{\min} = \Delta_{g_{i,j,i+1,j-1}}^{\min} = \Delta_{g_{i,j,i-1,j+1}}^{\min} = \Delta_{g_{i,j,i,j+1}}^{\min} = 1 \\ &= \Delta_{g_{i,j,i+1,j}}^{\min} = \Delta_{g_{i,j,i+1,j+1}}^{\min} = 1, \quad |\bar{\alpha}_1| = \dots = |\bar{\alpha}_8| = 1 \end{aligned}$$

Утворюємо функції ПЗКП $\left(f_{i,j(\beta)}^{(\bar{\alpha}_1)} \div f_{i,j(\beta)}^{(\bar{\alpha}_8)} \right)$ просторово-зв'язних препаратів $r_{i,j(\beta)}^+, \partial_{i,j(\beta)}^{++}, b_{i,j(\beta)}^+, \partial_{i,j(\beta)}^{+-}, r_{i,j(\beta)}^-, \partial_{i,j(\beta)}^{--}, b_{i,j(\beta)}^-, \partial_{i,j(\beta)}^{-+}$.

У відповідності із виразами (2.2) \div (2.5) нескладно утворити локальні СПЗ функцій УПЗПр $W_{\wedge}^{\bar{\alpha}_{\vee}(0)}, W_{\wedge}^{\bar{\alpha}_{\vee}(-1)}, W_{\wedge}^{\bar{\alpha}_{\vee}(+1)}$ для образу еталона $g_e(i, j)$.

Отримаємо функції УПЗПр локальних СПЗ:

$$F_{(0)}^{1,1} = 1, F_{(-1)}^{1,1} = 1, F_{(+1)}^{1,1} = 1; F_{(0)}^{1,2} = 2, F_{(-1)}^{1,2} = 0, F_{(+1)}^{1,2} = 3; F_{(0)}^{1,3} = 1,$$

$$F_{(-1)}^{1,3} = 3, F_{(+1)}^{1,3} = 1; F_{(0)}^{1,4} = 1, F_{(-1)}^{1,4} = 0, F_{(+1)}^{1,4} = 2;$$

$$F_{(0)}^{2,1} = 2, F_{(-1)}^{2,1} = 0, F_{(+1)}^{2,1} = 3; F_{(0)}^{2,2} = 2, F_{(-1)}^{2,2} = 6, F_{(+1)}^{2,2} = 0; F_{(0)}^{2,3} = 3,$$

$$F_{(-1)}^{2,3} = 3, F_{(+1)}^{2,3} = 2; F_{(0)}^{2,4} = 1, F_{(-1)}^{2,4} = 0,$$

$$F_{(+1)}^{2,4} = 4; F_{(0)}^{3,1} = 3, F_{(-1)}^{3,1} = 2, F_{(+1)}^{3,1} = 1; F_{(0)}^{3,2} = 2, F_{(-1)}^{3,2} = 5, F_{(+1)}^{3,2} = 1; F_{(0)}^{3,3} = 1,$$

$$F_{(-1)}^{3,3} = 5, F_{(+1)}^{3,3} = 2; F_{(0)}^{3,4} = 2, F_{(-1)}^{3,4} = 1,$$

$$F_{(+1)}^{3,4} = 2; F_{(0)}^{4,1} = 1, F_{(-1)}^{4,1} = 2, F_{(+1)}^{4,1} = 0; F_{(0)}^{4,2} = 0, F_{(-1)}^{4,2} = 0, F_{(+1)}^{4,2} = 5;$$

$$F_{(0)}^{4,3} = 2, F_{(-1)}^{4,3} = 1, F_{(+1)}^{4,3} = 2;$$

$$F_{(0)}^{4,4} = 2, F_{(-1)}^{4,4} = 0, F_{(+1)}^{4,4} = 1.$$

Для формування локальних СПЗ $W_{\wedge}^{(0)}, W_{\wedge}^{(-1)}, W_{\wedge}^{(+1)}$ функцій УПЗПр, можна скористатися методом розбивки площі поля по дихотомічному принципу.

Розділяючи площу S зображення на дві, чотири, вісім, шістнадцять частин, можна формувати різні локальні СПЗ вихідних УПЗПр. (рис. 2.3).

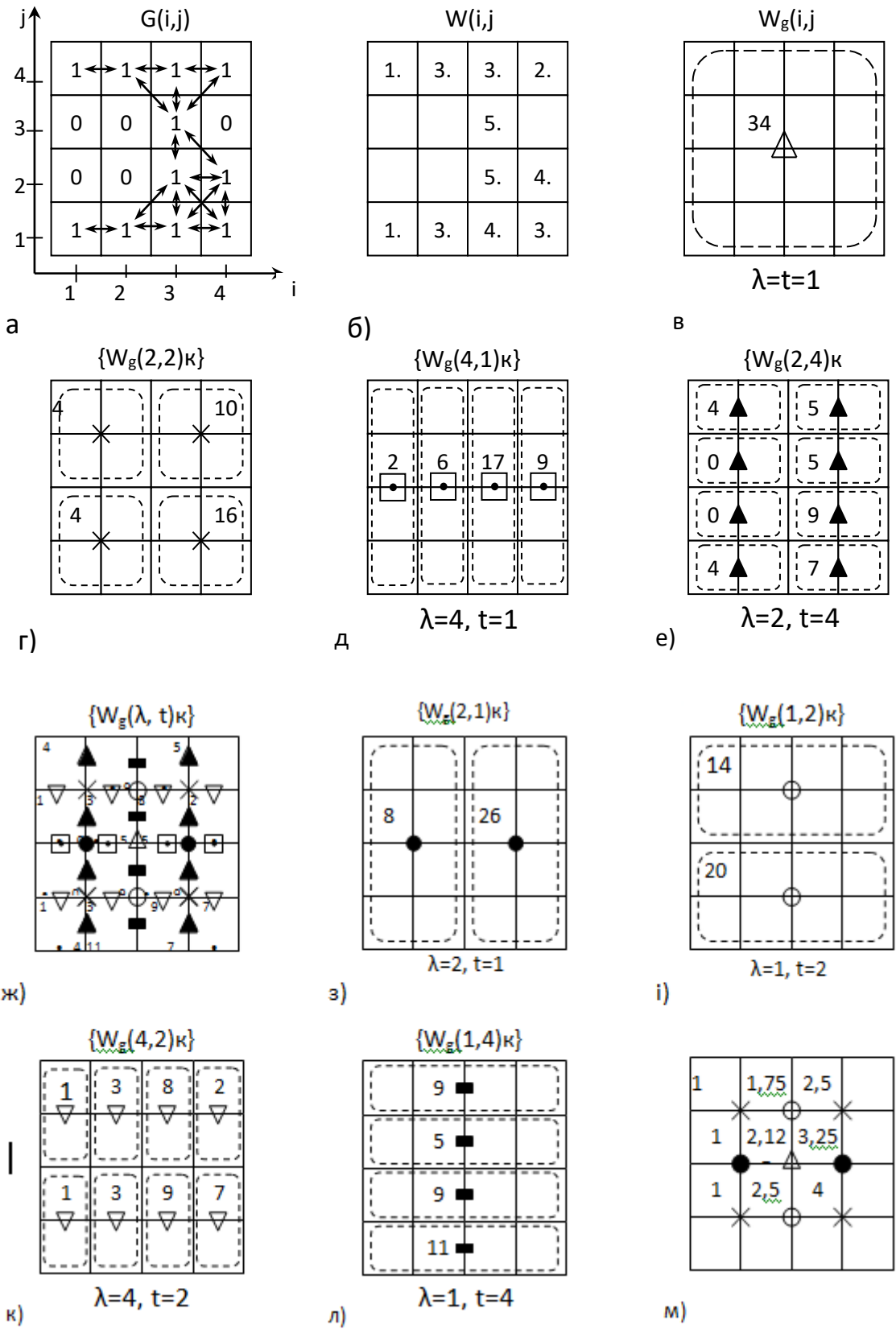


Рисунок 2.3 – Розбивка площі поля по дихотомічному принципу

Виконаємо III перетворення над локальними СПЗ функціями УПЗПр $W_{\wedge}^{(0)}, W_{\wedge}^{(-1)}, W_{\wedge}^{(+1)}$. Розглянемо метод формування власних мережеских функцій $W_{\wedge}^{(0)}, W_{\wedge}^{(-1)}, W_{\wedge}^{(+1)}$ на першому рівні перетворення на прикладі оброблення біомедичних зображень судин очного дна.

У позначеннях моделей III перетворення, оператор мережевого перетворення – це не що інше, як оператор G перетворення, загальний вигляд якого відображається такою моделлю:

$$G(W_{\wedge}^{(0)}) = \begin{pmatrix} 1 & 2 & 1 & 1 \\ 2 & 2 & 3 & 1 \\ 3 & 2 & 1 & 2 \\ 1 & 0 & 2 & 2 \end{pmatrix} \xRightarrow{1 \times 15} \begin{pmatrix} 0 & 1 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 2 & 0 \\ 2 & 1 & 0 & 1 \\ 0 & X & 1 & 1 \end{pmatrix} \xRightarrow{1 \times 9} \begin{pmatrix} X & 0 & X & X \\ 0 & 0 & 1 & X \\ 1 & 0 & X & 0 \\ X & X & 0 & 0 \end{pmatrix} \xRightarrow{1 \times 2} \begin{pmatrix} 0 & 0 & X & X \\ 0 & X & 0 & X \\ 0 & X & X & X \\ X & X & X & X \end{pmatrix},$$

де G – оператор мережевого перетворення першого рівня, позначення X означає, що елемент функції УПЗПр із подальшого перетворення виключається.

Вихідна мережева функція першого рівня для нульових УПЗПр:

$$C^0(F_{(0)}) = (15 \ 9 \ 2)$$

$$G(W_{\wedge}^{(+1)}) = \begin{pmatrix} 1 & 3 & 1 & 2 \\ 3 & 0 & 2 & 4 \\ 0 & 1 & 2 & 2 \\ 0 & 5 & 2 & 1 \end{pmatrix} \xRightarrow{1 \times 13} \begin{pmatrix} 0 & 2 & 0 & 1 \\ 2 & X & 1 & 3 \\ X & 0 & 1 & 1 \\ X & 4 & 1 & 6 \end{pmatrix} \xRightarrow{1 \times 9} \begin{pmatrix} X & 0 & X & 0 \\ 1 & X & 0 & 2 \\ X & X & 0 & 0 \\ X & 3 & 0 & X \end{pmatrix} \xRightarrow{1 \times 4} \begin{pmatrix} X & 0 & X & X \\ 0 & X & X & 1 \\ X & X & 0 & X \\ X & 2 & X & X \end{pmatrix} \xRightarrow{1 \times 2}$$

$$\xRightarrow{1 \times 2} \begin{pmatrix} X & X & X & X \\ X & X & X & 0 \\ X & X & X & X \\ X & 1 & X & X \end{pmatrix} \xRightarrow{1 \times 1} \begin{pmatrix} X & X & X & X \\ X & X & X & X \\ X & X & X & X \\ X & 0 & X & X \end{pmatrix}.$$

Вихідна мережева функція першого рівня для додатних УПЗПр:

$$C^1(F_{(+1)}) = (13 \ 9 \ 4 \ 2 \ 1).$$

$$G(W_{\wedge}^{(-1)}) = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 3 & 0 \\ 0 & 6 & 3 & 0 \\ 2 & 5 & 5 & 1 \\ 2 & 0 & 1 & 0 \end{pmatrix} \xRightarrow{1 \times 10} \begin{pmatrix} 0 & X & 2 & X \\ X & 5 & 2 & X \\ 1 & 4 & 4 & 0 \\ 1 & X & 0 & X \end{pmatrix} \xRightarrow{1 \times 7} \begin{pmatrix} X & X & 1 & X \\ X & 4 & 1 & X \\ 0 & 3 & 3 & X \\ 0 & X & X & X \end{pmatrix} \xRightarrow{1 \times 5} \begin{pmatrix} X & X & 0 & X \\ X & 3 & 0 & X \\ X & 2 & 2 & X \\ 0 & X & X & X \end{pmatrix} \xRightarrow{2 \times 3}$$

$$\xRightarrow{2 \times 3} \begin{pmatrix} X & X & X & X \\ X & 1 & X & X \\ X & 0 & X & X \\ X & X & X & X \end{pmatrix} \xRightarrow{1 \times 1} \begin{pmatrix} X & X & X & X \\ X & 0 & X & X \\ X & X & X & X \\ X & X & X & X \end{pmatrix}.$$

Вихідна мережева функція першого рівня для від'ємних УПЗПр:

$$C^1(F_{(-1)}) = (10\ 7\ 5\ 3\ 1).$$

Проведемо G перетворення над функціями $C^1(F_{(0)}), C^1(F_{(+1)}), C^1(F_{(-1)})$ по вертикальним перерізам перетворення $G(W_{\wedge}^{(0)}), G(W_{\wedge}^{(-1)}), G(W_{\wedge}^{(+1)})$:

$$G\left(C^1(W_{\wedge}^{(0)}), C^1(W_{\wedge}^{(+1)}), C^1(W_{\wedge}^{(-1)})\right) = \left(\begin{pmatrix} 15 \\ 13 \\ 9 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 9 \\ 9 \\ 7 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 2 \\ 5 \\ 5 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 3 \\ 6 \\ 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 \\ 1 \end{pmatrix} = \left(\begin{pmatrix} 15 \\ 13 \\ 9 \end{pmatrix} \xrightarrow{10 \times 3} \begin{pmatrix} 5 \\ 3 \\ 0 \end{pmatrix} \xrightarrow{3 \times 2} \begin{pmatrix} 2 \\ 0 \\ X \end{pmatrix} \xrightarrow{2 \times 1} \begin{pmatrix} 0 \\ X \\ X \end{pmatrix}, \right. \\ \left. \begin{pmatrix} 9 \\ 9 \\ 7 \end{pmatrix} \xrightarrow{7 \times 3} \begin{pmatrix} 2 \\ 2 \\ 0 \end{pmatrix} \xrightarrow{2 \times 2} \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \\ X \end{pmatrix}, \begin{pmatrix} 2 \\ 4 \\ 5 \end{pmatrix} \xrightarrow{2 \times 3} \begin{pmatrix} 10 \\ 2 \\ 3 \end{pmatrix} \xrightarrow{2 \times 2} \begin{pmatrix} X \\ 0 \\ 1 \end{pmatrix} \xrightarrow{1 \times 1} \begin{pmatrix} X \\ X \\ 0 \end{pmatrix}, \begin{pmatrix} 2 \\ 6 \end{pmatrix} \xrightarrow{2 \times 2} \begin{pmatrix} 0 \\ 4 \end{pmatrix} \xrightarrow{4 \times 1} \begin{pmatrix} X \\ 0 \end{pmatrix}, \begin{pmatrix} 1 \\ 1 \end{pmatrix} \xrightarrow{1 \times 2} \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \end{pmatrix} \right)$$

Вихідна мережева функція другого рівня $C^2(W_{\wedge}^{(0)}, W_{\wedge}^{(+1)}, W_{\wedge}^{(-1)}) = \left(\begin{pmatrix} 21 \\ 6 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 6 \\ 4 \\ 2 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 4 \\ 4 \\ 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 2 \\ 4 \\ 1 \end{pmatrix} \right)$ утворюється шляхом об'єднання загальних кратних елементів вихідної мережевої функції попереднього рівня G перетворення $G\left(C^1(W_{\wedge}^{(0)}), C^1(W_{\wedge}^{(+1)}), C^1(W_{\wedge}^{(-1)})\right)$ по його діагональним перерізах не одиничної довжини.

$$G\left(C^2(W_{\wedge}^{(0)}, W_{\wedge}^{(+1)}, W_{\wedge}^{(-1)})\right) = \left(\begin{pmatrix} 21 \\ 6 \end{pmatrix} \xrightarrow{6 \times 2} \begin{pmatrix} 0 \\ 4 \\ 5 \end{pmatrix} \xrightarrow{15 \times 1} \begin{pmatrix} 0 \\ X \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 6 \\ 4 \\ 2 \end{pmatrix} \xrightarrow{2 \times 3} \begin{pmatrix} 4 \\ 2 \\ 0 \end{pmatrix} \xrightarrow{2 \times 2} \begin{pmatrix} 2 \\ 0 \\ X \end{pmatrix} \xrightarrow{2 \times 1} \begin{pmatrix} 0 \\ X \\ X \end{pmatrix}, \right. \\ \left. \begin{pmatrix} 4 \\ 4 \\ 1 \end{pmatrix} \xrightarrow{4 \times 2} \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \end{pmatrix} \xrightarrow{1 \times 1} \begin{pmatrix} 2 \\ 4 \\ 1 \end{pmatrix} \xrightarrow{1 \times 3} \begin{pmatrix} 1 \\ 3 \\ 0 \end{pmatrix} \xrightarrow{1 \times 2} \begin{pmatrix} 0 \\ 2 \\ X \end{pmatrix} \xrightarrow{2 \times 1} \begin{pmatrix} X \\ X \\ 0 \end{pmatrix} \right).$$

Вихідна мережева функція третього рівня:

$$C^3(W_{\wedge}^{(0)}, W_{\wedge}^{(+1)}, W_{\wedge}^{(-1)}) = \left(\begin{pmatrix} 6 \\ 15 \end{pmatrix}, \begin{pmatrix} 8 \\ 4 \end{pmatrix}, \begin{pmatrix} 3 \\ 2 \end{pmatrix}, \begin{pmatrix} 2 \\ 2 \end{pmatrix} \right).$$

G перетворення вихідної мережевої функції третього рівня:

$$G\left(C^3\left(W_{\wedge}^{(0)}, W_{\wedge}^{(+1)}, W_{\wedge}^{(-1)}\right)\right) = \left(\left(\begin{array}{c} 6 \\ 15 \end{array} \right)^{6 \times 2} \Rightarrow \left(\begin{array}{c} 0 \\ 9 \end{array} \right)^{9 \times 1} \Rightarrow \left(\begin{array}{c} X \\ 0 \end{array} \right), \left(\begin{array}{c} 8 \\ 4 \end{array} \right)^{4 \times 2} \Rightarrow \left(\begin{array}{c} 4 \\ 0 \end{array} \right)^{3 \times 1} \Rightarrow \left(\begin{array}{c} 0 \\ X \end{array} \right), \left(\begin{array}{c} 3 \\ 2 \end{array} \right)^{2 \times 2} \Rightarrow \left(\begin{array}{c} 1 \\ 0 \end{array} \right)^{1 \times 1} \Rightarrow \left(\begin{array}{c} 0 \\ X \end{array} \right), \right. \\ \left. \left(\begin{array}{c} 2 \\ 2 \end{array} \right)^{1 \times 2} \Rightarrow \left(\begin{array}{c} 0 \\ 0 \end{array} \right) \right)$$

Вихідна мережева функція четвертого рівня:

$$C^4\left(W_{\wedge}^{(0)}, W_{\wedge}^{(+1)}, W_{\wedge}^{(-1)}\right) = \left(\left(\begin{array}{c} 8 \\ 9 \end{array} \right), \left(\begin{array}{c} 4 \\ 4 \end{array} \right), \left(\begin{array}{c} 2 \\ 1 \end{array} \right), \left(\begin{array}{c} 2 \\ 2 \end{array} \right) \right)$$

G перетворення мережевої функції четвертого рівня:

$$G\left(C^3\left(W_{\wedge}^{(0)}, W_{\wedge}^{(+1)}, W_{\wedge}^{(-1)}\right)\right) = \left(\left(\begin{array}{c} 8 \\ 9 \end{array} \right)^{8 \times 2} \Rightarrow \left(\begin{array}{c} 0 \\ 1 \end{array} \right)^{1 \times 1} \Rightarrow \left(\begin{array}{c} X \\ 0 \end{array} \right), \left(\begin{array}{c} 4 \\ 4 \end{array} \right)^{4 \times 2} \Rightarrow \left(\begin{array}{c} 0 \\ 0 \\ 3 \end{array} \right), \left(\begin{array}{c} 2 \\ 1 \end{array} \right)^{1 \times 2} \Rightarrow \left(\begin{array}{c} 1 \\ 0 \end{array} \right)^{1 \times 1} \Rightarrow \left(\begin{array}{c} 0 \\ X \end{array} \right), \left(\begin{array}{c} 2 \\ 2 \end{array} \right)^{2 \times 1} \Rightarrow \left(\begin{array}{c} 0 \\ 0 \end{array} \right) \right)$$

.Вихідна мережева функція п'ятого рівня:

$$C^5\left(W_{\wedge}^{(0)}, W_{\wedge}^{(+1)}, W_{\wedge}^{(-1)}\right) = \left(\left(\begin{array}{c} 6 \\ 6 \end{array} \right), \left(\begin{array}{c} 4 \\ 6 \end{array} \right), \left(\begin{array}{c} 9 \\ 1 \end{array} \right), \left(\begin{array}{c} 2 \\ 1 \end{array} \right), \left(\begin{array}{c} 2 \\ 2 \end{array} \right), \left(\begin{array}{c} 1 \\ 2 \end{array} \right) \right)$$

G перетворення мережевої функції п'ятого рівня:

$$G\left(C^5\left(W_{\wedge}^{(0)}, W_{\wedge}^{(+1)}, W_{\wedge}^{(-1)}\right)\right) = \left(\left(\begin{array}{c} 8 \\ 1 \end{array} \right)^{1 \times 2} \Rightarrow \left(\begin{array}{c} 7 \\ 0 \end{array} \right)^{7 \times 1} \Rightarrow \left(\begin{array}{c} 0 \\ X \end{array} \right), \left(\begin{array}{c} 2 \\ 2 \end{array} \right)^{2 \times 2} \Rightarrow \left(\begin{array}{c} 0 \\ 0 \end{array} \right), \left(\begin{array}{c} 1 \\ 1 \end{array} \right)^{1 \times 1} \Rightarrow \left(\begin{array}{c} 0 \\ 0 \end{array} \right) \right)$$

Вихідна мережева функція шостого рівня:

$$C^6\left(W_{\wedge}^{(0)}, W_{\wedge}^{(+1)}, W_{\wedge}^{(-1)}\right) = \left(\left(\begin{array}{c} 4 \\ 7 \end{array} \right), \left(\begin{array}{c} 1 \\ 4 \end{array} \right) \right)$$

G перетворення вихідної мережевої функції шостого рівня:

$$G\left(C^6\left(W_{\wedge}^{(0)}, W_{\wedge}^{(+1)}, W_{\wedge}^{(-1)}\right)\right) = \left(\left(\begin{array}{c} 4 \\ 7 \end{array} \right)^{4 \times 2} \Rightarrow \left(\begin{array}{c} 0 \\ 3 \end{array} \right)^{3 \times 1} \Rightarrow \left(\begin{array}{c} X \\ 0 \end{array} \right), \left(\begin{array}{c} 1 \\ 1 \end{array} \right)^{1 \times 1} \Rightarrow \left(\begin{array}{c} 0 \\ 0 \end{array} \right) \right)$$

Вихідна мережева функція сьомого рівня і її G перетворення:

$$C^7\left(W_{\wedge}^{(0)}, W_{\wedge}^{(+1)}, W_{\wedge}^{(-1)}\right) = G\left(C^7\left(W_{\wedge}^{(0)}, W_{\wedge}^{(+1)}, W_{\wedge}^{(-1)}\right)\right) = \left(\left(\begin{array}{c} 1 \\ 3 \end{array} \right)^{1 \times 2} \Rightarrow \left(\begin{array}{c} 0 \\ 2 \end{array} \right)^{2 \times 1} \Rightarrow \left(\begin{array}{c} X \\ 0 \end{array} \right) \right)$$

Вихідна мережева функція восьмого рівня і її G перетворення:

$$C^8\left(W_{\wedge}^{(0)}, W_{\wedge}^{(+1)}, W_{\wedge}^{(-1)}\right) = 2$$

$$G\left(C^8\left(W_{\wedge}^{(0)}, W_{\wedge}^{(+1)}, W_{\wedge}^{(-1)}\right)\right) = \left(\left(\begin{array}{c} 2 \\ 0 \end{array} \right)^{2 \times 1} \Rightarrow \left(\begin{array}{c} 0 \\ 0 \end{array} \right) \right)$$

Узагальнена вихідна функція утворюється шляхом об'єднання загальних кратних по діагональним перерізам одиничної довжини кожного G перетворення, починаючи із другого:

$$C_{вих} = (30 \ 12 \ 12 \ 16 \ 2 \ 8 \ 2 \ 2).$$

Приклад III перетворення біомедичних зображень судин очного дна з оптимальним ранжуванням 4×4 наведений на рис. 2.4.

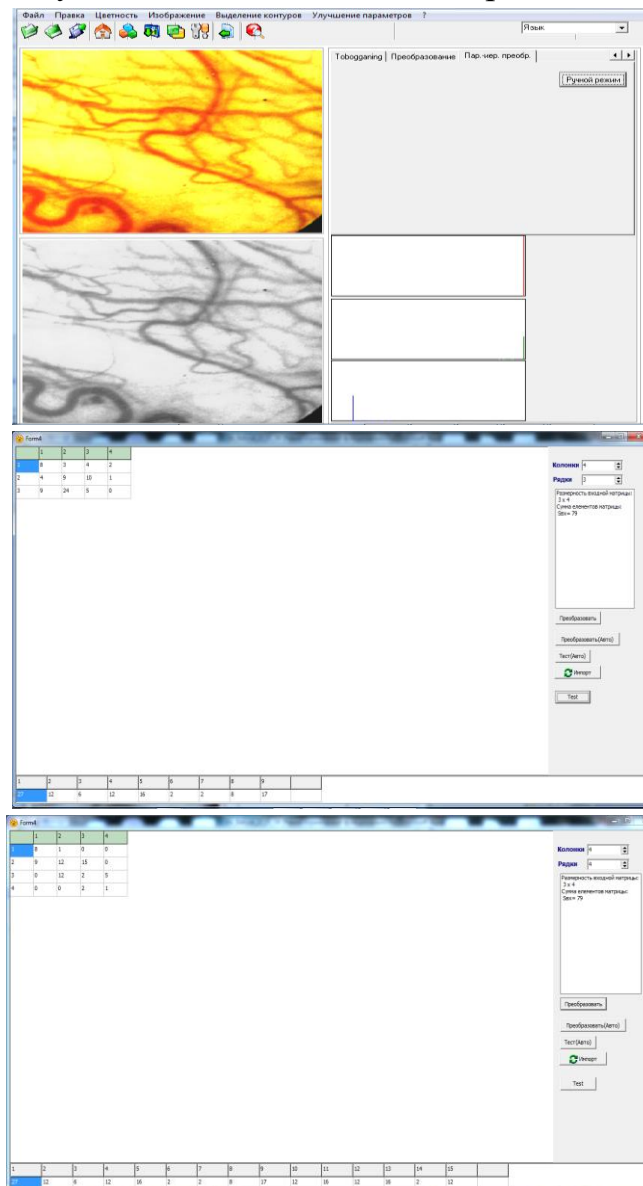


Рисунок 2.4 Приклад III перетворення біомедичних зображень судин очного дна

Таким чином, мережеве III перетворення СПЗ функцій УПЗПр $\{W_{\wedge}^{(0)}\}$, $\{W_{\wedge}^{(+1)}\}$, $\{W_{\wedge}^{(-1)}\}$ полягає в паралельно-послідовному рекурсивному формуванні вихідних мережевих функцій $C^1(W_{\wedge}^{(0)}, W_{\wedge}^{(+1)}, W_{\wedge}^{(-1)})$, у

вертикальних перерізах яких проводиться рекурсивне формування вихідних мережевих функцій $C^2(W_{\wedge}^{(0)}, W_{\wedge}^{(+1)}, W_{\wedge}^{(-1)})$, а в діагональних перерізах – рекурсивне формування вихідних мережевих функцій $C^3(W_{\wedge}^{(0)}, W_{\wedge}^{(+1)}, W_{\wedge}^{(-1)})$ і так далі до тих пір, поки l -а мережева функція $C^l(W_{\wedge}^{(0)}, W_{\wedge}^{(+1)}, W_{\wedge}^{(-1)})$ не буде складатися із одного елементу. Узагальнена вихідна мережева функція $C_{\text{вих}}$ складається із діагональних значень вихідних мережевих функцій одиничної довжини.

2.2.2 Кореляційний аналіз динамічних змін об'єктів біомедичних зображень мікроциркуляції судин ока та очного дна

Для кореляційного аналізу динамічних змін об'єктів при обробленні біомедичних зображень будемо використовувати парну функцію порівняння. Тоді мережеві функції порівняння ПІ перетворення зображень можна подати у вигляді:

$$\begin{aligned}
 C_{fg\omega l, \tau(k, r)} &= \sum_k \sum_{i=\partial_1}^{\partial_2} \sum_{j=\mu_1}^{\mu_2} u \left(\bigcup_{r=2}^d F_{\tilde{\alpha}_v(\beta)}^{11r} \tilde{f}_{l, \tau, i, j}, \bigcup_{r=2}^d F_{\tilde{\alpha}_v(\beta)}^{11r} \tilde{g}_{\partial_1 i - l - \zeta_k, j - \tau - \eta_k} \right) \times \omega_{i+l, j+\tau, \zeta_k, \eta_k}, \\
 C_{gg\omega(k, r)} &= \sum_k \sum_{i=\partial_1}^{\partial_2} \sum_{j=\mu_1}^{\mu_2} u \left(\bigcup_{r=2}^d F_{\tilde{\alpha}_v(\beta)}^{11r} \tilde{g}_{\partial_1 i, j}, \bigcup_{r=2}^d F_{\tilde{\alpha}_v(\beta)}^{11r} \tilde{g}_{\partial_1 i - \zeta_k, j - \eta_k} \right) \times \omega_{i, j, \zeta_k, \eta_k}, \\
 C_{ff\omega l, \tau(k, r)} &= \sum_k \sum_{i=\partial_1}^{\partial_2} \sum_{j=\mu_1}^{\mu_2} u \left(\bigcup_{r=2}^d F_{\tilde{\alpha}_v(\beta)}^{11r} \tilde{f}_{l, \tau, i, j}, \bigcup_{r=2}^d F_{\tilde{\alpha}_v(\beta)}^{11r} \tilde{f}_{l, \tau, i - \zeta_k, j - \eta_k} \right) \times \omega_{i+l, j+\tau, \zeta_k, \eta_k}, \\
 \omega_i + l, \quad j + \tau, \quad \zeta_k, \quad \eta_k &= \omega_i + l, \quad j + \tau, \quad \zeta_k, \quad \eta_k, \quad \omega_{i, j, \zeta_k, \eta_k} = \omega_{i, j} \cdot \omega_{\zeta_k, \eta_k}
 \end{aligned} \tag{2.6}$$

де $\omega_{i, j, \zeta_k, \eta_k}$ – маскова функція рангу ζ_k, η_k ;

l, τ – параметри трансляції зображення;

$\tilde{f}_{l, \tau}, \tilde{g}_{\partial_1}$ – відліки ПЗ і ЕЗ, $\partial_1 = l, \partial_2 = l + m_{g_3} - \zeta_k - 1, \mu_1 = \tau, \mu_2 = \tau + n_{g_3} - \eta_k - 1$,

$u(\dots)$ – парна функція порівняння.

Подальше порівняння доцільно здійснювати за методом узагальненого Q-порівняння із попередньою обробкою на основі узагальненого Q-перетворення [77, 78]. Це забезпечує максимальну простоту реалізації, що притаманна методам порівняння за різницевою критеріальною мірою, а точність – за нормованою кореляційною мірою.

Визначимо властивості мережових C функцій, що є суттєвими для аналізу зображень методом УПЗП:

1) Рівність C -коефіцієнтів будь-якого ненульового рангу і рівня однакових образів при відсутності шумів і викривлень, погрішності квантування і допустимій розбіжності $\alpha_c = 0$;

2) Збіг порівнюваних образів у випадку рівності незалежних C -коефіцієнтів C – функції при відсутності шумів, викривлень, погрішності квантування і допустимому коефіцієнті розбіжності $\alpha_c = 0$;

3) Збіг C – коефіцієнтів будь-якого ненульового рангу однакових образів із погрішністю $|\alpha_{kb}| + |\alpha_c| + |\alpha_{uu}| \geq \left| C_{ff\omega l, \xi_k, \eta_k}^{(r)} - C_{gg\omega \xi_k, \eta_k}^{(r)} \right|$, при наявності шумів, викривлень, погрішності квантування (α_{kb}) і допустимому коефіцієнті розбіжності α_c .

4) Ріст значення C – функції при невід’ємних C – коефіцієнтах по мірі послідовного збільшення повноти послідовності перебраних рангів ξ_k η_k і r .

Якщо кожен C – коефіцієнт ЕЗ рангів ξ_k η_k і r віднести до поля із координатами $0\xi_k, 0\eta_k$, то сукупність $\left\{ C_{gg\omega \xi_k, \eta_k}^{(r)} \right\}$ є сукупність C – коефіцієнтів мережового перетворення еталонного образу (ЕО):

$$g_{\xi}(i, j) \xrightarrow{C} C_{gg\omega(\xi_k, \eta_k, r)}.$$

Аналогічно для поточного образу (ПО):

$$\tilde{f}_{l, \tau}(i, j) \xrightarrow{C} C_{ff\omega l, \tau(\xi_k, \eta_k, r)}.$$

Сукупності $C_{gg(\xi_k, \eta_k, r)}$ і $C_{ff(\xi_k, \eta_k, r)}$ будемо називати мережевими C -обрами ЕО і ПО відповідно.

Визначимо мережеву критеріальну функцію загального вигляду наступним чином:

$$\Delta C_{fg\omega l, \tau}(k, r) = V \left[C_{fg\omega l, \tau}(k, r), C_{gg\omega l, \tau}(k, r) \right], \quad (2.7)$$

де функція загального виду $V[]$ – парна функція для C – функцій $C_{fg\omega l, \tau}(k, r)$ і $C_{gg\omega l, \tau}(k, r)$, що визначаються згідно виразів (2.6).

По суті критеріальна функція [79, 80] визначає міру відмінності порівнюваних образів на основі мережевого G перетворення. Задамо верхню і нижню границі допустимої міри розбіжності порівнюваних образів у вигляді критеріального відношення, яке для (2.7) має вигляд:

$$\left| \Delta C_{fg\omega l, \tau}(k, r) \right|^2 \leq \left| V \left[(1-\alpha) C_{ff\omega l, \tau}(k, r), C_{ff\omega l, \tau}(k, r) \right] \times V \left[(1-\alpha) C_{gg\omega}(k, r), C_{gg\omega}(k, r) \right] \right|$$

де α – сумарний коефіцієнт розбіжності образів. Оціночну критеріальну функцію можна представити у вигляді:

$$\left| V \left[(1-\alpha) C_{ff\omega l, \tau}(k, r), C_{gg\omega}(k, r) \right] \right|^2 \leq V \left[(1-\alpha) C_{ff\omega l, \tau}(k, r), C_{ff\omega l, \tau}(k, r) \right] \cdot \left| V \left[(1-\alpha) C_{gg\omega}(k, r), C_{gg\omega}(k, r) \right] \right|$$

Для різницевої критеріальної функції мережеве критеріальне відношення представляється у вигляді:

$$(1-\alpha) \left| C_{gg\omega}(k, r) \right| \leq \left| C_{ff\omega l, \tau}(k, r) \right| \leq (1+\alpha) \left| C_{gg\omega}(k, r) \right|$$

На відміну від відомих підходів перетворення зображень [77], паралельно-ієрархічний розклад відбувається за адаптивною системою базисних мережевих функцій заданих у вигляді рядів, формування яких залежить від структури самого зображення, що суттєво спрощує процедуру перетворення, понижує середньоквадратичну помилку перетворення і покращує його збіжність.

Дана модель ПІ перетворення може бути також використана для виділення характерних ознак зображення, його кодування і скорочення розмірності (стиснення). Інваріантність до повороту зображення у запропонованому методі досягається завдяки виконанню важливої властивості:

$$\sum_{i,j} F_{\alpha \vee (\beta)}^{i,j} = \text{const.}^{\delta} \quad (2.8)$$

Виконання співвідношення (2.7) призводить до того, що при зміні орієнтації об'єкта, наприклад його повороту, енергетичний спектр складових його елементів із заданим наближення δ залишається сталим.

Розроблені математичні моделі використовують традиційні критеріальні функції [78], за рахунок використання СПЗ у поєднанні із мережевою обробкою функцій отриманих препаратів дозволяє досягати інваріантності до повороту зображень, зменшити апаратні витрати при одночасному підвищенні завадостійкості та відкриває нові можливості для обробки біомедичних зображень.

2.3 Метод визначення порогу градієнтного фільтра в системі оброблення біомедичних зображень

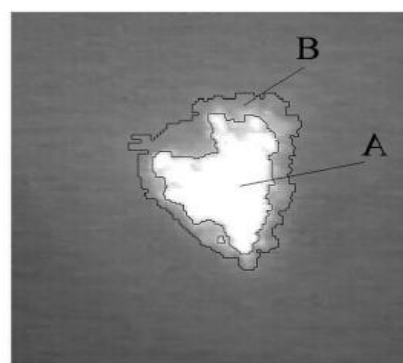
Вибір порогового значення різного роду фільтрів є однією із найважливіших задач при проектуванні систем оброблення біомедичних зображень [81÷84]. Часто характеристики всієї системи у цілому залежать від точності і швидкості вибору потрібного порогового значення. На сьогоднішній день ця задача є дуже актуальною, оскільки сучасні системи прагнуть до оброблення величезних об'ємів інформації у реальному масштабі часу, при цьому зберігаючи високу точність [85÷87]. Неспроможність класичних методів ефективного визначення порогу пов'язана із різноманітністю видів зображень і, найчастіше їх слабкою контрастністю, а вибір порогового значення оператором значно зменшує швидкість, точність, стабільність і незалежність системи.

Запропонований метод базується на використанні градієнтних методів для визначення оптимального порогу із метою підвищення точності прогнозування поведінки об'єктів динамічних зображень [88÷90]. Хоча даний підхід дозволяє визначати і інші порогові значення залежно від поставленої задачі.

Головною задачею при обробленні цих зображень є визначення порогового параметру, відносно якого і буде вираховуватися центр мас об'єкта. Часто є незрозумілим, яку саме частину зображення слід застосовувати для отримання більш точного результату A , $A+B$ або дещо середнє між ними (рис. 2.5.б).



а)



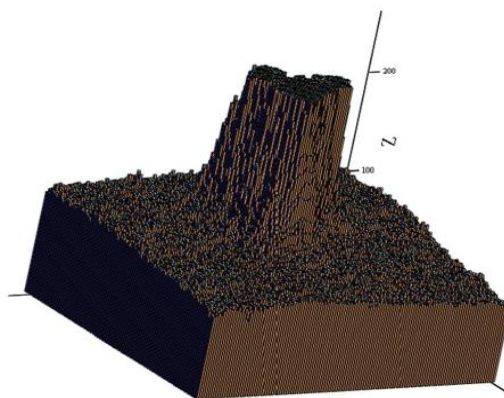
б)

Рисунок 2.5 – Оцінювання конфігурації біомедичного зображення:

а – вихідне зображення;

б – зображення, розділене умовними границями.

Біомедичне зображення представляється у вигляді об'ємної гістограми, де висота кожного стовпця дорівнює його яскравості (рис. 2.6).



А

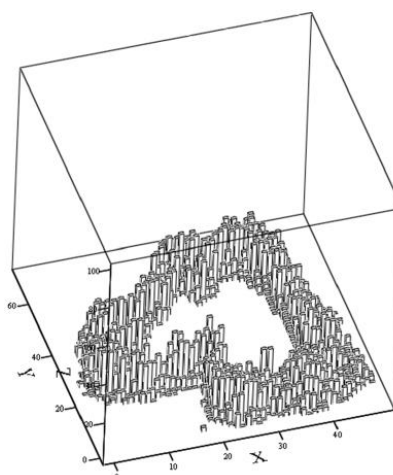
Рисунок 2.6 – Об'ємна гістограма біомедичного зображення на прикладі флюоресцентного аналізу сітківки ока

Для реалізації запропонованого методу на основі використання градієнтних методів для визначення оптимального порогу використовується один із найефективніших градієнтних методів – метод SUSAN [91]. Головною перевагою методу SUSAN є його простота, точність, швидкість вирахування і добра локалізація біомедичних об'єктів.

Використовуючи ковзаюче кругле вікно (маску) із стандартним пороговим значенням отримуємо реакцію детектора на границі у вигляді рис. 2.7,а і 2.7,б.



а



б

Рисунок 2.7 – Результати роботи визначення границь: а – 2D біомедичне зображення, б – 3D біомедичне зображення

Амплітуда на рис. 2.7, б показує реакцію детектора на границю. Далі визначається попередній центр мас нашого об'єкта [92]. Для цього використовується зовнішня межа отриманого за допомогою вищеописаного детектора зображення, тоді:

$$x_c = \frac{\sum P_i x_i}{P} \quad y_c = \frac{\sum P_i y_i}{P}, \quad (2.9)$$

де P_i – вага кожної точки тіла, $P = \sum P_i$ – вага всього тіла.

Оцінювання динамічних змін конфігурації біомедичних зображень при високій частоті відновлення, зміни положення центра ваги, навіть при швидкому русі, відбуваються повільно. Використовуючи цю особливість, визначаються центри об'єкта навчальної вибірки при різних порогових значеннях. Кількість елементів (кадрів) навчальної вибірки вибирається залежно від типу динамічного об'єкта, поставленого завдання і початкових умов.

Алгоритм оброблення біомедичних зображень працює таким чином. Задається кількість елементів навчальної вибірки Q , величина якого при нормальних умовах незначно впливає на результат роботи алгоритму. Дана кількість відповідає кількості числових значень параметра, згідно з якими і визначається оптимальне значення порога. Після цього встановлюється діапазон значень порога, в якому може знаходитися оптимальне значення порога

$$T \in [L_{\min}; L_{\max}] \quad (2.10)$$

де $L_{\min}; L_{\max}$ – верхня і нижня границі відповідно.

Цей діапазон залежить від швидкості динамічних змін біомедичного зображення і безпосередньо впливає на продуктивність алгоритму спочатку роботи, при обробці навчальної вибірки.

Згідно формул обчислюється необхідний параметр/параметри $S^{(k)}$ при значеннях $T(i)$ в діапазоні $[L_{\min}; L_{\max}]$. Причому, чим більше коефіцієнт до k і відповідно кількість параметрів зображення, які враховуються при обробці зображення, тим точніше результат роботи алгоритму.

У даному випадку, за формулами (2.9) обчислюються центри динамічного зображення при значеннях порога $T(i)$ для кожного зображення траси. За отриманими даними будуються графіки зміни шуканого параметра в навчальній вибірці для всіх порогових значень, які використовувалися. Для кожного графіка розраховується параметр вибору порога за формулою:

$$\delta = \frac{\sum_{i=1}^Q |S_i^{(k)} - S_{i+1}^{(k)}|}{Q} \quad (2.11)$$

Після чого вибирається порогове значення, при якому δ є мінімальним.

$$T_{opt} = f(\min\{\delta_i\}) | i \in [1; Q] \quad (2.12)$$

Для програмного моделювання методу використовується інтегроване середовище розроблення програмного забезпечення Delphi Code Gear RAD Studio, створена корпорацією Borland [93], так як воно пропонує найбільш широкі можливості для створення програмних продуктів для більшості платформ. Основними перевагами при виборі середовища програмного моделювання даного алгоритму стали: простота і відносна легкість розроблення, висока продуктивність розроблених продуктів, потужна підсистема роботи з базами даних, можливість створення міжплатформених програмних продуктів, можливість вставки блоків програмного коду, написаного на мовах низького рівня.

Автоматичне визначення порогу градієнтного фільтра для оцінювання динамічних змін біомедичних об'єктів виконується за таким чином:

- 1) обчислюємо координати зображення, і проводимо сегментацію;
- 2) визначаємо хвостові елементи для збереженого зображення за методом прямого ПІ перетворення;
- 3) формуємо еталонне зображення – середнє значення хвостових елементів перших 20 зображень;
- 4) обчислюємо коефіцієнт кореляції між хвостовими елементами еталонного зображення і поточним зображенням;
- 5) якщо коефіцієнт кореляції вище 0,9 то зображення «хороше»; повторюємо пункт 4-5 для кожного наступного зображення (рис. 2.8).

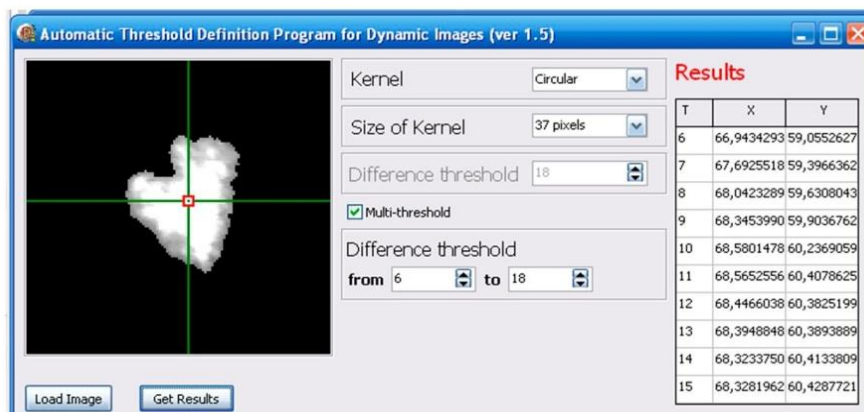


Рисунок 2.8 – Автоматичне визначення порогу градієнтного фільтра для оцінювання динамічних змін біомедичних об'єктів

Після завантаження програми і встановлення проміжку у якому знаходиться значення порогу, програма обчислює значення потрібних параметрів при різних порогових значеннях із заздалегідь визначеним кроком і заносить їх у таблицю (табл.2.1).

Таблиця 2.1 Співвідношення координат центру біомедичного об'єкту до порогового значення

Name	Img10.bmp			Img11.bmp				Img20.bmp	
Tr	X	Y	S_1^2	X	Y	S_2^2	...	X	Y
L_{min}	64,74631	61,65841		65,14652	59,38408	2,674544	...	65,87738	59,15695
L_{min+1}	65,72716	60,35595		65,81339	59,41501	1,027171	...	66,53706	58,38958
...
5	67,01761	59,57074		66,97727	60,88276	1,352361	...	67,76152	58,7179
6	67,43816	59,98134		67,40785	60,92208	0,971062	...	67,98508	59,10498
7	67,8998	59,8889		67,88311	60,68457	0,812359	...	68,39254	59,06057
8	68,62974	59,35466		68,28037	60,254	1,248709	...	68,56711	58,90714
9	66,52863	60,62922		68,61746	59,98351	2,734542	...	68,7265	59,2503
...
L_{max-1}	50,02516	63,04822		74,51316	74,4386	35,87838	...	63,46154	76,29864
L_{max}	47,47287	61,1292		75,41327	73,53061	40,34181	...	67,48765	79,51852

Слід зазначити, що програма здатна сама визначати максимальний діапазон порогових значень.

Після обробки всіх зображень навчальної вибірки і формування таблиці програма за описаним вище методом визначає оптимальне значення порога для даного виду динамічної системи і передає це значення експертній системі для подальшого оброблення.

Запропонований метод рекомендується використовувати в системі оцінювання динамічних змін біомедичних зображень для визначення значення оптимального порогу в умовах дії динамічних збурюючих факторів.

2.4. Застосування методу W-спектра зв'язності для підвищення завадостійкості оброблення біомедичних зображень очного дна

З метою зниження чутливості до спотворень, що вносяться формуванням біозображень та його шуму, пропонується метод подання багатоградаційного зображення узагальненим W-спектром просторової зв'язності і на його основі запропоновані завадостійкі алгоритми порівняння біозображень.

Спотворюючий зображення геометричний шум проявляється у випадках:

1. Виникнення шумових відліків зображення з одиничним значенням, що додаються до контуру чи ізольованих від контуру бінарного зображення.

2. Виникнення шумових відліків з нульовим значенням всередині контуру бінарного зображення.

3. Штучного розділення сегментів бінарного зображення, наприклад, при двохградацийному квантуванні сильнозашумленого напівтонового зображення сідлообразного типу з-за необхідності встановлення порогу квантування вище значення відліку нижньої точки сідла зображення.

Розглянемо процедуру порівняння зображень за допомогою методу W - спектра зв'язності [94÷98]:

- 1) задамо похибку порівняння δ (зручно брати ступінь двійки);
- 2) визначимо максимальний порядок (λ, t) , що використовується при порівнянні $(\lambda t)_{\max} \leq mXmY/2\delta$;
- 3) виконаємо перебір коефіцієнтів W - спектра зв'язності поточного зображення відповідно до збільшення або зменшення їх порядку $/\lambda \cdot t/$;
- 4) сформуємо різниці коефіцієнтів W - спектрів зв'язності зображень, що порівнюються, до максимального порядку включно:

$$\Delta w_{fg(\lambda, t)k} = |w_{f(\lambda, t)k} - w_{g(\lambda, t)k}|, \quad \lambda t \leq (\lambda t)_{\max} \quad (2.13)$$

Порівняємо різниці $\Delta w_{fg(\lambda, t)k}$ з похибкою δ , при цьому, якщо $\Delta w_{fg(\lambda, t)k} \leq \delta$ для всіх $(\lambda t) \leq (\lambda t)_{\max}$, то зображення рівні, в іншому випадку – нерівні. Процедура порівняння зображення по нормованому W - спектру зв'язності є аналогічною вищезазначеній із заміною величини δ на величину $\delta_H = \delta(\lambda t/mXmY)$.

Введемо поняття масочної функції (маски) $W(i, j) = \{W_{i,j}\}$ зображення еталона $g_e(i, j)$, де $i, j \in L_{ge}$ [91].

$$W_{i,j} = \begin{cases} 1, & \text{якщо } i, j \in L_{ge} \\ 0, & \text{якщо } i, j \in \overline{L_{ge}} \end{cases} \quad (2.14)$$

де L_{ge} – ділянка відліків зображення еталону.

Таким чином, маска образу дорівнює 1 для всіх відліків зображення еталона та 0 для всіх інших фонових відліків. Зміст поняття характеру еталона визначається характером задачі, що вирішується при порівнянні зображень, яке є основою кореляційного оброблення.

Наприклад, визначимо зображення еталона таким чином:

$$g_e^I(i, j) = \{g_e^I i, j\} = \{s_{gi,j}^{(1)}\}, \quad L_{ge}^I = L_{gs}^{(1)} \quad (2.15)$$

Тоді для відліку маски $W^I(i, j) = \{W_{i,j}\}$ справедливо:

$$W_{i,j}^I = \begin{cases} 1, & \text{якщо } i, j \in L_{gs}^{(1)} \\ 0, & \text{якщо } i, j \in \overline{L_{gs}^{(1)}} = L_{g\varphi} \end{cases},$$

тобто в цьому випадку зображення еталона тотожно дорівнює силуету еталона.

Подання силуету еталона в якості зображення еталону характерно для інформаційної задачі I розпізнавання об'єкта з малим діапазоном зміни яскравості на складному фоні.

На практиці фон може включати відліки $\varphi_{gi,j} = s_{gi,j}^{(0)}$, де $i, j \in L_{gs}^{(0)} \in L_{g\varphi}$, що відповідає, наприклад, затемненій ділянці $L_{gs}^{(0)}$ об'єкта. В цьому випадку

$$g_e^{II}(i, j) = \{g_e^{II} i, j\} = \{\{s_{gi,j}^{(1)}\}, \{s_{gi,j}^{(0)}\}\}, \quad (2.16)$$

$$L_{ge}^{II} = L_{gs}^{(1)} \cup L_{gs}^{(0)} = L_{gs}$$

$$W_{i,j}^{II} = \begin{cases} 1, & \text{якщо } i, j \in L_{gs} \\ 0, & \text{якщо } i, j \in \overline{L_{gs}} \end{cases} \quad (2.17)$$

Формування шаблон-еталону біомедичного зображення у вигляді (2.15) характерно для задачі розпізнавання об'єкта з значним діапазоном зміни яскравості на складному фоні.

При формуванні еталонів біомедичних зображень на основі W-спектру просторової зв'язності застосовується наведена вище процедура для зображень мікроциркуляції крові в судинах ока, що відповідають нормі та певним офтальмологічним захворюванням.

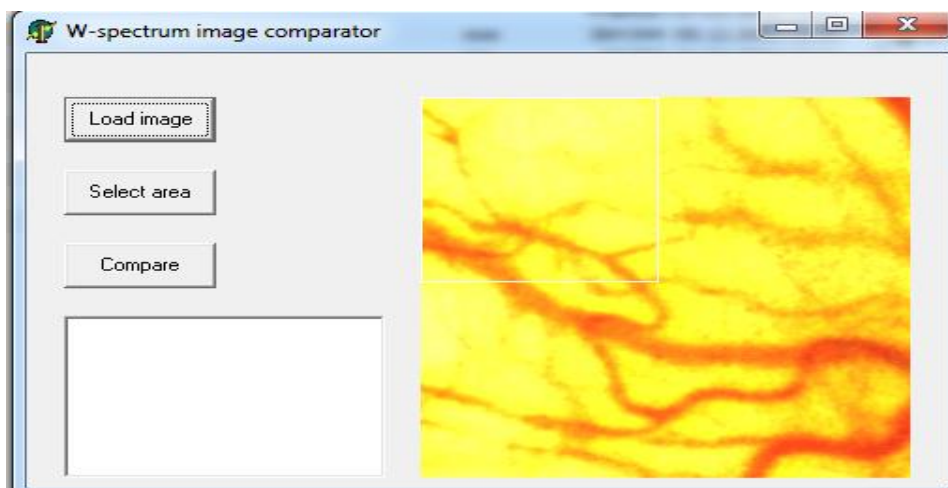


Рисунок 2.9 – Зображення норми мікроциркуляції крові в судинах ока

Приклад реалізації процедури порівняння фрагментів біомедичних зображень по W - спектрах зв'язності для формування еталону біомедичного зображення норми наведено на рис. 2.10.

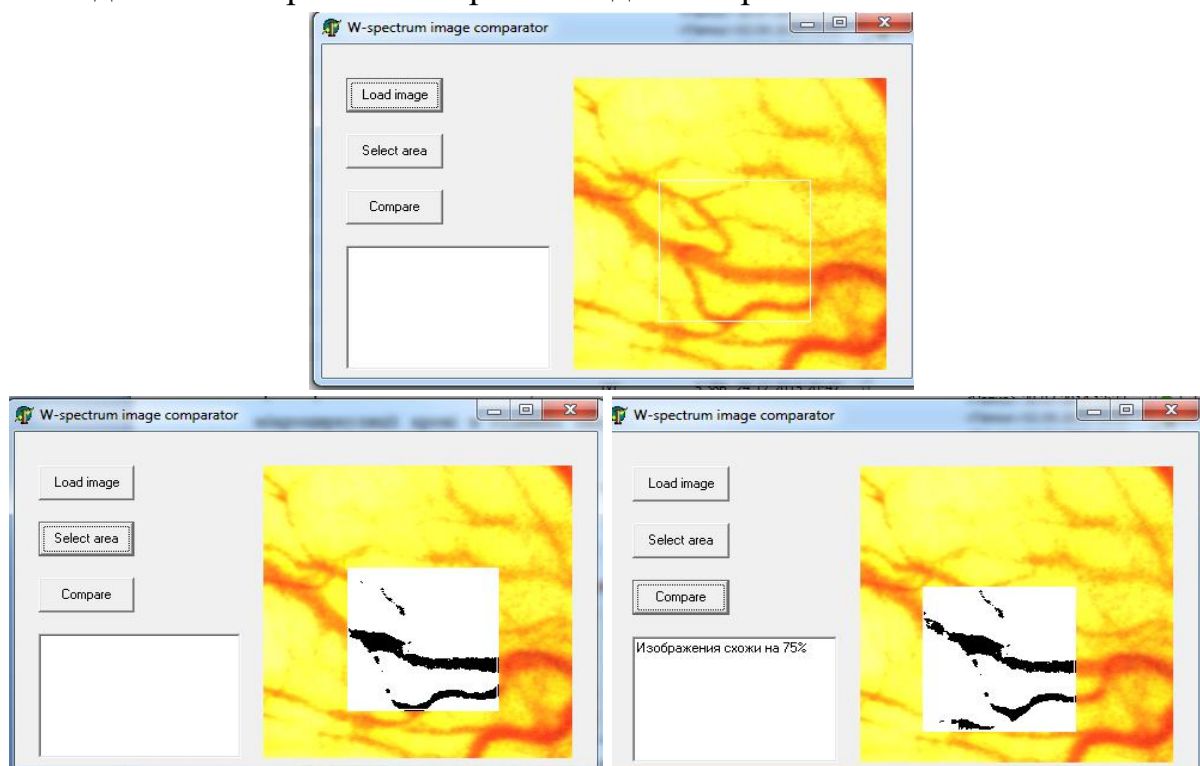


Рисунок 2.10 – Приклад реалізації порівняння фрагментів біомедичних зображень норми на основі W -спектру просторової зв'язності

Реалізація процедури порівняння фрагментів біомедичних зображень по W - спектрах зв'язності задля формування еталона біомедичного зображення, що відповідає склерозу артерій, наведено на рис. 2.11.

Цей підхід дозволяє порівнювати зображення по препаратах еталону, знижує чутливість до спотворень, що вносяться формуванням біозображень та його шуму, пропонується метод подання багатоградаційного зображення узагальненим W-спектром просторової зв'язності і на його основі запропоновані завадостійкі алгоритми порівняння біозображень

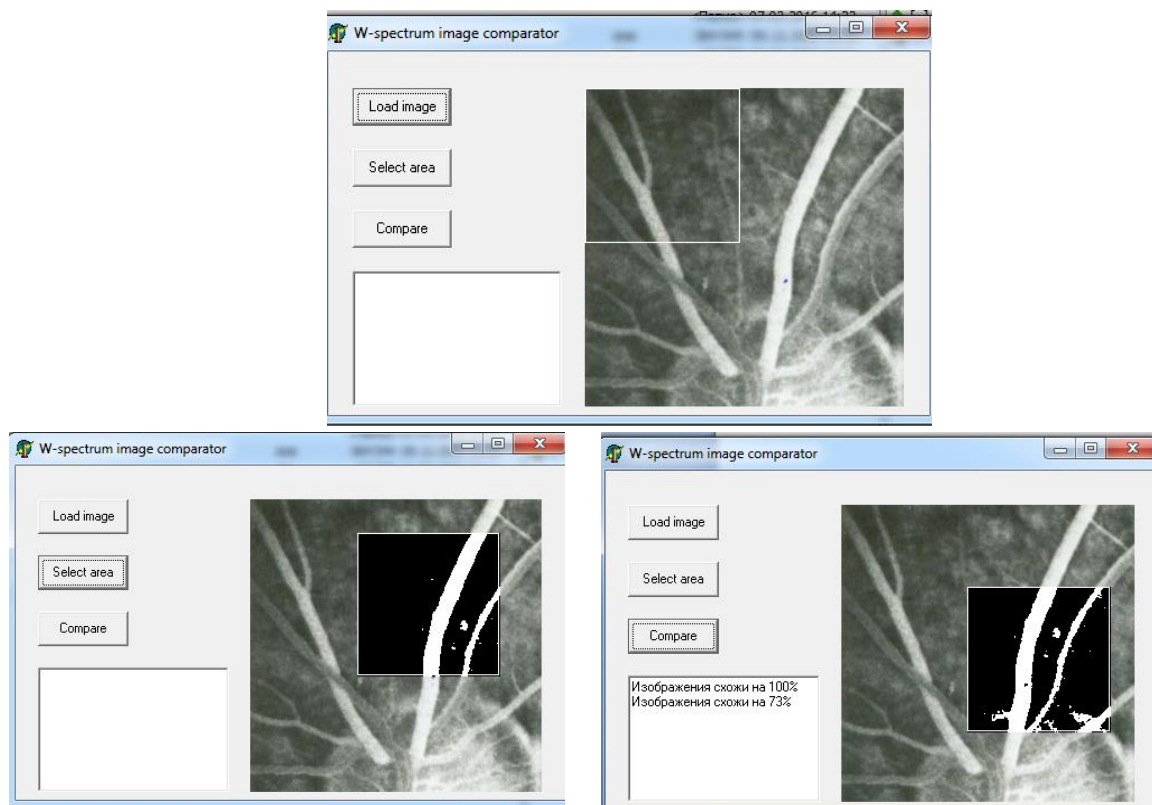


Рисунок 2.11 – Приклади реалізації порівняння біомедичних зображень, яке відповідає склерозу артерій, на основі W-спектру просторової зв'язності

Формування препарату еталону відбувається в такій послідовності: аналізуються сусідні відліки та формуються маски відліків; порівнюються тільки ті відліки, які є заповненими; формується масив, який вважається еталонним. Це дає можливість придушувати шумові відліки зображення з одиничним значенням, що додаються до контуру чи ізольованих від контуру бінарного зображення, шумових відліки з нульовим значенням всередині контуру бінарного зображення, виконувати Штучне розділення

сегментів бінарного зображення, наприклад, при двохградаційному квантуванні сильнозашумленого напівтонового зображення сідлообразного типу з-за необхідності встановлення порогу квантування вище значення відліку нижньої точки сідла зображення.

Це дозволяє підвищити точність та достовірність діагностування офтальмологічних захворювань.

2.5 Висновки до другого розділу

1. Отримали подальший розвиток математичні моделі для аналізу біомедичних зображень на основі просторово-зв'язного препарування в частині виділення характерних ознак зображень, його фрагментація (скорочення розмірності) з урахуванням інваріантності до повороту зображень, що дозволяє зменшити апаратні витрати при одночасному підвищенні завадостійкості розпізнавання біомедичних образів.

2. Удосконалено метод автоматичного вибору порогу градієнтного фільтра, що базується на використанні даних, які подаються градієнтними методами і забезпечують визначення оптимального порогу, що підвищує достовірність прогнозування швидкості динамічних змін біомедичних зображень і визначає оптимальний рівень порогу в умовах динамічних збурюючих факторів.

3. Отримав подальший розвиток метод W-спектра зв'язності для аналізу біомедичних зображень шляхом фрагментування інформаційних ділянок і порівняння зображень за препаратами еталону, що відбувається у такій послідовності: аналізуються сусідні відліки та формуються маски відліків; порівнюються тільки ті відліки, які є заповненими; формується масив, який вважається еталонним, що підвищило до 5 % достовірність діагностування офтальмологічних захворювань за біомедичними зображеннями.

Основні результати опубліковано у таких наукових працях [65, 67, 74].

РОЗДІЛ 3

РОЗРОБЛЕННЯ ЗАСОБІВ ПОКРАЩЕННЯ ЯКОСТІ БІОМЕДИЧНИХ ЗОБРАЖЕНЬ ТА ФОРМУВАННЯ ДІАГНОСТИЧНИХ ОЗНАК

3.1 Формування діагностичних ознак і критеріїв для оцінювання кон'юнктивальної мікроциркуляції крові

Все більшої уваги фахівців до проблем мікроциркуляції потребує розвиток нових і підвищення інформативності традиційних методів дослідження. Використання функціональних методів базується на детальному знанні анатомії і фізіології мікроциркуляторного русла, стану периферійної гемодинаміки у цілому. Серед об'єктів біомікроскопічних досліджень абсолютна більшість спеціалістів визначає бульбарну кон'юнктиву [45, 99÷ 101]. І це при тому, що на сьогодні не існує єдиної думки щодо гіпотези про функціональну єдність кровотоку, згідно з якою результати, що отримані на будь-якій його частині, є ідентичні і для інших судинних ділянок. Саме бульбарна кон'юнктива і є найбільш адаптованою і такою, що відображає закономірності системної мікроциркуляції саме завдяки нехарактерному розміщенню судин.

Найбільш розповсюдженим методом дослідження стану мікроциркуляторного русла кон'юнктиви є бальний метод [45, 49], який також зарекомендував себе в інших областях медицини – неврології, ендокринології, психофізіології тощо [102,103].

Серед всіх запропонованих бальних систем оцінювання (Куликов В.В., Мала Л.Т., Гельжиніс Р., Волков В.С., Шутьпіна Н.Б., Дорогой А.П., Царьова Н.Н., Moriske R.) , найбільш поширеною вважається система оцінювання, яку запропонувала академік Мала Л.Т [46], і спосіб оцінювання кон'юнктивальної мікроциркуляції [104].

Але бальне оцінювання змін мікроциркуляції бульбарної кон'юнктиви вельми умовна. Це пов'язано з тим, що в основі отримання бальних характеристик стану мікроциркуляції лежать в основному не дані вимірювань, а непрямі ознаки, які суб'єктивно оцінюються кожним із дослідників. Для об'єктивізації оцінювання цих показників необхідна уніфікація показників і ступенів її змін, а також стандартизація оцінювання цих показників на основі використання сучасних методів морфометрії.

Основою такого підходу є використання як базовий матеріал зображення контрольного поля кон'юнктиви в цифровому форматі, яке реєструється за допомогою ПЗЗ матриці, як основного оптико-електронного компонента фундус-камери. Це дозволяє надійно і фахово оцінити стан мікроциркуляції крові в судинній системі.

Інтегральне оцінювання мікроциркуляції кон'юнктиви здійснюється за 5 рівнями змін, що можуть мати місце: рівень мікросудинних змін гемодинаміки (МЗГ); рівень структурних змін мікросудин (СЗ); рівень реологічних змін (РЗ); рівень позасудинних (ПЗ) і рівень змін бар'єрної функції (ЗБФ). Кожен із зазначених рівнів характеризується сукупністю критеріїв, які, в свою чергу, мають відповідні градації змісту і вагові коефіцієнти градацій (табл. 3.1).

Кількісні значення рівнів визначаються за формулою

$$P_i = \frac{\sum_{i=1}^5 i_{BKГ}}{\sum_{i=1}^5 i_{max}^{BKГ}}, \quad (3.1)$$

Де P_i – i -рівень оцінювання мікроциркуляції;

i – номер рівня (0...5) – (1 – МЗГ, 2 – СЗ, 3 – РЗ, 4 – ПЗ, 5 ЗБФ);

$\sum_{i=1}^5 i_{BKГ}$ – сума вагових коефіцієнтів градацій, що характеризують

даний рівень.

Таблиця 3.1 Діагностичні ознаки, які характеризують рівень локалізації мікроциркуляторних порушень

№	Локалізація порушень	№ п/п	Ознаки або зміни	Градації	Вагові коефіцієнти градацій
1	2	3	4	5	6
І.	Мікросудинна гемодинаміка	1	Артеріоло-веноулярне співвідношення	А – < норми Б – норма В – > норми А – відсутній Б – помірний В – суттєвий	0 1 2 0 1 2
		2	Спазм артеріол	А – відсутній Б – помірний В – суттєвий	0 1 2
		3	Збільшення кількості капілярів, що функціонують	А – помірне збільшення Б – різке збільшення	0 1
		4	Зменшення кількості капілярів, що функціонують	А – помірне зменшення Б – різке зменшення В - зниження	0 1 2
		5	Стан капілярного русла	А – без змін Б – зміни помірні В – зміни суттєві	0 1 2
		6	Артеріоло-веноулярні анастомози	А – одиничні Б – множинні	0 1
		7	Мікроаневризми	А – відсутні Б – присутні	0 1
Критерій оцінювання рівня мікросудинних гемодинамічних змін (РМЗГ)					
$\sum_{BKG}^{\max 1} = 11;$ <p>діапазон [0...1]</p>					

Продовження таблиці 3.1

1	2	3	4	5	6
II.	Структурні зміни мікросудин	8	Нерівномірність діаметра артеріол	А – відсутня Б – помірна В – суттєва	0 1 2
		9	Нерівномірність діаметра вену	А – відсутня Б – помірна В – суттєва	0 1 2
		10	Меандрична звивість	А – венули Б – капіляри В – артеріоли	0 1 2
		11	Макула (розмір)	А – зменшення Б – норма В – збільшення	0 1 2
		12	Нерівномірність калібру	А – нормальний калібр Б – звужені В – розширені Г - облітеровані	0 1 2 3
		13	Прохідність судин	А – прохідна Б – стеноз В – оклюзія	0 1 2
		14	Хід судин	А – нормальний Б – патологічна звивість В – артеріоло-венозний перехрест	0 1 2
		15	Сітковидна структура судин	А – сумнівна Б - явна	0 1
Критерій для оцінювання рівня структурних змін (РСЗ) $\sum_{BKG}^{\max 2} = 16;$ діапазон [0...1]					
III	Реологічні зміни	16	Швидкість кровотоку	А – уповільнений Б – нормальний В – ретроградний рух Б – зупинка	0 1 2 3
				17	Зернятковість еритроцитів

Продовження таблиці 3.1

1	2	3	4	5	6
		18	Сладж-феномен	А – венули Б – капіляри В – артеріоли	0 1 2
		19	Мікротромби	А – венули Б – капіляри В – артеріоли	0 1 2
Критерій для оцінювання рівня реологічних змін (РРЗ) $\sum_{ВКГ}^{\max 3} = 8$; діапазон [0...1]					
IV	Позасудинні зміни	20	Крововиливи	А – в шарі нервових волокон Б – в середньому шарі В – преретинальні Г – субретинальні	0 1 2 3
		21	Периваскулярні набряки	А – помірні Б – явні	0 1
Критерій для оцінювання рівня поза судинних змін (РПЗ) $\sum_{ВКГ}^{\max 4} = 4$; діапазон [0...1]					
V	Зміни бар'єрної функції мікросудин	22	Ліпідні плями	А – відсутні Б – присутні	0 1
		23	Пристінкова адгезія лейкоцитів	А – відсутня Б – присутня	0 1
		24	Діapedез еритроцитів	А – відсутній Б – присутній	0 1
		25	Проникливість стінки	А – зменшена Б – збільшена В – патологічна ламкість	0 1 2
Критерій для оцінювання рівня змін бар'єрної функції (РЗБФ) $\sum_{ВКГ}^{\max 5} = 5$; діапазон [0...1]					

$\sum_{i=1}^5 i_{\max}^{BKГ}$ - максимально можлива сума вагових коефіцієнтів

градацій, що характеризують даний рівень.

Інтегральна оцінка кон'юнктивальної мікроциркуляції здійснюється за формулою 3.2, де $IKKM$ – інтегральний критерій кон'юнктивальної мікроциркуляції

$$IKKM = \frac{\sum_{i=1}^5 i_{BKГ}}{\sum_{i=1}^5 i_{\max}^{BKГ}} \quad (3.2)$$

Підвищення достовірності критеріїв та ознак, що входять до запропонованої системи можна, використавши додатково систему розрахункових критеріїв, запропонованих в роботах Н.Ю. Ільсової [105÷109], згідно за якими критерії оцінювання стану мікроциркуляції крові в судинах очного дна визначаються за такими ознаками [105]:

1. Середній діаметр судини на виділеному сегменті (визначеного порядку).
2. Прямолінійність судини (характеризує відхилення судини від прямолінійного напрямку).
3. Нерівномірність калібру (характеризує нерівномірність товщини судини).
4. Амплітуда коливань стінки судини (характеризує відхилення стінок судини від прямої лінії).
5. Частота коливань стінки судини (характеризує зміни напрямку стінок судини на одиницю її довжини).
6. Звивистість стінки судини (характеризує швидкість зміни функції товщини вздовж траси).
7. Звивистість судини (характеризує швидкість зміни функції траси судини на виділеній ділянці).
8. Амплітуда коливань судини (характеризує ступінь відхилення ходу траси судини від прямолінійного напрямку).
9. Частота коливань судини (характеризує число змін у напрямку траси на одиницю довжини судини).

Деякі дослідники при визначенні стану кон'юнктивальної мікроциркуляції використовують додаткові критерії та ознаки, серед яких можна виділити такі.

Венозний пульс сітківки: в нормі у 80 % людей, його можна спостерігати при офтальмоскопії. Зникає при внутрішньоочної гіпертензії, глаукомі з підвищеним внутрішньоочним тиском, при набряках диску зорового нерву. Диск зорового нерву (ДЗН), в свою чергу, характеризується довжиною L , мм; площею S , мм²; діаметром d , мм, які знаходяться у такому співвідношенні:

$$\left\{ \begin{array}{l} 0,99 < L < 1,1 \\ 2,0 < S < 3,0 \\ 1,75 < d < 2,0 \end{array} \right\},$$

Якщо L , S , d лежать в межах наведеного співвідношення, то це відповідає нормі, нижче – нижче норми, вище - вище норми.

Стеноз судин розраховується відносно діаметру просвіту або відносно площі його поперекового перерізу:

$$Z = ((D_1 - D_2) / D_1) \times 100 \% \text{ або}$$

$$Z = ((A_1 - A_2) / A_1) \times 100 \% ,$$

де D_1 - фактичний діаметр судини; D_2 – прохідний діаметр судини; A_1 – фактична площа поперекового перерізу; A_2 – прохідна площа поперекового перерізу судини із стенозом.

У роботі модифіковано алгоритм формування діагностичних ознак при оцінюванні мікроциркуляції крові судин очного дна шляхом генерації трас судин при оцінюванні мікроциркуляції з використанням шаблон-еталонів, який складається з таких етапів оброблення діагностичної інформації.

1. Розбиття отриманих оброблених зображень судин на класи на основі формальних ознак за допомогою експертної оцінки кваліфікованих лікарів.
2. Оцінювання інформаційних ознак судин.
3. Визначення w-спектра зв'язності матриці.
4. Вибір ознак для формування на їх основі шаблон-масок.
5. Проведення класифікації із використанням обраних ознак.
6. Аналіз результатів.

3.2 Покращення якості виділення контурів біомедичних зображень із використанням фільтрів та критерії їх ефективності

На відміну від так званих детермінованих спотворень, які часто описуються поелементними функціональними перетвореннями вхідного зображення, для опису випадкових впливів використовують моделі адитивного, імпульсного і мультиплікативного шумів.

Для покращення якості оброблення біомедичних зображень застосовують, як правило, алгоритми Кірша, Робертса, Собела, Уолесса та SUSAN [35, 91, 110, 111].

Порівняння адекватності зазначених алгоритмів проведемо на прикладі використання біомедичних зображень мікроциркуляції крові судин очного дна ока, отриманих за допомогою фундус-камери [112]. Однією із переваг даного методу дослідження є можливість динамічного спостереження за розвитком патологічних процесів в оці, що практично неможливо при використанні звичайного офтальмоскопа. Зміни, які відбуваються в макулярній ділянці дуже незначні, тому постає потреба в обробленні зображення для виявлення інформаційних ознак тієї чи іншої патології.

Фільтр Кірша працює із двовимірною апертурою 3×3 (частиною зображення, з яким фільтр працює безпосередньо в даний момент часу). Крім того, якщо мова йде про вікно, що являє собою ряд елементів зображення ($[X][X][X]$), то таке перетворення називається одновимірне; відповідно, існує й двовимірне перетворення [35].

Апертура має такий вигляд:

A0	A1	A2
A7	F	A3
A6	A5	A4

$$S_i = A_i + A_{i(+)}1 + A_{i(+)}2$$

$$T_i = A_{i(+)}3 + A_{i(+)}4 + A_{i(+)}5 + A_{i(+)}6 + A_{i(+)}7.$$

Спочатку в циклі обчислюють всі значення змінних S_i й T_i за наведеними формулами, у яких «(+)» означає додавання за модулем 8.

Далі знаходять значення модулів різниці $|5 \cdot S_i - 3 \cdot T_i|$ для кожного i від 0 до 7 та значення максимуму серед цих модулів:

$$F' = \max_{i=0..7} (|5 \cdot S_i - 3 \cdot T_i|)$$

Остаточне значення F' заноситься до елементу F , після чого здійснюється зсув робочого вікна (рис. 3.1).

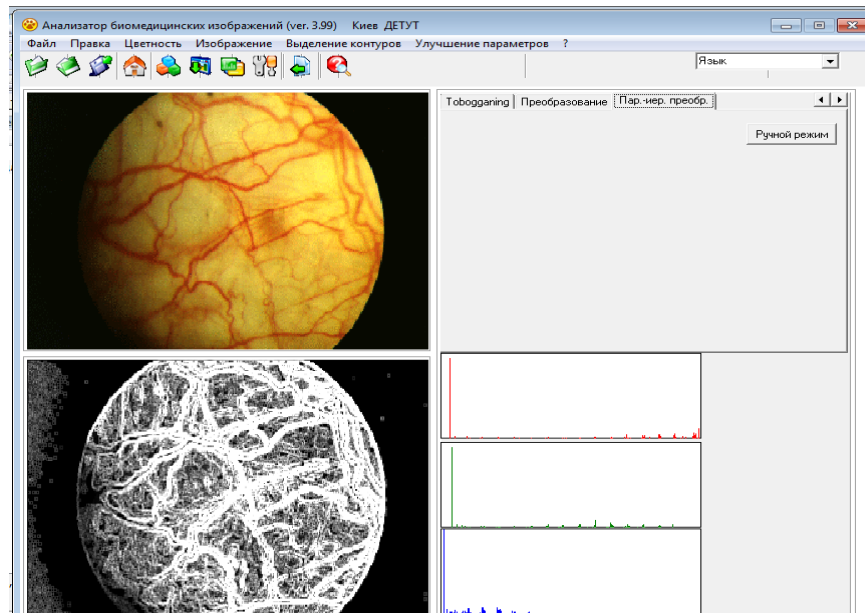


Рисунок 3.1 – Результат застосування фільтра Кірша для оброблення зображень мікроциркуляції крові в судинах очного дна

Нелінійний фільтр Робертса – це нелінійний метод контрастування, який використовує операції двовимірного дискретного диференціювання. Фільтр Робертса оперує квадратурною апертурою розміром 2×2 , вагова функція якої приймається тотожно рівною одиниці:

A	C
B	D

$$A' = |A - D| + |B - C| = \sqrt{(A - D)^2 + (B - C)^2}$$

Друга форма запису (із квадратним коренем) працює повільніше, але точніше. Остаточне значення A' заноситься в елемент A , після чого робоче вікно зсувається.

Фільтр Робертса досить ефективно виділяє контури, але при цьому має низьку ефективність в придушенні високочастотного шуму, хоча низькочастотний шум з невеликою (до 50 %) амплітудою майже не впливає на сегментацію (рис. 3.2).

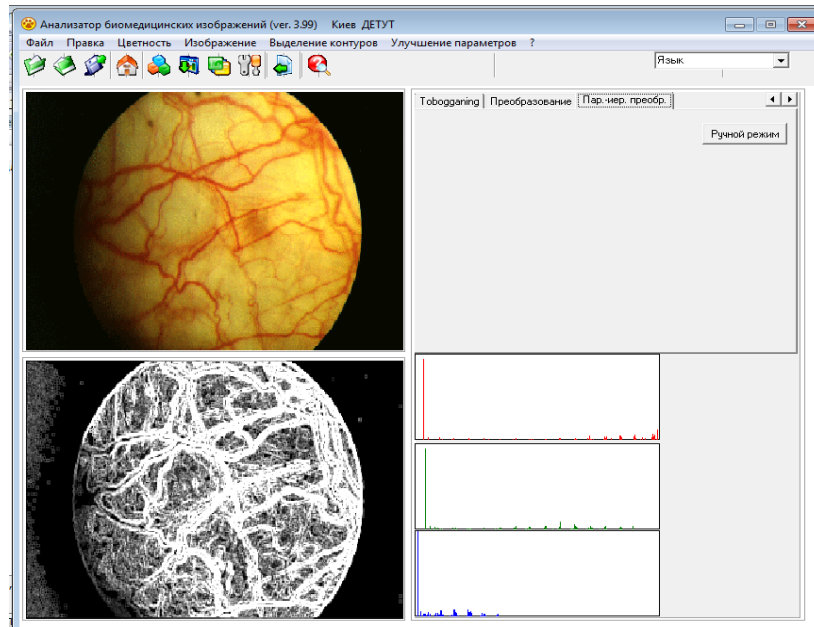


Рисунок 3.2 – Результат застосування нелінійного фільтра Робертса при обробленні біомедичних зображень мікроциркуляції крові в судинах очного дна

Алгоритм фільтрації за Робертсом є найпростішим (а значить і найшвидшим, що не менш важливо при обробленні графіки) зі всіх розглянутих вище алгоритмів.

Нелінійний фільтр Собела – нелінійний оператор контрастування, що використовує апертуру 3×3 [110].

A1	A2	A3
A8	F	A4
A7	A6	A5

$$X = (A3 + 2) \cdot (A4 + A5) - (A1 + 2) \cdot (A8 + A7)$$

$$Y = (A1 + 2) \cdot (A2 + A3) - (A7 + 2) \cdot (A6 + A5)$$

Спочатку визначаються значення змінних X та Y за наведеними вище формулами. Далі знаходиться нове значення центрального елемента $F' = \sqrt{X^2 + Y^2}$.

Остаточне значення F' заміщує елемент F , після чого робоче вікно зміщується (рис. 3.3).

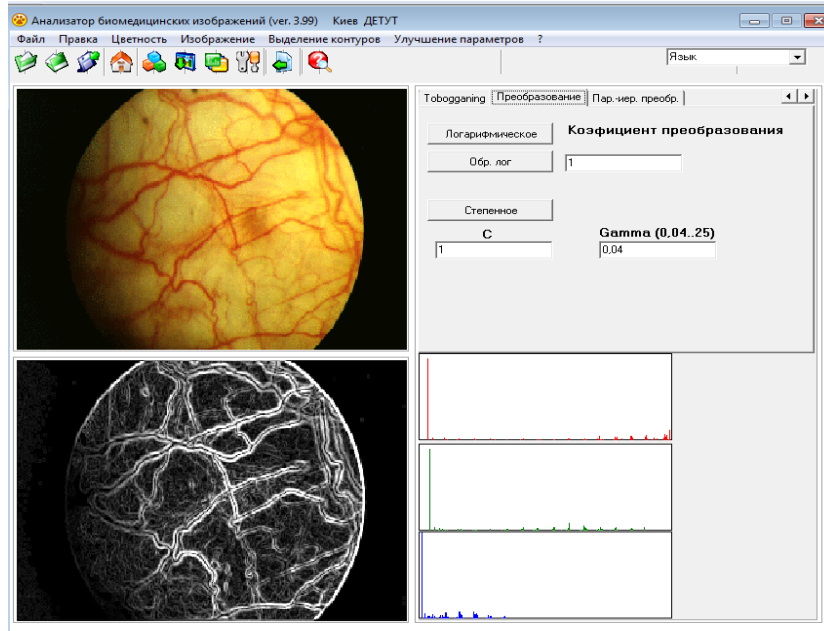


Рисунок 3.3 – Результат застосування нелінійного фільтра Собела при обробленні біомедичних зображень судин ока

Фільтр Собела також досить ефективно виділяє границі, але при цьому погано справляється з високочастотним шумом (НЧ шум з невеликою (до 50 %) амплітудою, як і фільтр Робертса, забирає майже повністю).

Як перевагу фільтрів Робертса й Собела можна назвати придушення низькочастотного шуму. Але якщо на зображення накладаються високочастотні імпульсні завади, перед застосуванням цих фільтрів, зображення потрібно профільтрувати за допомогою низькочастотних фільтрів (наприклад, медіанного двовимірного фільтра).

Метод Уоллеса працює із двовимірною апертурою 3×3 [111]:

A0	A1	A2
A7	F	A3
A6	A5	A4

$$F' = \frac{LN\left(\frac{F}{A_1} \cdot \frac{F}{A_3} \cdot \frac{F}{A_5} \cdot \frac{F}{A_7}\right)}{4}$$

Знаходимо нове значення центрального елемента за наведеною вище формулою; при цьому, якщо знаменник (A_i з непарними значеннями i) дорівнює нулю, то до нього й до чисельника додається одиниця. Остаточне значення F' заноситься на місце F (рис. 3.4).

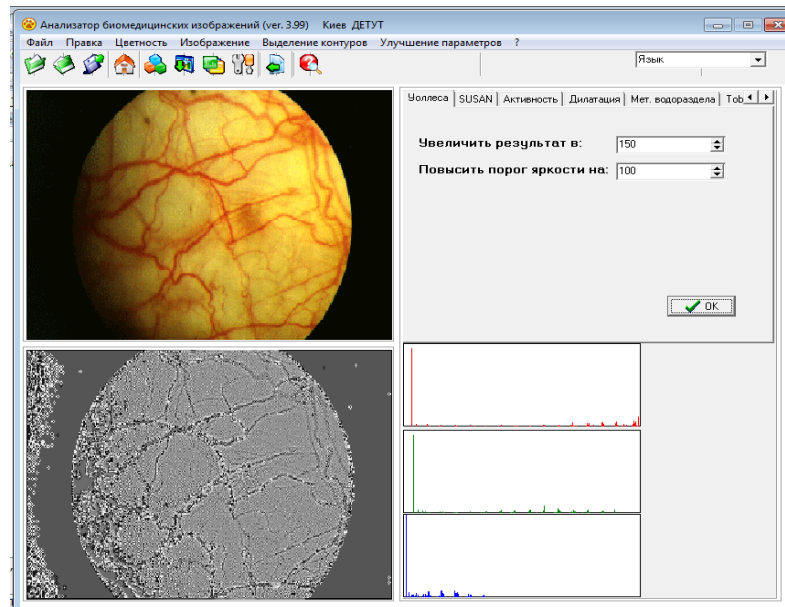


Рисунок 3.4 – Результат застосування методу Уоллеса при обробленні мікроциркуляції судин ока

Метод SUSAN. Основна ідея SUSAN – це те, що сусідні пікселі кожної точки в однорідній ділянці мають близьку до неї яскравість, а поблизу контуру число сусідів з однаковою яскравістю зменшується. Крім контурів цей метод виявляє й інші особливості на зображенні (кути, тонкі лінії й т. п.) [91].

Навколо кожного пікселя зображення будується маска, центральний піксел якої називається ядром (найчастіше використовується кругла маска з радіусом 3,4 піксела, що включає 37 пікселів, або традиційна квадратна маска 3×3). Піксели в межах маски, утворять ділянку SUSAN (Univaluse Segment Assimilating Nucleus – однорідний сегмент, асимільований ядром). Для виявлення двовимірних особливостей і границь використовується розмір, центр ваги й інші ознаки SUSAN. Такий підхід виявлення особливостей відрізняється від відомих методів тим, що не використовує похідні зображення й, отже, не має необхідності в попередньому зменшенні шуму.

Розглянемо детектор контурів SUSAN. Як було сказано вище, цей алгоритм використовує круглу маску з 37 пікселів або традиційну 3×3. Маска міститься в кожній точці зображення, і яскравість кожної точки маски порівнюється з ядром (центральною точкою). Вихідне найпростіше рівняння такого порівняння має вигляд:

$$c(\vec{r}, \vec{r}_0) = \begin{cases} 1 & \text{if } |I(\vec{r}) - I(\vec{r}_0)| \leq \Delta; \\ 0 & \text{if } |I(\vec{r}) - I(\vec{r}_0)| > \Delta. \end{cases} \quad (3.3)$$

Порівняння проводиться для кожної точки маски \bar{y} у підсумку підраховується n як сума c

$$n(\vec{r}_0) = \sum_{\vec{r}} c(\vec{r}, \vec{r}_0)$$

Значення n дає кількість пікселів в SUSAN, тобто площу SUSAN. Цей алгоритм максимально спрощений. Варто врахувати, що параметр Δ – різний для кожного зображення і у програмній реалізації повинен бути керованим.

Далі, для знаходження границі n порівнюється з «геометричним порогом» g , що для більшості зображень можна прийняти на рівні 75 % від n_{\max} . Реакція на границю має вигляд:

$$R(\vec{r}_0) = \begin{cases} g - n(\vec{r}_0) & \text{якщо } n(\vec{r}_0) < g; \\ 0 & \text{інакше.} \end{cases}$$

Описаний алгоритм достатньо непоганий, однак для більш стабільних й правильних результатів, особливо при обробленні кольорових або високо-градуйованих сірих зображень, доцільно використовувати замість функції (3.1) таку

$$c(\vec{r}, \vec{r}_0) = e^{-\left(\frac{I(\vec{r}) - I(\vec{r}_0)}{\Delta}\right)^6}. \quad (3.4)$$

Для підвищення надійності алгоритму можна використати центр гравітації (ваги) SUSAN й основний напрямок симетрії. Алгоритм SUSAN при досить високій якості зображення може ідеально правильно показати всі особливості форми об'єкта (або об'єктів) зображення (рис. 3.5).

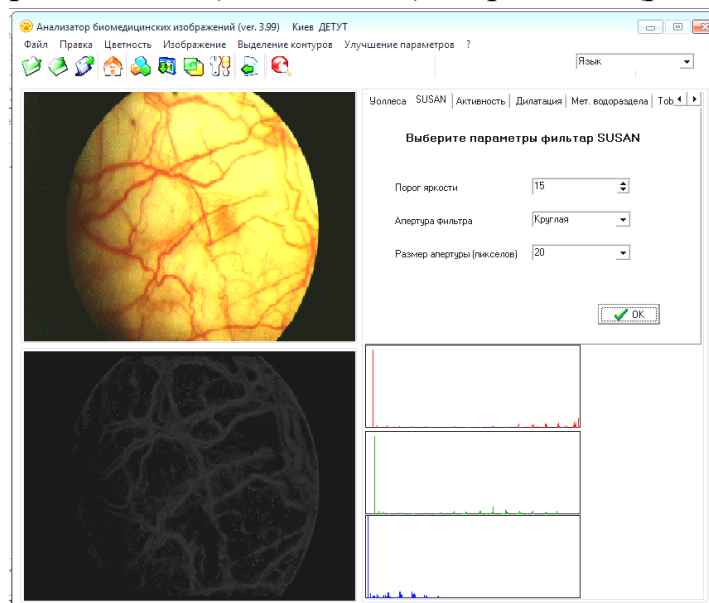


Рисунок 3.5 – Результат застосування методу SUSAN при обробленні мікроциркуляції судин ока

Найважливішою операцією попереднього оброблення дискретизованого зображення є фільтрація зовнішніх і внутрішніх шумових впливів на процеси формування, реєстрації, перетворення і передачі дискретизованого зображення.

Таким чином, проведений аналіз алгоритмів покращення якості оброблення біомедичних зображень при оцінюванні мікроциркуляції крові в судинах очного дна, а саме: фільтра Кірша, нелінійних фільтрів Робертса та Собела, методів Уолесса та SUSAN, результати їх програмної реалізації на прикладі зображень бульварної мікроциркуляції та судин очного дна за допомогою фундус-камери. Найбільш інформативним для сегментації зображень є метод на основі фільтра Кірша та метод на основі нелінійного фільтра Собела.

Для аналізу ефективності запропонованих фільтрів було використано зашумлене і розмите зображення з подальшим обробленням фільтрами підвищення різкості за допомогою програм Image in Depth, Photoshop, SxImage, Matlab маскою типу Лапласіан, підвищення різкості методом з максимальним нахилом примежової кривої [21, 113] та розробленої програми «Аналізатор біомедичних зображень» на основі фільтра Кірша та метод на основі нелінійного фільтра Собела, інтерфейс якої представлено на рис. 3.6.

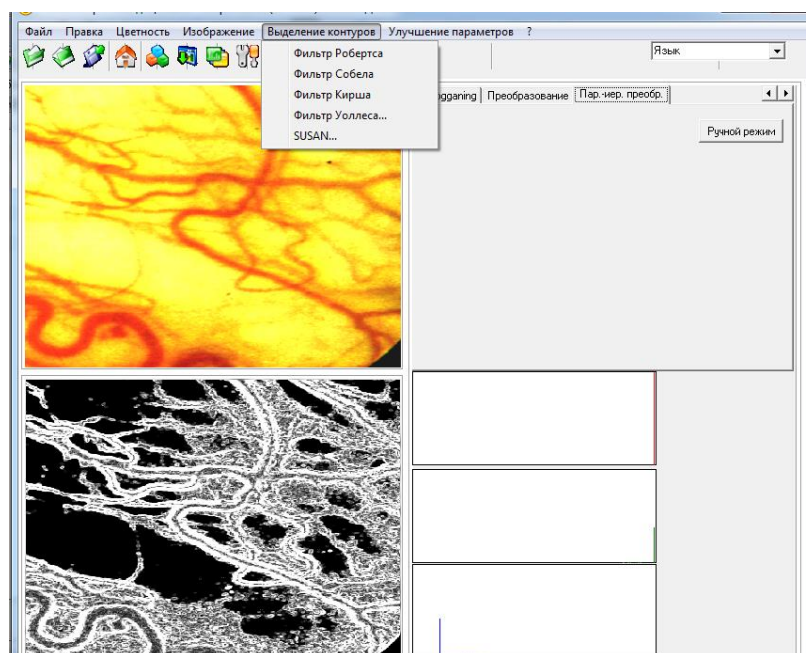


Рисунок 3.6 – Інтерфейс програми «Аналізатор біомедичних зображень»

Таблиця 3.2 Оцінювання ефективності для підвищення якості оброблення біомедичних зображень (на основі робіт [113÷117])

№	Критерій	Умовне позначення	Формула для оцінювання
1.	Критерій нормованої середньоквадратичної похибки	$NMSE$	$NMSE = \frac{\sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N [f(m,n) - \bar{f}(m,n)]^2}{\sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N [f(m,n)]^2}.$
2.	Критерій нормованої кореляції	NK	$NK = \frac{\sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N f(m,n) \cdot \bar{f}(m,n)}{\sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N [f(m,n)]^2}$
3.	Критерій середньоквадратичної похибки	MSE	$MSE = \frac{\sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N [f(m,n) - \bar{f}(m,n)]^2}{MN}.$
4.	Критерій пікового співвідношення сигнал/шум	$PSNR$	$PSNR = \frac{\sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N [\max\{f(m,n)\}]^2}{\sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N [f(m,n) - \bar{f}(m,n)]^2}.$ <p>де $f(m,n)$ – інтенсивність поточного пікселя вхідного зображення; $\bar{f}(m,n)$ – інтенсивність поточного пікселя обробленого зображення.</p>
5.	Коефіцієнт ефективності	E	$E = \frac{K_{\max}}{K_{\text{зап}}},$ <p>де K_{\max} – це найкраще значення відповідного критерію із відомих методів; $K_{\text{зап}}$ – значення відповідного критерію для запропонованого методу</p>

Наступним кроком оцінювання ефективності для підвищення якості оброблення біомедичних зображень проводилося порівняння із вхідним зображенням за допомогою критеріїв (таблиця 3.2): відношення амплітуда сигнал-шум (чим більше це значення, тим більше схожі два зображення), середньоквадратичної похибки та нормованої середньоквадратичної похибки (чим менші ці значення, тим більше схожі між собою два

зображення) та критерію нормованої кореляції (чим він нижче, тим більш схожими є два зображення) [113÷117].

Отримані результати дослідження відображені в табл. 3.3.

Таблиця 3.3 Значення критеріїв якості для різних методів підвищення якості оброблення біомедичних зображень [114]

Критерії \ Метод	PSNR	MSE	NMSE	NK
Image in Depth, маскою типу	15,3	1214	0,0117	1,0032
Photoshop	27,4	1062	0,006	1,0047
SxImage	31,2	315	0,0032	1,0009
Лапласіан	33,2	252	0,0014	1,0054
Підвищення різкості методом з максимальним нахилом примежової кривої	35,7	220	0,0012	1,0072
Аналізатор біомедичних зображень	36,5	210	0,0011	1,008
Коефіцієнт ефективності	1.03	1,05	1,09	1,008

Із результатів аналізу ефективності слід відзначити, що значення критерію PSNR та нормованої кореляції NK для запропонованого програмного забезпечення вищі, ніж для інших, а середньоквадратичне відхилення MSE та нормоване середньоквадратичне відхилення NMSE нижчі, що свідчить про більш точне відтворення зображення із чіткими перепадами та більш якісне й точне відтворення зображення запропонованим методом. Таким чином, гістограма біомедичного зображення, обробленого за допомогою програмного забезпечення «Аналізатор біомедичних зображень» має чіткий розрив, на відміну від гістограм зображень оброблених відомими методами, в яких спектр

яскравостей залишився неперервним. Це свідчить про чітке розділення фону і об'єкта біомедичного зображення.

3.3 Методика аналізу біомедичних зображень на основі прямого паралельно-ієрархічного перетворення та оцінювання достовірності прогнозування

Визначення координат біомедичних об'єктів відбувається за допомогою геометричних моментів [118÷123], використання яких в задачах вимірювання координат енергетичних центрів біомедичних зображень, які підлягають певним деформаціям, призводить до суттєвої похибки при вимірюванні. Похибка вимірювання координат енергетичних центрів біомедичних зображень складає до 10 пікселів. Тому актуальною стає задача класифікації зображень, у випадку коли на зображення діють багато деформуючих факторів (внаслідок технічних особливостей конструкції сканера і не завжди правильних припущень, зроблених в процесі оброблення біомедичного зображення). При цьому зберігаючи паритет між швидкістю обчислень і енергоефективністю схеми.

Як правило, для корекції енергетичного «центру ваги» використовують добре опрацьовані методи, що використовують фільтрацію та класифікацію зображень, і не вимагають складних обчислень. Проте на більших відстанях необхідна адаптивна фільтрація, для чого можна використати такий клас методів класифікації, як нейронні мережі.

Одним з напрямів інтерпретації роботи нейронних мереж є подання його у вигляді збуджень, які одночасно поширюються, і у якому дія однієї нейронної мережі збуджує відповідний відгук в іншій. Тоді сприйняття часу і причинно-наслідкових зв'язків, настільки складні для програмування, закладаються в архітектуру таких нейронних систем, і такі мережі називаються паралельно-ієрархічними (ПІ) [124]. Розглянемо детальніше алгоритм роботи такої мережі при прямому перетворенні зображення:

Розглянемо мережевий процес прямого паралельно-ієрархічного перетворення [125]. Нехай $\epsilon S (S = 1, 2, 3 \dots)$ непустих множин елементів, що задають інформацію. Кількість елементів множини назвемо його довжиною (позначення L_μ - довжина множини μ). Кількість різноманітних елементів множини назвемо розмірністю даної множини (позначення R_μ).

Розглянемо математичну модель паралельного розкладання множини $\mu = \{a_i\}, i = \overline{1, n}$.

$$\sum_{i=1}^n a_i = \sum_{j=1}^R \left(n - \sum_{k=0}^{j-1} n_k \right) (a^j - a^{j-1}), \quad (3.5)$$

де $a_i \neq 0$, R - розмірність даної множини. З однакових елементів сформуємо підмножини, елементи однієї підмножини позначимо через a^k , $k = \overline{1, R}$, n_k - кількість елементів у k -ій підмножині (тобто кратність числа a^k), a^j - довільний елемент множини $\{a^k\}$, обраний на j -му кроці, $j = \overline{1, R}$, $a^0 = 0$, $n_0 = 0$.

Якщо в моделі (3.5) здійснити заміну знака \sum на об'єднання \cup , то результатом розкладання множини μ є об'єднання елементів (множина розкладання μ^1).

$$\mu = \bigcup_{i=1}^n a_i = \bigcup_{j=1}^R \left(n - \sum_{k=0}^{j-1} n_k \right) (a^j - a^{j-1}). \quad (3.6)$$

Перетворення множини μ в множину μ^1 , яка задається моделлю (3.6), назвемо оператором перетворення G , тобто

$$G(\mu) = \mu^1 \quad (3.7)$$

Якщо для вихідних S масивів застосуємо оператор перетворення G , що задається формулою (3.6), то для кожного масиву одержимо своє порядкове розкладання:

$$\mu_1^1 = \bigcup_{i=1}^{R_1^1} a_{1i}^i, \quad \mu_2^1 = \bigcup_{i=1}^{R_2^1} a_{2i}^i, \quad \dots, \quad \mu_s^1 = \bigcup_{i=1}^{R_s^1} a_{si}^i, \quad (3.8)$$

де μ_{1s}^1 - множина під номером S на першому рівні, тоді для k -го рівня множина під номером 1 запишеться μ_i^k , відповідно R_{1s} - кількість елементів у S множині на першому рівні, R_{1k} - кількість елементів у S множині на k -му рівні. Об'єднаємо отримані елементи (3.8) у матрицю M_1 . Назвемо її матрицею прямого розкладання на першому рівні. Тоді вона буде мати вид:

$$M_1 = \begin{pmatrix} a_{11}^1 & a_{12}^1 & \dots & a_{1R_1^1}^1 X & \dots & X \\ a_{21}^1 & a_{22}^1 & \dots & \dots & \dots & a_{2R_2^1}^1 \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ a_{s1}^1 & a_{s2}^1 & \dots & a_{sR_s^1}^1 X & \dots & X \end{pmatrix}, \quad (3.9)$$

$$\text{або} \quad M_1 = \bigcup_{s=1}^s \left(\bigcup_{i=1}^{R_s^1} a_{si}^1 \right) \quad (3.10)$$

Для зручності запису вакантні місця в матрицях будемо заповнювати значком "X". Не порушуючи спільності для наочності другий рядок у (3.8) має максимальну довжину. Очевидно, що таку довжину може мати будь-який рядок.

Матрицю M_1 перепишемо, згрупувавши її елементи не за рядками, а за стовпчиками і таким способом сформуємо нову матрицю:

$$M_1^T = \bigcup_{i=1}^{R_s^1} \left(\bigcup_{s=1}^s a_{si}^1 \right), \quad (3.11)$$

тобто матрицю M_1 - транспонуємо. Позначимо через T оператор транспонування матриці, тоді $T(M_1) = M_1^T$.

Починаючи з другого рівня, утворення матриць $M_2^T, M_3^T, \dots, M_k^T$ відбувається не тільки за допомогою транспонування як у (3.11). Будемо групувати елементи не за стовпчиками, а за діагоналями і отримані множини назвемо діагональними. Позначимо оператором S - оператор зсуву рядка на величину меншу номера даного рядка на одиницю і виключення першого стовпчика матриці M_2 в результат розкладання. Таким чином, $S(M_2) = M_2''$, у загальному випадку $S(M_j) = M_j''$, $j = \overline{1, k}$.

Послідовне застосування трьох операторів G, S, T назвемо функціоналом Φ , тобто $\Phi(M) = T[S(G(M))]$.

$$\Phi \left[T \left(G \left(\bigcup_{s=1}^s \mu_s \right) \right) \right] = \bigcup_{i=2}^k a_{i1}^i, \quad (3.12)$$

де μ_s - початкові множини ($s=1, 2, 3, \dots$), a_{i1}^i - елементи розкладання початкових множин, одержувані по одному на кожному рівні, починаючи з другого.

Таким чином, мережевий метод прямого III перетворення полягає в послідовному застосуванні початкових множин $\bigcup_{s=1}^s \mu_s$ по одному разу операторів перетворення G і транспонування T , а потім $(k-1)$ раз функціонала Φ . На кожному рівні III перетворення утворюються по одному елементу a_{i1}^k розкладання S - вихідних множин, де a_{i1}^k - вихідна

інформація прямого ПІ перетворення. Цією інформацією є діагональні множини з одного діагонального кратного загального елемента.

Для демонстрації моделі розглянемо числовий приклад прямого ПІ перетворення з використанням, наприклад G перетворення, інформація якої задана у вигляді числових множин μ_1, μ_2, μ_3 :

$$\mu_1 = \begin{pmatrix} 2 \\ 3 \\ 5 \\ 7 \end{pmatrix} \quad \mu_2 = \begin{pmatrix} 1 \\ 4 \\ 9 \\ 10 \end{pmatrix} \quad \mu_3 = \begin{pmatrix} 3 \\ 15 \\ 20 \end{pmatrix}$$

Застосовуючи модель виду (3.9), одержимо:

$$G(\mu_1) = (8 \ 3 \ 4 \ 2)$$

$$G(\mu_2) = (4 \ 9 \ 10 \ 1)$$

$$G(\mu_3) = (9 \ 24 \ 5)$$

З отриманих результатів побудуємо матриці:

$$M_1 = \begin{pmatrix} 8 & 3 & 4 & 2 \\ 4 & 9 & 10 & 1 \\ 9 & 24 & 5 & X \end{pmatrix}$$

$$M_2 = \begin{pmatrix} 12 & 8 & 1 & X & X \\ X & 9 & 12 & 15 & X \\ X & X & 12 & 2 & 5 \\ X & X & X & 2 & 1 \end{pmatrix} \Rightarrow a_{11}^1 = 12$$

$$M_3 = \begin{pmatrix} 16 & 1 & X & X & X \\ X & 3 & 22 & X & X \\ X & X & 6 & 13 & X \\ X & X & X & 2 & 4 \end{pmatrix} \Rightarrow a_{11}^2 = 16$$

$$M_4 = \begin{pmatrix} 2 & 2 & X & X \\ X & 12 & 16 & X \\ X & X & 4 & 11 \\ X & X & X & 4 \end{pmatrix} \Rightarrow a_{11}^3 = 2$$

$$M_5 = \begin{pmatrix} 4 & 10 & X & X \\ X & 8 & 12 & X \\ X & X & 8 & 7 \end{pmatrix} \Rightarrow a_{11}^4 = 4$$

$$M_6 = \begin{pmatrix} 16 & 2 & X \\ X & 16 & 4 \\ X & X & 7 \end{pmatrix} \Rightarrow a_{11}^5 = 16$$

$$M_7 = \begin{pmatrix} 4 & 14 & X \\ X & 8 & 3 \end{pmatrix} \Rightarrow a_{11}^6 = 4$$

$$M_8 = \begin{pmatrix} 16 & 6 \\ X & 3 \end{pmatrix} \Rightarrow a_{11}^7 = 16$$

$$M_9 = (6 \ 3) \Rightarrow a_{11}^8 = 6$$

$$M_{10} = (3) \Rightarrow a_{11}^9 = 3$$

Результат прямого III перетворення:

$$\Phi_{i=2}^{10} \left[T \left(G \left(\bigcup_{i=1}^3 \mu_i \right) \right) \right] = (12, 16, 2, 4, 16, 4, 16, 6, 3). \quad \sum_{i=1}^{10} \mu_i = 79.$$

На рис. 3.12 наведено приклад визначення центру біомедичних об'єктів при мікроциркуляторному дослідженні ока, де є перепад яскравості.

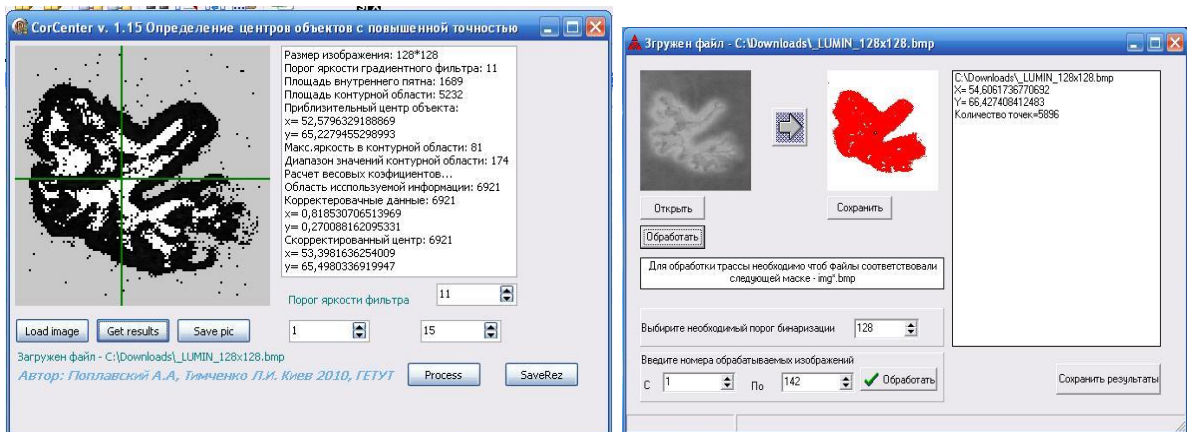


Рисунок 3.7 – Приклади роботи програми для оцінювання енергетичного центру біомедичних об'єктів

Сегментація може бути проведена пороговим фільтром з подвійною границею [125], за формулою:

$$\begin{cases} w(f(x, y)) = 0, w(f(x, y)) \leq W_{0,5} \\ w(f(x, y)) = w(f(x, y) - W_{0,5}), W_{0,5} < w(f(x, y)) < W_{0,75} \\ w(f(x, y)) = 0, w(f(x, y)) \geq W_{0,75} \\ W_{0,75} = W_{\max} * 0,75; W_{0,5} = 0,5 * W_{\max} \end{cases} \quad (3.13)$$

де $w(f(x, y))$ - значення яскравості точки, W_{\max} - значення максимальної яскравості зображення.

Наступним кроком є кореляційне оцінювання хвостових елементів зображення за методом прямого паралельно-ієрархічного перетворення.

Таким чином, структура загального алгоритму високоточної класифікації біомедичних зображень виглядає таким чином:

1. Обчислюємо координати зображення, і проводимо сегментацію.
2. Визначаємо хвостові елементи для збереженого зображення за методом прямого ПІ перетворення.
3. Формуємо еталонне зображення – середні значення хвостових елементів перших 20 зображень.
4. Обчислюємо коефіцієнт кореляції між хвостовими елементами еталонного зображення і поточним зображенням. Якщо коефіцієнт кореляції вище 0,9 то зображення «хороше».
5. Повторюємо пункт 4-5 для кожного наступного зображення.

У табл.3.4 подано дані про середню помилку прогнозування деяких методів прогнозування для попередньої оброблення біомедичних зображень для розроблених методів і методу контурної стрічки ($\delta_{\text{хсп}}$ - середня відносна похибка методу, розраховувалася між дійсним і прогнозованим значенням).

Таблиця 3.4 Порівняльний аналіз деяких методів прогнозування для різних видів попереднього оброблення даних.

Метод прогнозування			
Назва методу	Метод перерізів $\delta_{хср}, \%$	Метод «контурної стрічки», $\delta_{хср}, \%$	Метод «грубої-точної» оцінки, $\delta_{хср}, \%$
Числові методи [126]			
1) Експоненціальне згладжування, адитивна модель	0,86	0,87	0,85
2) Експоненціальне згладжування, з демперуванням	0,68	0,69	0,66
3) Авторегресійна модель [127]	1,19	1,43	0,97
Нейронні мережі [128]			
5) Радіально-базисна функція РБФ S5 [129]	0,50	0,51	0,43
5) Лінійна мережа S5 [130]	0,44	0,46	0,37
6) Багатошаровий перцептрон МР5-2-1 з одним потаємним шаром [131]	0,45%	0,47	0,38

Як видно з таблиці, для одних і тих же методів «грубого-точного» оцінювання координат біомедичних зображень, метод прямого-паралельно ієрархічного перетворення дає достовірність прогнозування на 5-10% більше ніж інші.

Для визначення достовірності системи для оцінювання мікроциркуляції крові в судинах очного дна використано такий алгоритм.

При проведенні досліджень було залучено $k=150$ зображень мікроциркуляції судин ока з верифікованими захворюваннями різних ступенів патології і без них. Зображення отримані на основі лабораторних даних на кафедрі очних хвороб Вінницького національного медичного університету ім. М. І. Пирогова та Корпорації «Лазер та здоров'я» (м.Харків)

Проведено оброблення кожного із біомедичних зображень шляхом внесення вдосконалень.

Діагноз $d_{i,j}^*$, отриманий при роботі системи оцінювання мікроциркуляції крові в судинах очного дна, вважається достовірним ($d_{i,j}^*=1$), якщо збігається з медичним діагнозом лікаря.

Обчислена достовірність роботи системи для кожного із зображень

$$d_i^* = \frac{\sum_{j=1}^N d_{i,j}^*}{N} . \quad (3.14)$$

Обчислена середня достовірність роботи системи d при обробленні всіх 150 біомедичних зображень

$$d^* = \frac{\sum_{i=1}^k d_i^*}{k} . \quad (3.15)$$

У результаті проведення дослідження обчислено достовірність роботи системи без внесення до неї вдосконалень складає 0,75, а достовірність роботи системи із внесенням в неї покращень складає 0,8. Таким чином, достовірність прогнозування системи збільшилась на 5 % за рахунок внесення в неї вдосконалень, також підвищилась оперативність оцінювання біомедичних зображень.

3.4 Висновки до третього розділу

1. Удосконалено алгоритм формування діагностичних ознак для оцінювання мікроциркуляції крові в судинах очного дна в частині використання шаблон-еталонів для отримання та оброблення біомедичних зображень з подальшою їх сегментацією, що дозволяє виділити ділянки зображень, які лікар класифікує як однорідні.

2. Показано, що оброблення за допомогою алгоритму паралельно-ієрархічного перетворення в пакеті в режимі «грубого-точного» оцінювання розмірів біомедичних зображень використання методу прямого-паралельно ієрархічного перетворення підвищує достовірність прогнозування на 5-10% більше, ніж інші.

3. Показано, що результати проведеного порівняння ефективності алгоритмів Кірша, Собела, Робертса, Уоллеса, SUSAN для оброблення біомедичних зображень за сукупністю сформованих інформаційних діагностичних ознак найбільш інформативними для сегментації зображень є алгоритми на основі фільтрації Кірша та нелінійного фільтра Собела.

Основні результати опубліковано у таких наукових працях [61, 64, 67, 70, 73].

РОЗДІЛ 4

РЕКОМЕНДАЦІЇ ЩОДО АПАРАТНО-ПРОГРАМНОЇ РЕАЛІЗАЦІЇ ТА ЕКСПЕРИМЕНТАЛЬНІ ДОСЛІДЖЕННЯ СИСТЕМИ ДЛЯ ОЦІНЮВАННЯ ДИНАМІЧНИХ ЗМІН БІОМЕДИЧНИХ ЗОБРАЖЕНЬ СУДИН ОЧНОГО ДНА

4.1 Рекомендації щодо створення системи оцінювання стану мікросудин ока

Сформулюємо рекомендації щодо створення системи оцінювання динамічних змін біомедичних зображень на прикладі визначення стану мікроциркуляції крові в судинах ока таким чином:

- Обробка зображень, отриманих під час одного візиту пацієнта;
- Збереження і завантаження результатів вимірювань та ведення бази даних зображень;
- Реалізація методів виділення судин та оцінювання кон'юнктивального індексу з метою визначення таких показників: співвідношення діаметрів артеріол і відповідних венул; нерівномірності калібру; меандричної звивистості; мікроаневризмів; клубочків; сітководної структури судин; зміни кількості функціонуючих капілярів; артеріоло-венулярних анастомозів; крововиливів; периваскулярних набряків; сладж-феноменів; мікротромб, які характеризують такі порушення як зміни судин, позасудинні і внутрішньо-судинні зміни;
- Візуалізація результатів основних етапів обробки, аналізу та порівнянь зображень судинних систем;
- Організація інтерактивної взаємодії з користувачем за допомогою графічного інтерфейсу, що дозволяє управляти необхідними параметрами в процесі проведення досліджень та обробки даних, що забезпечує виведення необхідних вхідних і вихідних даних лікарю в зручному для сприйняття форматі;
- Виведення повідомлень і підказок лікарю за результатами синтаксичного і логічного контролю даних, що вводяться;
- Формування зведеного звіту за результатами обробки як одного, так і декількох біомедичних зображень;
- Реалізація алгоритмів класифікації, збереження параметрів шаблон-масок, формування вибірки з розрахованими значеннями ознак, оцінювання достовірності діагностування.

Врахування таких рекомендацій надає лікарю низку переваг, а саме:

- враховують всі основні структури та зміни мікроциркуляторного русла;
- система відносно кладна, але зручна і комфортна в експлуатації;
- визначення чіткої бальної градації спрощує кількісний аналіз та статистичну обробку результатів досліджень;
- деталізація бального оцінювання динамічних показників, які змінюються в процесі біомедичних досліджень і курсового лікування.

Кількісна характеристика динамічних показників дає можливість оцінити адекватність дії застосованого лікарського засобу, проведеного курсового лікування, корекції доз фармакологічних препаратів та схем медикаментозної терапії, а також дієвість інших методів лікування.

4.2 Розробка системи для оцінювання динамічних змін біомедичних зображень мікросудин очного дна

Система для оцінювання динамічних змін біомедичних зображень розроблена разом з науковцями кафедри очних хвороб Вінницького національного медичного університету ім. М.Пирогова і дозволяє проводити оцінювання стану судин та визначення показників наведених в табл. 3.1.

Функціональну схему системи для оцінювання динамічних змін біомедичних зображень судин очного дна представлено на рис. 4.1.

До складу системи входять:

1. фундус камера, яка забезпечує візуальне спостереження стану очного дна та мікроциркуляції крові в судинах кон'юнктиви ока;
2. модуль реєстрації та передачі зображень;
3. програмний блок попереднього оброблення зображень з блоком покращення якості зображень;
4. блок вторинного оброблення зображень, який реалізує процедуру знаходження перепадів інтенсивностей між відліками дискретизованих зображень на основі просторово-зв'язного препарування, виділення контурів та визначення їх діагностичних ознак;
5. блок формування та збереження шаблон-масок;
6. модуль знаходження енергетичного центру;
7. модуль кореляційного аналізу та визначення діагностичних показників;
8. модуль формування результатів досліджень та виведення даних.

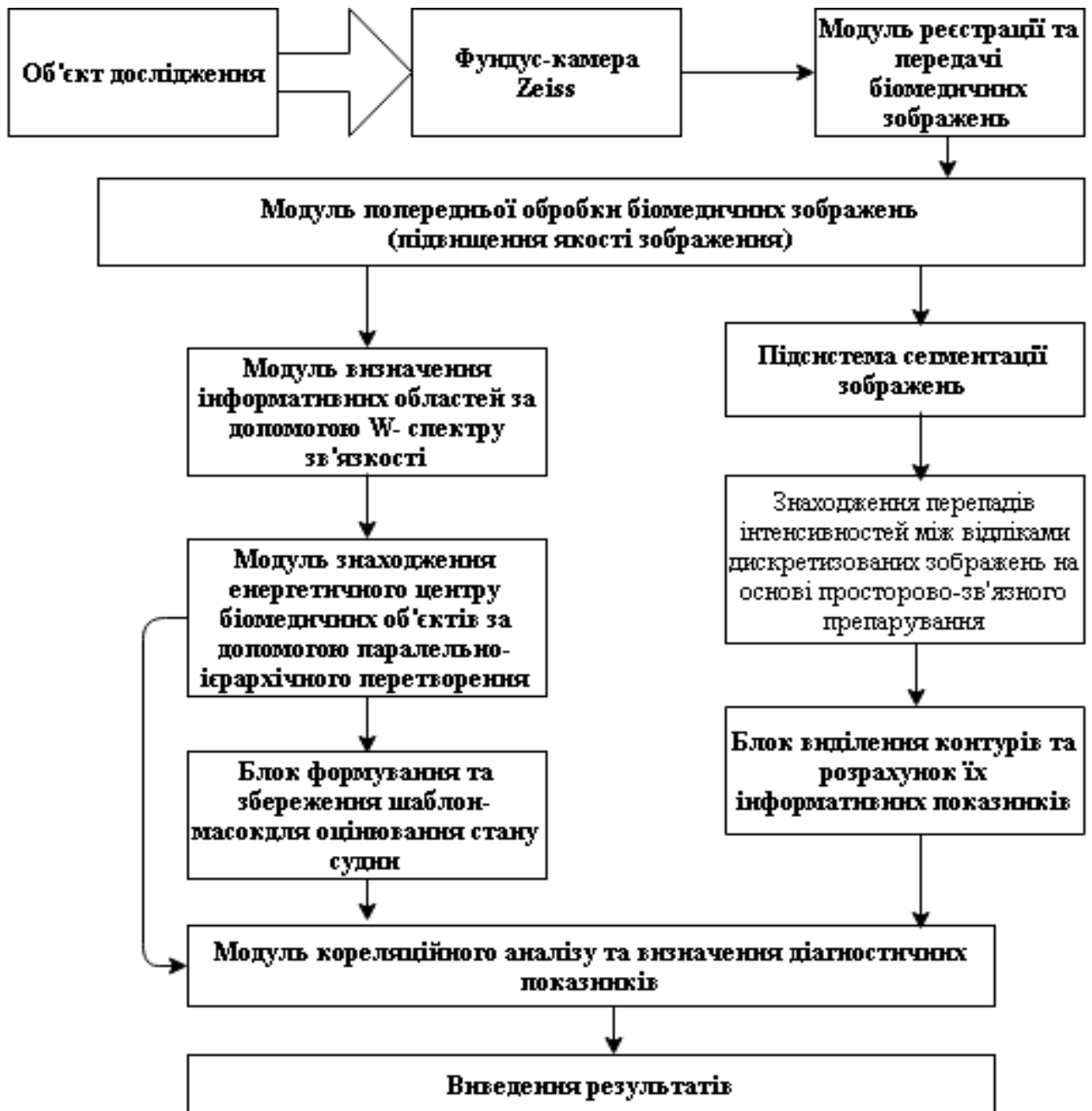
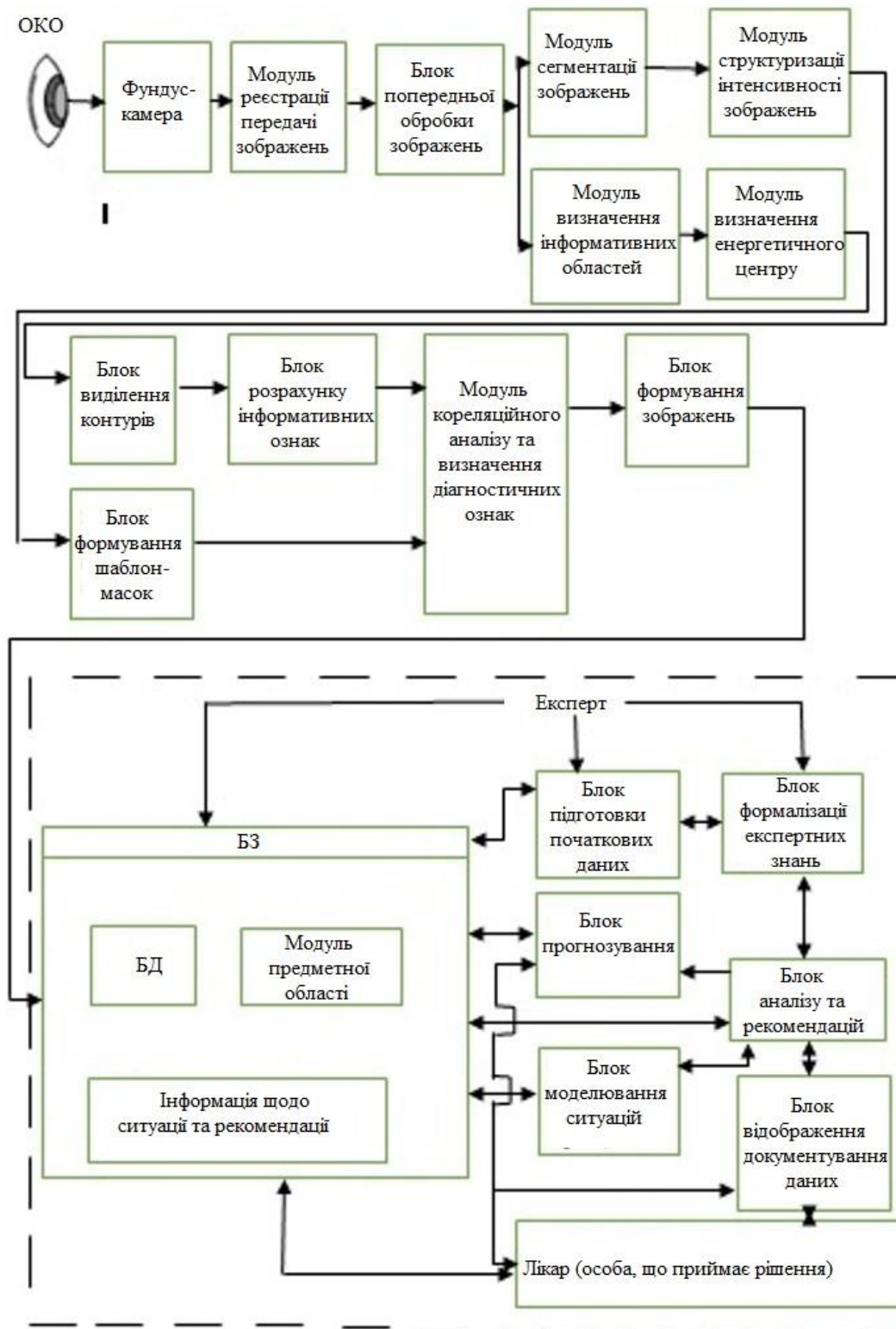


Рисунок 4.1 – Функціональна схема системи для оцінювання динамічних змін біомедичних зображень судин очного дна

Структурна схема системи для оцінювання динамічних змін біомедичних зображень судин очного дна представлено на рис. 4.2.



ІІІІР

Рисунок 4.2 – Структурна схема системи для оцінювання динамічних змін біомедичних зображень судин очного дна

В системі базовими блоками запропонованої системи є фундус-камера, модель реєстрації передачі зображень, блок попередньої обробки

зображень, модуль сегментації зображень, модуль структуризації інтенсивності зображень, модуль визначення інформативних областей, модуль визначення енергетичного центру, блок виділення контурів, блок розрахунку інформативних ознак, блок формування шаблон-масок, модуль кореляційного аналізу та визначення діагностичних ознак, блок формування діагнозу, блок підготовки початкових даних, блок формалізації експертних знань, блок прогнозування, блок аналізу та рекомендацій, блок моделювання ситуацій і предметної, блок відображення і документування даних, блок бази знань (бз), який складається з блоку баз даних (бд), блоку - моделі предметної області, блоку видачі інформації щодо ситуації і рекомендації. блок бз та блок підтримки прийняття рішень через програмний інтерфейс видає інформацію для прийняття остаточного діагнозу лікарем.

Особливістю запропонованої системи оцінювання біомедичних зображень є введення до дії її структури підсистеми прийняття рішень (ПППР), яка забезпечила практично 100 % відповідність поставленого діагнозу реальній ситуації і виключила неоднозначність в його інтерпретації. Це досягнуто завдяки блокам моделювання ситуації і предметної області та прогнозування, які побудовані на основі системи імітаційного моделювання та блоку формалізації експертних знань, в якому формується початкова структура предметної області, моделі об'єкта, алгоритми функціонування БЗ. Блок формалізації також виконує процедуру ранжування та узгодження експертних знань щодо мети та можливих дій, направлених на досягнення мети.

Для реалізації роботи системи для оцінювання біомедичних зображень в контексті реалізації розробленої системи модифіковано схему алгоритму опрацювання біомедичної інформації.



Рисунок 4.3 – Схема алгоритму роботи системи для оцінювання мікроциркуляції судин ока

З усіх етапів перетворень вхідного зображення і дослідження геометричних показників об'єктів найбільша кількість операцій припадає на підвищення якості біомедичних зображень, що веде до збільшення часу оброблення. Для оптимізації часових витрат використовуємо метод часткового Q-підсумовування, який описує

динамічні зміни на зображеннях у вигляді поля векторів переміщення. Кожній елементарній ділянці поточного зображення (ПЗ) приписуються вектор, що характеризує його паралельне перенесення відносно затриманого зображення (ЗЗ). Вектори для усіх ділянок визначаються незалежно один від одного. Поле векторів переміщення є основою для побудови моделей переміщення більш вищого рівня, наприклад, параметрів афінного перетворення.

В масиві $C = \{C(m,n)\}$ визначається елемент $C(m_{\min}, n_{\min}) = 1$, для якого віддалення R від центра масиву $C\left(\frac{m_x}{2\lambda}, \frac{m_y}{2t}\right)$ представлено на рис. 4.4.

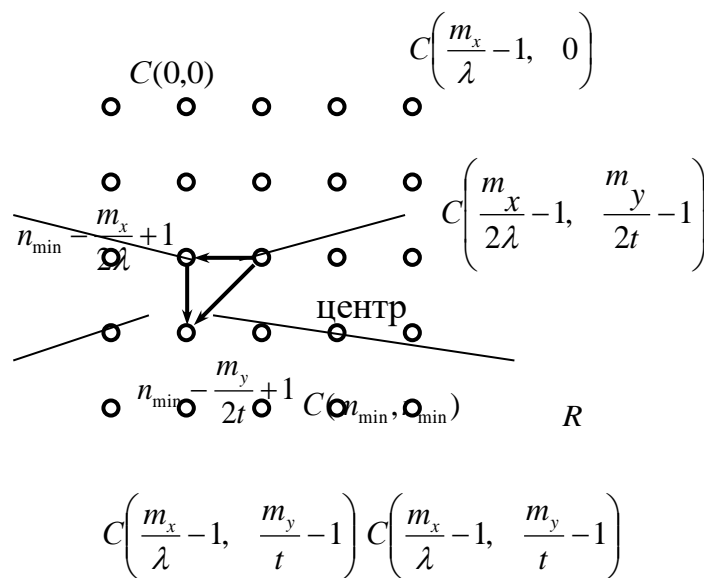


Рисунок 4.4 – Аналіз сусідніх одиничних елементів масиву C від центру

Таким чином, критеріями вибору фрагмента вихідного зображення є: порівняння модуля різниці відповідних нормованих згорток ЗЗ і ПЗ із похибкою порівняння $\delta_{fg}^{(\lambda,t)}$; найменше віддалення фрагмента зображення, для якого $0 < \Delta Q_{fg(m,n)}^{(\lambda,t)} \leq \delta_{fg}^{(\lambda,t)}$ від центру зображення.

Середнє значення відліків по усій площі кадру визначається для ЗЗ, щоб у момент приходу кадру ПЗ мати уже розраховане значення \bar{q} :

$$\bar{q} = \frac{\sum_{j=0}^{m_y-1} \sum_{i=0}^{m_x-1} q_g(i,j)}{m_x \cdot m_y}, \quad (4.2)$$

Порівняння зображень $\delta^{(\lambda,t)}$ fg зображено на рис. 4.5.

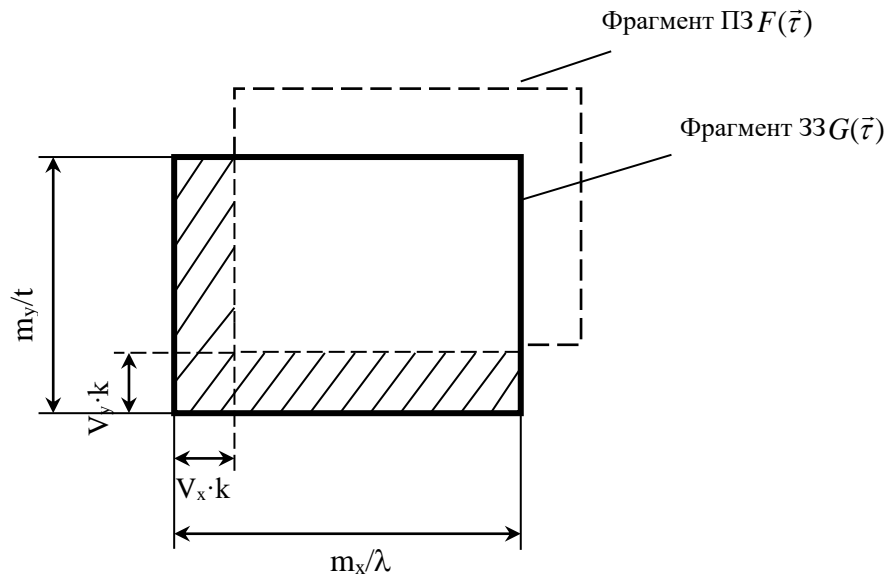


Рисунок 4.5 Порівняння зображень $\delta^{(\lambda,t)}$ fg .

В таблиці 4.1 представлено значення похибки порівняння $\delta^{(\lambda,t)}$ fg за наступними вихідними даними:

$$m_x = m_y = 512; \quad k = 1; \quad \bar{q} = 32.$$

Таблиця 4.1 Значення похибки порівняння $\delta^{(\lambda,t)}$ fg

Швидкість зміщення фону V_x, V_y	Порядок-дільник (λ, t)				
	2,2	2,4	4,7	4,8	8,8
4,4	0,99	1,58	1,97	2,93	3,88
8,8	1,97	2,94	3,88	5,75	7,5
16,16	3,88	5,75	7,5	11	14
32,32	7,5	11	14	20	24

Розглянемо детальніше процес формування результуючого масиву $C = \{C(m, n)\}$. Елемент масиву $C(m, n) = 1$ у тому випадку, якщо модуль різниці відповідних згорток ПЗ і ЗЗ не перевищив похибки порівняння і не є рівним нулю. Фізично, це означає, що фон у даному фрагменті змістився із швидкістю, менше максимальної і даний фрагмент не містить об'єкта (за умови, що об'єкт, що швидко переміщається у порівнянні із фоном і розміри m_{0y}, m_{0y} порівняні із розмірами фрагмента:

$$m_{0x} \ll \frac{m_x}{\lambda}$$

$$m_{0y} \ll \frac{m_y}{t}, \quad (4.3)$$

де символ \ll означає “не значно менше”).

Фізичний зміст (4.3) представлено на рис. 4.6.

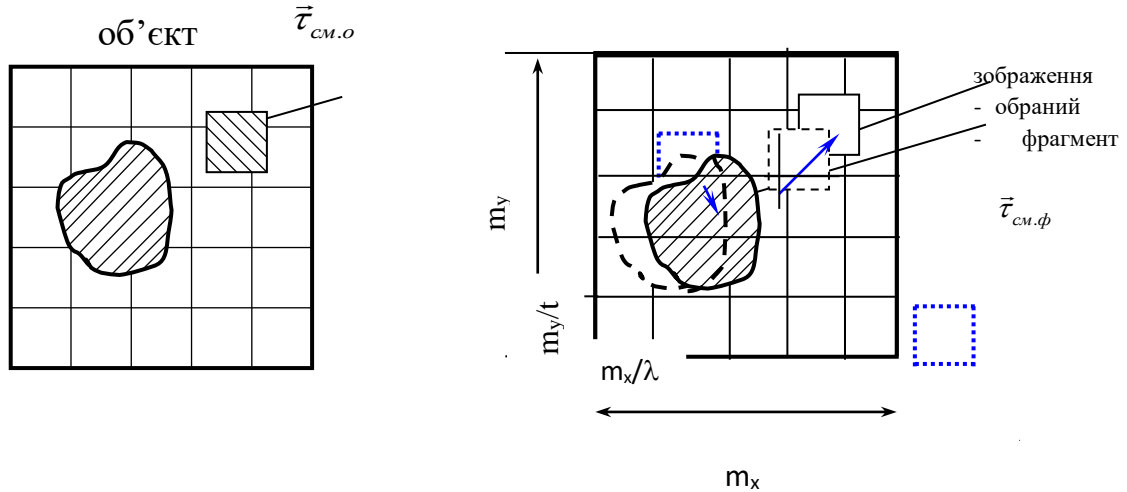


Рисунок 4.6 – Приклад вибору фрагменту зображення

Таким чином, критеріями вибору фрагменту вихідного зображення є: порівняння модуля різниці відповідних нормованих згорток ЗЗ і ПЗ із похибкою порівняння $\delta_{fg}^{(\lambda,t)}$; найменше віддалення фрагмента зображення, для якого $0 < \Delta Q_{fg(m,n)}^{(\lambda,t)} \leq \delta_{fg}^{(\lambda,t)}$ від центру зображення.

Отримані зображення досліджувалися для виділення структурних змін мікросудин кон'юнктиви за ознаками колірних контурів і ознаками плям і ліній. Далі розглядаються деякі методи для виділення ознак зображення, що використовувалися при аналізі біомедичних зображень.

На рис. 4.7 наведено приклад визначення коефіцієнта кореляції між фрагментами ПЗ та ЗЗ

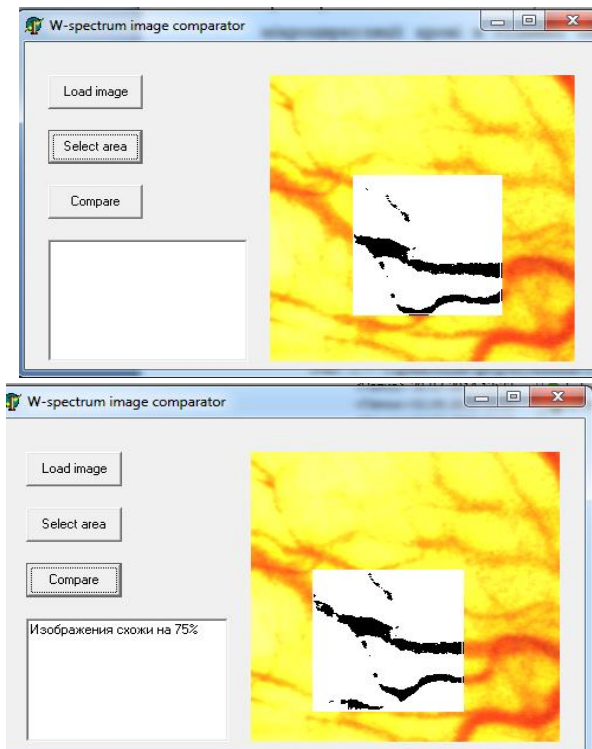


Рисунок 4.7 – Приклад визначення коефіцієнта кореляції між фрагментами ПЗ та ЗЗ

Кольорові зображення можна описувати кількісно, визначаючи для кожного елемента координати кольору T_1 , T_2 , T_3 , пропорційні кількості червоного, зеленого і синього основних кольорів, необхідних для зрівнювання кольору цього елемента. Яскравість елемента є зваженою сумою $Y = \alpha_1 T_1 + \alpha_2 T_2 + \alpha_3 T_3$ значень координат кольору, де α_i —вагові коефіцієнти.

4.3 Алгоритм оброблення біомедичних зображень мікроциркуляції мікросудин очного дна

Система оцінювання динамічних змін конфігурації біомедичних зображень призначена для проведення досліджень, кореляційного та дискримінантного аналізу даних для визначення діагностичних показників. Алгоритм оброблення біомедичної інформації наведено на рис. 4.8. Він забезпечує можливість проведення необхідних досліджень шляхом проведення кореляційного та дискримінантного аналізу для формування вибірки більш інформативних ознак та оптимальної навчальної вибірки ознак за ступенем патології. Алгоритм забезпечує користувачеві можливість управляти процесом проведення досліджень. Взаємодія користувача з програмою здійснюється через систему введення-виведення,

яка дозволяє зберігати і завантажувати вибірки, відображати 2D зображення, задавати параметри для роботи системи.

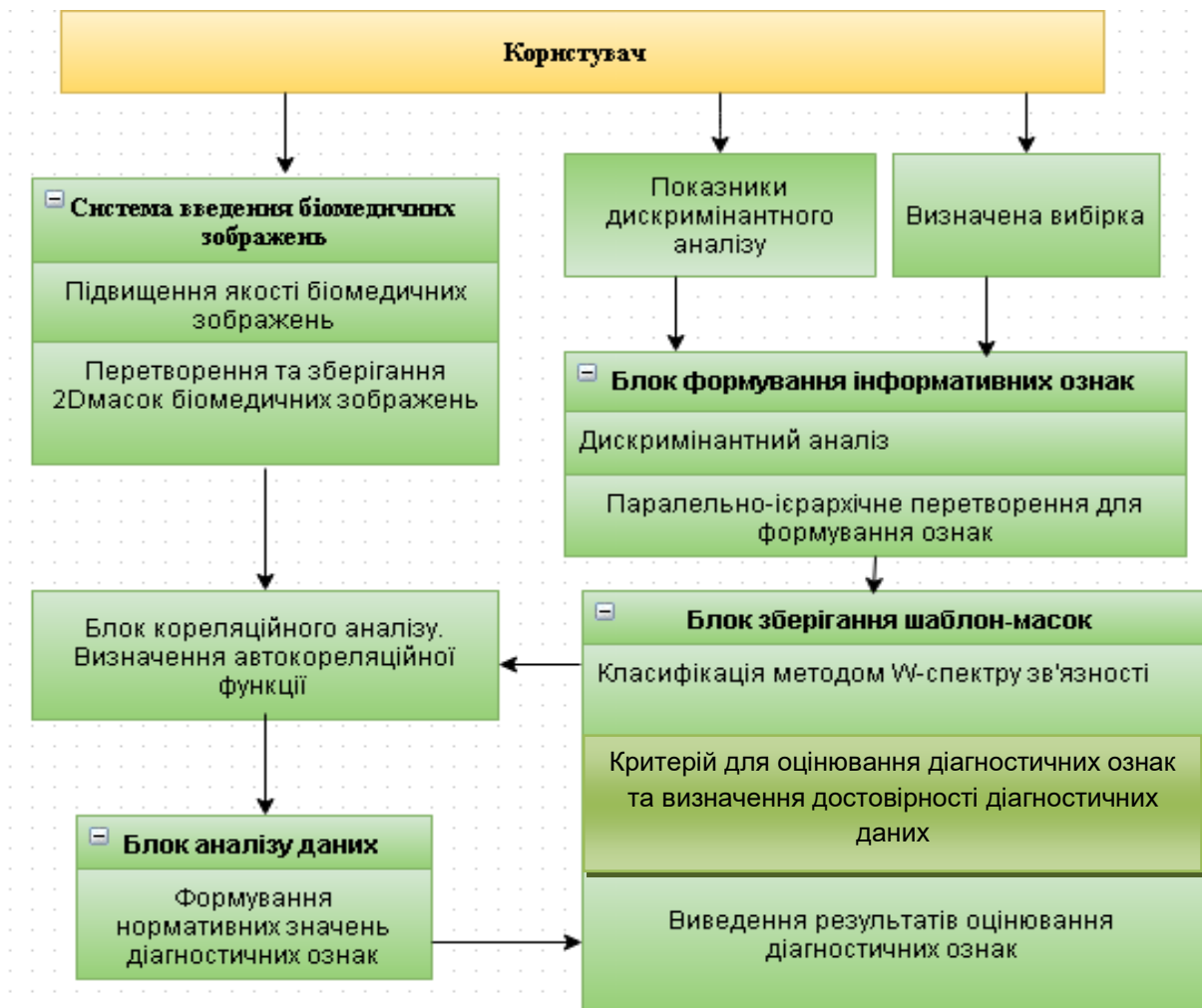


Рисунок 4.8 – Структура алгоритму для визначення діагностичних ознак біомедичних об’єктів

Система фільтрації проводить кластеризацію даних, розраховує критерії модальності на підставі цих даних фільтрує значення вибірки. На наступному етапі відфільтрована вибірка надходить у систему формування більш ефективних ознак, де здійснюється дискримінантний аналіз даних і визначення формул розрахунку нових ознак. У момент проведення безпосередньої діагностики зазначена система служить для формування нових ознак і вибірки з даними, призначеними для класифікації.

4.4 Реалізація алгоритмічно-програмного забезпечення для системи оцінювання динамічних змін біомедичних зображень та приклади експериментальних досліджень

Для проведення досліджень були відібрані хворі, у яких не було захворювань кон'юнктиви, спроможних змінювати мікроциркуляторні показники (кон'юнктивіти, склеротичні та рубцеві зміни кон'юнктиви тощо). Другою вимогою до формування групи була відсутність захворювань, які можуть викликати системні порушення мікроциркуляції (серцева недостатність, цукровий діабет, колагенози, анемії, капіляропатії тощо).

Дослідження стану мікроциркуляції кон'юнктиви ока дає можливість оцінювати з високою інформативністю зображення, які відображають норму та патологічні випадки при діагностиці захворювань кон'юнктиви ока. Проведено експериментальні дослідження отриманих показників мікроциркуляції за допомогою розробленої системи при діагностуванні нормального стану ока та при виявленні патологій. Оброблення зображень проводилася за допомогою програмного забезпечення, представленого в додатку В.

Далі наведено основні етапи опрацювання структурних змін біомедичних зображень, які проводилися на кафедрі очних хвороб ВНМУ ім. М.Пирогова та апробовано в Корпорації «Лазер та здоров'я», (м. Харків).

1. Введення біомедичного зображення мікроциркуляції судин кон'юнктиви ока (рис. 4.9).

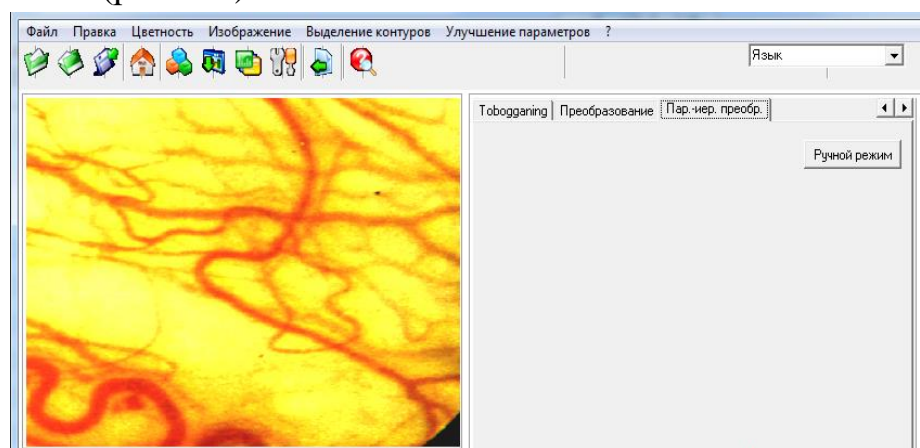


Рисунок 4.9 – Введення біомедичного зображення мікроциркуляції судин кон'юнктиви ока

2. Фільтрація біомедичного зображення мікроциркуляції судин кон'юнктиви ока та виділення контурів за допомогою одного з фільтрів Кірша, Робертса, Собела, Уолесса та SUSAN (рис. 4.10).

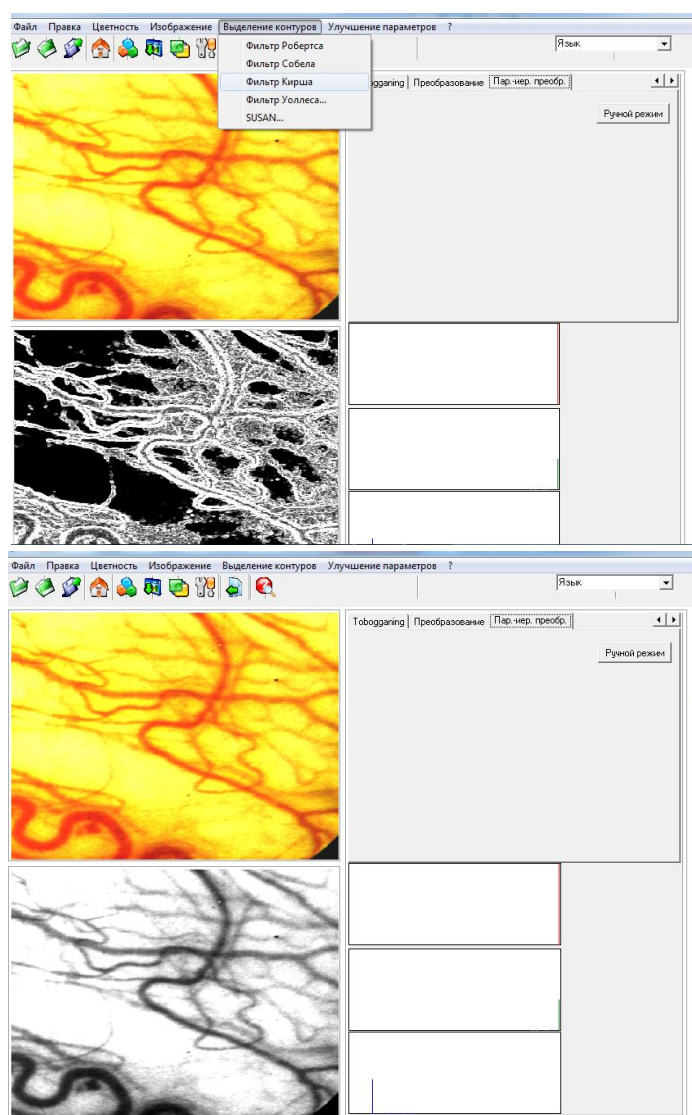


Рисунок 4.10 – Процедури фільтрації біомедичного зображення мікроциркуляції судин кон'юнктиви ока та виділення контурів

3. Формування препарату еталона за допомогою паралельно-ієрархічного перетворення (рис. 4.11). Цей етап дозволяє порівнювати зображення по препаратах еталону. Формування препарату еталона відбувається в такій послідовності: аналізуються сусідні відліки та формуються маски відліків; порівнюються тільки ті відліки, які є заповненими; формується масив, який вважається еталонним. Це дозволяє підвищити точність та достовірність діагностування офтальмологічних захворювань.

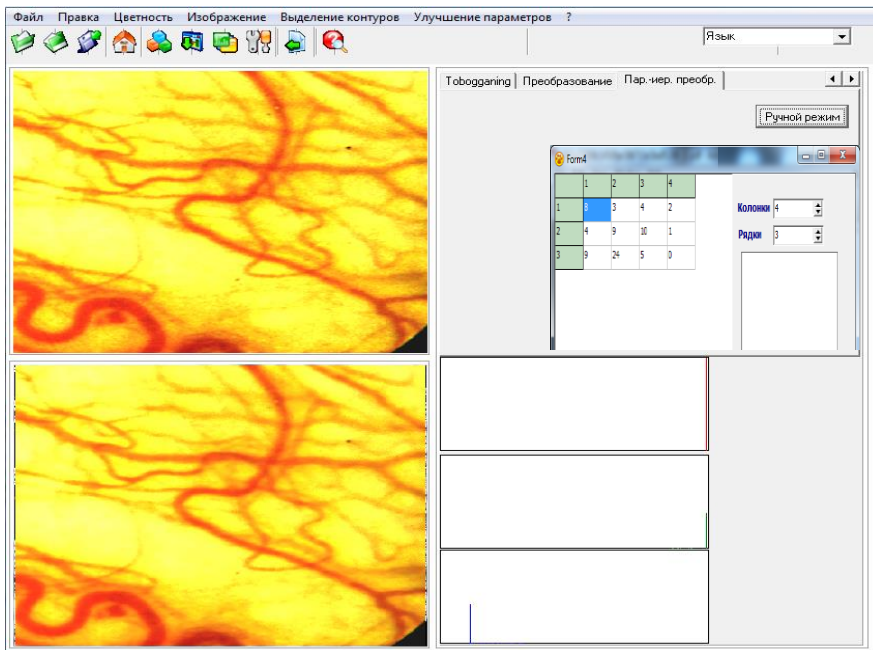


Рисунок 4.11 – Формування препарату еталона

4. Этап виконання процедур «грубого-точного» оцінювання координат біомедичних об'єктів на прикладі мікроциркуляторного русла судин кон'юнктиви ока з використанням методу прямого-паралельно ієрархічного перетворення та визначення енергетичного центру інформативної ділянки.

5.

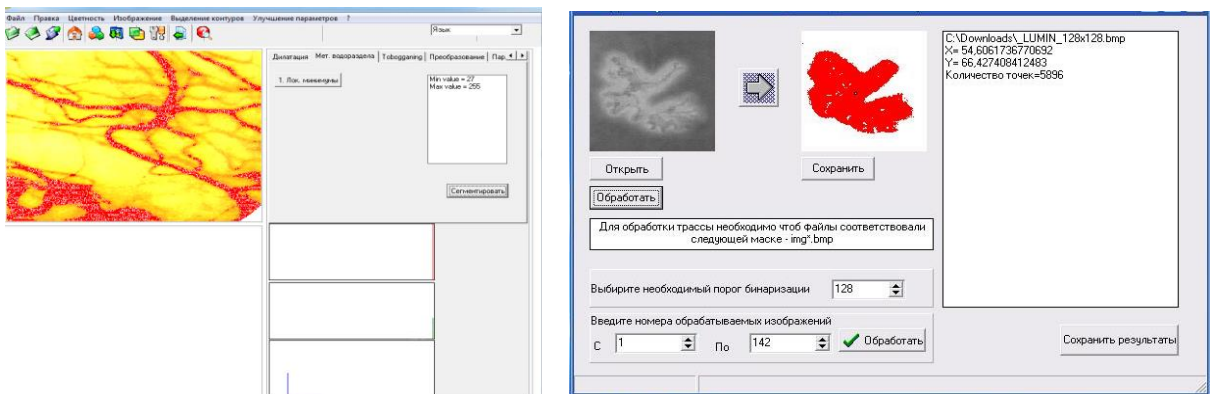


Рисунок 4.12. – Виконання процедур «грубого-точного» оцінювання координат біомедичних об'єктів мікроциркуляторного русла судин кон'юнктиви ока

6. Виведення діагностичних ознак стану мікроциркуляторного русла судин біомедичного зображення (рис. 4.13).

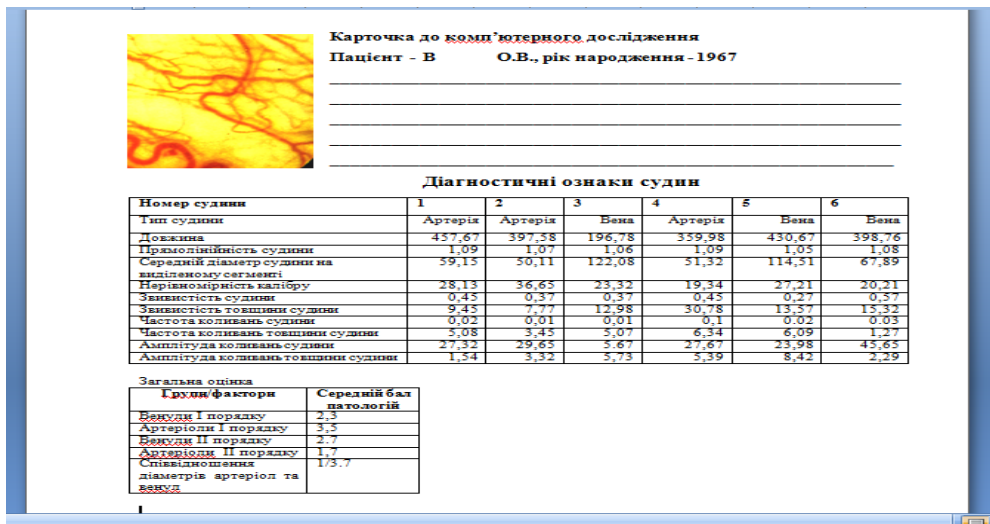


Рисунок 4.13 – Приклад виведення діагностичних ознак стану мікроциркуляторного русла судин біомедичного зображення

Таким чином, система для оцінювання динамічних змін біомедичних зображень за рахунок розрахунку інформативних діагностичних ознак біомедичних зображень дозволяє проводити оцінювання стану судин та визначення кон'юнктивального індексу.

4.5 Висновки до четвертого розділу

1. Сформульовано рекомендації щодо створення системи оцінювання динамічних змін біомедичних зображень на прикладі визначення стану мікроциркуляції крові в судинах судин очного дна, якісні показники якої дозволяють оцінити адекватність дій по аналізу цифрових біомедичних зображень очного дна.

2. Запропоновано функціональну схему системи для оцінювання динамічних змін біомедичних об'єктів на основі методу часткового Q-підсумовування, який дозволяє описувати динамічні зміни на зображеннях у вигляді поля векторів переміщення.

3. Розроблено систему для оцінювання динамічних змін біомедичних зображень, яка дозволяє проводити оцінювання стану судин та визначення кон'юнктивального індексу за такими показниками: співвідношення діаметрів артеріол і відповідних венул; нерівномірності калібру; меандричні звивистості; мікроаневризми; клубочки; сітковидні структури судин; зміни кількості функціонуючих капілярів; артеріоло-венулярні анастомози; крововиливи; периваскулярні набряки; сладж-феномени; мікротромби.

4. Проведені на кафедрі очних хвороб Вінницького національного медичного університету ім. М.Пирогова експериментальні дослідження із використанням системи для оцінювання біомедичних зображень стану судин очного дна ока підтвердили можливість оцінювати з високою достовірністю зображення, які відображають норму або патологічні випадки при діагностиці захворювань судин ока. Систему апробовано в Корпорації «Лазер та здоров'я» (м.Харків).

Основні результати опубліковано у таких наукових працях [66, 74, 75, 76].

ВИСНОВКИ

У монографії виконані дослідження, що спрямовані на підвищення достовірності оброблення біомедичної інформації шляхом застосування сучасних методів та розробленої системи оцінювання динамічних змін аналізу біомедичних зображень, що дозволило автоматизувати етапи прогнозування захворювань і здійснювати кількісний моніторинг патологічних змін мікроциркуляції крові в судинах очного дна.

Основні теоретичні та практичні результати дослідження:

1. Проведено аналіз, який показав, що задача створення системи оцінювання біомедичних зображень патологій судин ока людини є актуальною і такою, що потребує свого вирішення, оскільки існуючі методи та системи оцінювання, а також існуючі методи оброблення біомедичних зображень не задовольняють сучасним вимогам до подібних систем за точністю, достовірністю оброблення біомедичних зображень, що призводить до виникнення помилок при постановці діагнозу в офтальмологічних дослідженнях.

2. Отримали подальший розвиток математичні моделі для аналізу біомедичних зображень на основі просторово-зв'язного препарування в частині виділення характерних ознак зображень, його фрагментація (скорочення розмірності) з урахуванням інваріантності до повороту зображень, що дозволяє зменшити апаратні витрати при одночасному підвищенні завадостійкості розпізнавання біомедичних образів.

3. Удосконалено метод автоматичного вибору порогу градієнтного фільтра, що базується на використанні даних, які подаються градієнтними методами і забезпечують визначення оптимального порогу, що підвищує достовірність прогнозування швидкості динамічних змін біомедичних зображень і визначає оптимальний рівень порогу в умовах динамічних збурюючих факторів.

4. Отримав подальший розвиток метод W-спектра зв'язності для аналізу біомедичних зображень шляхом фрагментування інформаційних ділянок і порівняння зображень за препаратами еталону, що відбувається у такій послідовності: аналізуються сусідні відліки та формуються маски відліків; порівнюються тільки ті відліки, які є заповненими; формується масив, який вважається еталонним, що підвищило до 5 % достовірність діагностування офтальмологічних захворювань за біомедичними зображеннями.

5. Удосконалено алгоритм формування діагностичних ознак для оцінювання мікроциркуляції крові в судинах очного дна в частині використання шаблон-еталонів для отримання та оброблення біомедичних зображень з подальшою їх сегментацією, що дозволяє виділити ділянки зображень, які лікар класифікує як однорідні.

6. Показано, що оброблення за допомогою алгоритму паралельно-ієрархічного перетворення в пакеті в режимі «грубого-точного» оцінювання розмірів біомедичних зображень використання методу прямого-паралельно ієрархічного перетворення підвищує достовірність прогнозування на 5-10% більше, ніж інші.

7. Показано, що результати проведеного порівняння ефективності алгоритмів Кірша, Собела, Робертса, Уоллеса, SUSAN для оброблення біомедичних зображень за сукупністю сформованих інформаційних діагностичних ознак найбільш інформативними для сегментації зображень є алгоритми на основі фільтрації Кірша та нелінійного фільтра Собела.

8. Запропоновано функціональну схему системи для оцінювання динамічних змін біомедичних об'єктів на основі методу часткового Q-підсумовування, який дозволяє описувати динамічні зміни на зображеннях у вигляді поля векторів переміщення.

9. Розроблено систему для оцінювання динамічних змін біомедичних зображень, яка дозволяє проводити оцінювання стану судин та визначення кон'юнктивального індексу за такими показниками: співвідношення діаметрів артеріол і відповідних венул; нерівномірності калібру; меандричності звивистості; мікроаневризми; клубочки; сітководні структури судин; зміни кількості функціонуючих капілярів; артеріоло-венулярні анастомози; крововиливи; периваскулярні набряки; сладж-феномени; мікротромби.

10. Проведено аналіз достовірності оброблення біомедичних зображень шляхом обчислення достовірності системи без внесення до неї вдосконалень, яка складає 0,75 та достовірності системи із внесенням в неї покращень, яка складає 0,8. Таким чином, достовірність оброблення біомедичних зображень збільшилась на 5 % за рахунок внесення в неї вдосконалень.

11. Проведені на кафедрі очних хвороб Вінницького національного медичного університету ім. М.Пирогова експериментальні дослідження із використанням системи для оцінювання біомедичних зображень стану судин очного дна ока підтвердили можливість оцінювати з високою достовірністю зображення, які відображають норму або патологічні

випадки при діагностиці захворювань судин ока. Систему апробовано в
Корпорації «Лазер та здоров'я» (м.Харків)

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Christine Fernandez-Maloigne, *Advanced Color Image Processing and Analysis*, Springer New York, NY, 2016.
2. William K. Pratt, *Introduction to Digital Image Processing 1st Edition*, CRC Press, 2013.
3. Wilhelm Burger and Mark J. Burge. *Digital Image Processing – An Algorithmic Introduction*. Springer, London, 2016.
4. Корінной А.В. *Математичні моделі напівтонових зображень*. Радіотехніка, ХНУРЕ. - №8 – 2007.
5. Воробель Р. *Підвищення контрасту зображень за допомогою модифікованого методу кускового розтягування*. Відбір та обробка інформації. – 2000. – №14(90).
6. Цмоць І.Г. *Алгоритмічні та матричні НВІС–структури пристроїв ділення для комп'ютерних систем реального часу*: Науково-технічний журнал “Автоматика. Автоматизація. Електротехнічні комплекси та системи”. Херсон, 2004. – №1(13).
7. Шумський І.П. *Комплексна система отримання та обробки зображень “Videoscope”*. Цифрова обробка зображень. – 2001.
8. Ю. Рашкевич, Д. Пелешко, А. Ковальчук, Н. Кустра *Використання теорії нечітких множин на наборі відцентрованих в межах піксела зображень для вирішення задачі підвищення роздільної здатності*. Технічні вісті. – 2006. – №3(24).
9. Путятін Е.П. *Обробка зображень у робототехніці*. Стан та перспективи розвитку (МРФ-2008): III міжнар. конф., 22–24 жовтня 2008 р.:зб. наук. праць. - Харків, 2008.
10. Ю. Рашкевич, Д. Пелешко, Н. Кустра, З. Шпак. *Удосконалений алгоритм збільшеної роздільної здатності зображень*. Вісник Національного університету “Львівська політехніка”: “Компютерні науки та інформаційні технології”. – 2007.
11. Bernd Jähne. *Digital Image Processing: Edition 6*, Springer Science & Business Media, 2008.
12. Яців В.Б., Русин Б.П. *Методи масштабування зображень в системах обробки та розпізнавання*. Науково-технічна конференція “Обчислювальні методи і системи перетворення інформації”. Львів, 2010.
13. Абакумов В.Г., Рибін А.Н. , Сватош Й., Синекон Ю.С. *Системи відображення в медицині*. Київ, Юніверс, 2001.

14. О. Березький, Ю. Батько, Г. Мельник. *Комп'ютерна система аналізу біомедичних зображень* Вісник Національного університету "Львівська політехніка". – 2009.
15. Абакумов В.Г., Крилов В.Н., Антощук С.Г., Пилинський В.В. *Гібридні інформаційні моделі у біомедичних системах обробки візуальної інформації*. Технічна електродинаміка. Інститут електродинаміки НАН України, Київ 2008.
16. Qiang Wu, Fatima Merchant, K. C. *Microscope Image Processing*. San Diego, California, USA.: Academic Press, 2008.
17. N. Piyasova *Computer-aided analysis systems for diagnostic images of blood vessels*. Optical Memory and Neural Networks 23(4), October 2015.
18. Marina Piccinelli, Alessandro Veneziani, David A. Steinman. *A Framework for Geometric Analysis of Vascular Structures: Application to Cerebral Aneurysms*. IEEE Transactions on Medical Imaging (Volume: 28, Issue: 8, August 2009)
19. Douglas B. Murphy, Michael W. Davidson. *Fundamentals of Light Microscopy and Electronic Imaging*. Wiley-Blackwell, 2013.
20. W.Wojcik, A.Smolarz. *Information Technology in Medical Diagnostics* 2017, Taylor & Francis Group, London UK.
21. Й. Й. Білинський, П. М. Ратушний. *Методи та система оброблення слабконтрастних зображень для оцінювання показників мікрокапілярів кінцівок людини : монографія*. Вінниця : ВНТУ, 2012.
22. . Steve Marschner, Peter Shirley, *Fundamentals of Computer Graphics*. August 31, 2021 by A K Peters/CRC Press.
23. R. Stuart Ferguson. *Practical Algorithms for 3D Computer Graphics*. Second Edition, CRC Press, 2013.
24. Donald Hearn, M. Pauline Baker. *Computer Graphics*, Prentice Hall; Subsequent edition, 2005.
25. S. Marschner and P. Shirley, *Fundamentals of computer graphics*, New York, USA, CRC press, 2018.
26. T. Akenine-Möller, N. Hoffman, E. Haines. *Real-time Rendering*. Wellesley: A. Peters, 2007.
27. А. М. Петух, Д. Т. Обідник та О. Н. Романюк, *Інтерполяція в задачах контурного формоутворення*. Монографія, Вінниця, Україна: ВНТУ, 2007.
28. Gouraud H. *Continuous shading of curved surfaces* / H. Gouraud // IEEE Trans. on Comp. – 1971. – Vol. 29. – No. 6. – P. 623–628.

29. A. Godse and D. Godse, *Computer Graphics and Multimedia: Concepts, Algorithms and Implementation using C*, Pune, India: Technical Publications, 2020.
30. Блінова Т.О., Порєв В.М. *Комп'ютерна графіка*. – К.: Юніор, 2004.
31. Прэтт У. *Цифровая обработка изображений*. М. : Мир, т. 1, 2. 1982.
32. Русин Б. П. *Системы синтеза, обработки та розпізнавання складноструктурованих зображень*. Львів, Вертикаль, 1997.
33. Kristin J. Dana and Shree K. Nayar. *3D Textured Surface Modeling*. Computer Science Department, Columbia University, New York, NY.
34. Phong B.T. *Illumination for computer generated images* / B. T. Phong // Comm. of the ACM. – June 1975/ – No 18(6).
35. Ротштейн А. П. *Интеллектуальные технологии идентификации: нечеткие множества, генетические алгоритмы, нейронные сети* / Ротштейн А. П. – Винница. : УНИВЕРСУМ – Винница, 1999. – 320 с.
36. Ротштейн А. П. *Медицинская диагностика на нечеткой логике*. Винница.: Континент, 1996.
37. Кожем'яко В. П. *Опτικο-електронні методи і засоби для обробки та аналізу біомедичних зображень* / Кожем'яко В. П., Павлов С. В., Станчук К. І. // Монографія – Вінниця : УНІВЕРСУМ-Вінниця, 2006. – 203 с.
38. А. С. Довбиш, І. В. Шелехов. *Основи теорії розпізнавання образів*. Суми : Сумський державний університет, 2015.
39. T. Teng, D. Claremont, M. Lefley. *Progress towards automated diabetic ocular screening: a review of image analysis and intelligent systems for diabetic retinopathy*. Medical & Biological Engineering & Computing. – 2002. – Vol. 40(1). – P. 2-13. - ISSN: 0140-0118.
40. Heneghan C. *Characterization of changes in blood vessel width and tortuosity in retinopathy of prematurity using image analysis*. Medica Image Analysis - 2002. - Vol. 6(4).
41. C.S. Cheung, Z. Butty, N.N. Tehrani, W.C. Lam. *Computer-assisted image analysis of temporal retinal vessel width and tortuosity in retinopathy of prematurity for the assessment of disease severity and treatment outcome*. J AAPOS. - 2011. - Vol. 15(4).
42. Haddouche A. M. Adel, M. Rasigni, Conrath, S. Bourenane *Detection of the foveal avascular zone on retinal angiograms using Markov*

random fields. 2010. - Vol. 20(1).

43. J. Lowell, A. Hunter, D. Steel, A. Basu, R. Ryder, R.L. Kennedy. *Measurement of retinal vessel widths from fundus images based on 2-D Modeling*. IEEE Trans Med Imaging. - 2004. - Vol 3(10).

44. Foracchia, M. *Extraction and quantitative description of vessel features in hypertensive retinopathy fundus images*. Book Abstracts / 2nd International Workshop on Computer Assisted Fundus Image Analysis. - 2001. - P. 6. – doi: 10.1109/TMI.2004.829331

45. Малая Л.Т., Микляев И.Ю., Кравчук П.Г. *Мікроциркуляція в кардіології*. Харків, 1977.

46. Fraz, M.M. *Blood vessel segmentation methodologies in retinal images* / M.M. Fraz, P. Remagnino, A. Hoppe, B. Uyyanonvara, A.R. Rudnicka, C.G. Owen, S.A. Barman // Computer Methods Programs Biomed. - 2012. - Vol. 108(1). - P. 407-433.

47. Staal, J.J. *Ridge based vessel segmentation in color images of the retina* / J.J. Staal, M.D. Abramoff, M. Niemeijer, M.A. Viergever, and B. van Ginneken // IEEE Transactions on Medical Imaging. - 2004. - Vol. 23(4). - P. 501-509.

48. Gelman, R. *Diagnosis of Plus Disease in Retinopathy of Prematurity Using Retinal Image multiScale Analysis* / R. Gelman, M.E. Martinez-Perez, D.K. Vanderveen, A. Moskowitz, A.B. Fulton // Investigative Ophthalmology and Visual Science. - 2005. - Vol. 46(12). - P. 4734-4738.

49. Hoover, A. *Locating the optic nerve in a retinal image using the fuzzy convergence of the blood vessels* / A. Hoover, M. Goldbaum // IEEE Trans Med Imaging. - 2003. - Vol. 22. - P. 951-958.

50. Shalkoff R. J. *Digital image processing and computer vision* Shalkoff. – New York-Chichester-Brisbane-TorontoSingapore: John Wiley & Sons, 1989.

51. В. Г. Дуденко, В. В. Курінной. *Методика обробки медичних зображень для передопераційного моделювання діафрагми людини*. Експериментальна і клінічна медицина. - 2014. - № 3.

52. Эль-Хаттиб С.А., Скобцов Ю.А. *Порівняльний аналіз алгоритмів бачення контурів медичних зображень*. - [Електронний ресурс] – Режим доступу до ресурсу: <https://masters.donntu.edu.ua/2011/fkntl/el-khatib/library/>

53. Бойко Д.О. *Обзор методов сегментации медицинских изображений*. Международная научная конференция MicroCAD : Секция

№15 - Застосування комп'ютерних технологій для вирішення наукових і соціальних проблем у медицині - НТУ "ХПИ", 2012.

54. *Методи та алгоритми фільтрації зображень* [Електронний ресурс] – Режим доступу до ресурсу: <https://www.mmm-dsp.com/index.php>

55. M. Tistarelli, S. Dubey, S. Kumar Singh and X. Jiang, *Computer Vision and Machine Intelligence*, London, UK of Great Britain: Springer, 2023.

56. І.М.Журавель. *Короткий курс теорії обробки зображень* / [Електронний ресурс]. – Режим доступу: https://nmetau.edu.ua/file/07_7.5_lbr_gr_rbr_.pdf

57. *Інтроскопія* [Електронний ресурс] – Вікіпедія. Режим доступу: <https://uk.wikipedia.org/wiki/Інтроскопія>.

58. *Інфрачервона термографія* [Електронний ресурс] – ТермВікі. Режим доступу: http://uk.termwiki.com/UK/infrared_thermography.

59. В. А. Денисюк, Т. П. Нікітченко, Нікітченко Н. П.¹ *Основні етапи графічного конвеєру* / // Вісник Східноукраїнського національного університету імені Володимира Даля. – 2008. – № 12(130), Ч. 2. – ISSN 1998-7927.

60. S. V. Pavlov, A. O. Rozhman, N. P. Babyuk, I. D. Ivasyuk. *Using of fuzzy expert method for diagnostic glaucoma*. Вимірювальна та обчислювальна техніка в технологічних процесах. – 2013. – № 2(43). ISSN 2219-9365.

61. S. V. Pavlov, O. D. Azarov, N.P. Babiuk. *Fuzzy expert optoelectronic system for the analysis of biomedical images (for example diagnosing glaucoma)*. Інформаційні технології та комп'ютерна інженерія. – 2013. – № 1(26). ISSN 1999-9941.

62. С. В. Павлов, О. Д. Азаров, Д. В. Вовкотруб, Н. П. Бабюк. *Застосування оптико-електронних технологій для оброблення біомедичних зображень шляхом формування інформаційних ознак*. Проблеми інформатизації та управління. – 2013. – № 1(41). ISSN 2073-4751.

63. С. В. Павлов, А. А. Поплавський, А. А. Поплавська, Н. П. Бабюк *Метод автоматичного визначення сегментаційного порогу підвищення якості прогнозування параметрів зображень*. Оптико-електронні інформаційно-енергетичні технології. – 2013. – № 2 (26). ISSN 1681-7893.

¹ Нікітченко Н.П. вважати Бабюк Н.П. у зв'язку із зміною прізвища.

64. В. П. Кожем'яко, С. В. Павлов, П. Ф. Колісник, Н.П. Бабюк. *Оцінювання динамічних змін конфігурації зображень мікросудин кон'юнктиви ока.* Оптико-електронні інформаційно-енергетичні технології. – 2014. – № 1(27). ISSN 1681-7893.

65. Л.І. Тимченко, М. С. Петровський, Н. І. Кокряцька, Н. П. Бабюк. *Метод класифікації зображень плям лазерних пучків із застосуванням паралельно-ієрархічної мережі із підвищеною точністю.* Оптико-електронні інформаційно-енергетичні технології. – 2014. – № 1(27). ISSN 1681-7893.

66. О.Н. Романюк, Н.П. Нікітченко, О.П. Гончарук. *Модифікований алгоритм Раперта для триангуляції поверхонь.* Наука и предпринимательство : Международная научно-техническая конференция : сборник трудов, 14-17 сентября 2005 г., г. Винница-Ялта – Винница-Ялта, 2005.

67. Н. П. Нікітченко, Т. П. Нікітченко, В. Ф. Варкетин *Аналіз методу тіньових карт та його модифікація.* Прогресивні інформаційні технології в науці та освіті : Міжвузівська науково-практична конференція : збірник наукових праць, 4-5 жовтня 2007 р., м. Вінниця. – Вінниця: Вінницький соціально-економічний інститут Університету «Україна», 2007.

68. В. А. Денисюк, Т. П. Нікітченко, Н. П. Нікітченко. *Основні етапи графічного конвеєру.* Сучасні тенденції розвитку інформаційних технологій в науці, освіті та економіці : матеріали II Всеукраїнська науково-практична конференція, 8-10квітня 2008 р., м. Луганськ. – Луганськ: Альма-матер, 2008.

69. Н. П. Нікітченко, О.Н. Романюк *Методи перспективно-коректного накладання текстур.* XXXVIII Науково-технічна конференція професорсько-викладацького складу, співробітників та студентів ВНТУ : тези доповідей. – Вінниця, 2009.

70. О.В. Романюк, Т.М. Павлик, Н.П. Бабюк, О.Н. Романюк. *Програмний модуль для порівняння зображень.* Сучасні інформаційні технології 2011 : матеріали першої міжнародної конференції студентів і молодих науковців, 12-13 травня 2011 р., м. Одеса. – Одеса: Издательство, 2011.

71. O. N. Romanyuk, S. V. Pavlov, N. P. Babyuk and others. *Microfacet distribution function for physically based bidirectional reflectance distribution functions.* Optical Fibers and Their Applications 2012. Lublin and Naleczow, Poland, Code 96466. – ISBN 978-081949485-6.

72. С. В. Павлов, Д. В. Вовкотруб, Н. П. Бабюк. *Розробка біомедичної системи при діагностиці прогресування ІМР*. Інформаційні технології та комп'ютерна інженерія : Четверта Міжнародна науково-практична конференція : тези доповідей, 28-30 травня 2014 р., м. Вінниця – Вінниця: ВНТУ, 2014. ISBN 978-966-641-465-9.

73. Патент на корисну модель 89910 Україна, МПК А61В 3/02. *Оптико-електронний пристрій для дослідження дна ока* / Павлов Сергій Володимирович, Вовкотруб Діна Вікторівна, Салдан Йосип Романович, Бабюк Наталя Петрівна; заявник та патентовласник Вінницький національний технічний університет. – № U 2013 06898; заявл. 01.06.2013; опубл. 12.05.2014, Бюл. № 9. – 4 с.

74. Патент на корисну модель 94490 Україна, МПК А61В 3/06. *Кореляційна система аналізу структурних змін мікросудин кон'юнктиви ока* / Павлов Сергій Володимирович, Тимченко Леонід Іванович, Марченко Людмила Володимирівна, Колісник Петро Федорович, Романюк Сергій Олександрович, Бабюк Наталя Петрівна ; заявник та патентовласник Вінницький національний технічний університет. – № U 2014 06807; заявл. 16.06.2014; опубл. 10.11.2014, Бюл. № 21. – 4 с.

75. Тимченко Л.І. *Багатоетапна паралельно-ієрархічна мережа як модель нейроподібної схеми обчислень*. Кібернетика і системний аналіз. – 2000. - №2. – С. 114-134.

76. V. P. Kozhemyako, Y. F. Kutaev, L. I. Timchenko, S.V. Chepornyuk, R.R. Hamdi, A.A. Gertsy, I.D. Ivasyuk, *The Q-transformation method applying to the facial images normalization*, in: Proc. International ICSC/IFAC Symposium NEURAL COMPUTATION–NC'98, Vienna, (1998).

77. Л.І.Тимченко, О.О. Поплавський, Н.І. Кокрецька. *Використання градієнтних масок для швидкого визначення центрів зображення плям лазерних пучків з підвищеною точністю*. Проблеми управління и информатики. - №4, 2011.

78. Філінюк М. А., Ле Туан Ту, Піддубний О. П. *Критеріальна оцінка ефективності узагальнених перетворювачів іммітансу* / // Вісник Вінницького політехнічного інституту. – 1999. – № 1.

79. William K. Pratt, *Introduction to Digital Image Processing*, CRC Press, 2013.

80. Shtuchkin A. Gurov I. *Structured light range sensing using color patterns and two stage dynamic programming*. In: Proc. OSAV'2004, Int. Topical Meeting on Optical Sensing and Artificial Vision – 2004.

81. Zhang Li, Curless B., Seitz S. *Rapid shape acquisition using color structured light and multipass dynamic programming*. Int. Symp. on 3D Data Processing, Visualization and Transmission. Padova, Italy. – 2002.
82. Richard Hartley and Andrew Zisserman "Multiple View Geometry in Computer Vision". Cambridge University Press; 2nd edition (April 19, 2004).
83. L. I. Timchenko, *A multistage parallel-hierarchic network as a model of a neurolike computation scheme*, Cybernetics and Systems Analysis, 36, No. 2, (2000).
84. *Параллельные методы и средства распознавания образов*. Том 2 / под ред. А. Н. Свенсона. – К.: Наук. думка, 1985.
85. N. Otsu, "A threshold selection method from gray-level histogram", IEEE Trans. Syst. Man Cybern, 9, (1979).
86. A. Canny, "Computational Approach to Edge Detection", IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 8(6), (1986).
87. Ta-Hsin Li, Gibson J.D. "Time correlation analysis of a class of nonstationary signals with an application to radar imaging." IEEE Intl. Conf. Acoust., Speech and Signal Proc. ICASSP97 Munich, Germany, vol. 5, 1997.
88. C. M. Bishop, "Pattern Recognition and Machine Learning", Springer (2006).
89. S. M. Smith and J. M. Brady, "SUSAN - a new approach to low level image processing", International Journal of Computer Vision, 23(1), pp. 45-78, (May 1997) doi:10.1023/A:10 07963 8247101.
90. L. Breiman, "Random Forests Machine Learning", v.45, №.1, pp. 5-32 (2001).
91. S.V. Hlushakou and A.L. Klevtsov, "Programming in Delphi 7.0", Folio, pp. 415 (2003).
92. John G. Proakis and Dimitris K. Manolakis. *Digital Signal Processing: Principles, Algorithms, and Applications*. Cambridge University Press; 2nd edition (April 19, 2004).
93. Микаэлян А. Л. *Оптические методы в информатике: запись, обработка и передача информации* / Микаэлян А. Л. – М.: Наука. Современные физические проблемы, 1990.
94. *Оптико-електронні технології аналізу біомедичних зображень*: /С.В. Павлов, В.П. Кожем'яко, І.І. Бурденюк, Рамі Ребхі Хамді. – Вінниця, ВНТУ, 2011.
95. Павлов С. В. *Исследование методов и разработка универсальных информационно-измерительных систем с оптическим*

преобразованием биомедицинской информации: дис. канд. техн. наук: 05.11.1/ Павлов Сергей Владимирович. – Вінниця, 1995.

96. В. М. Задачин, І. Г. Конюшенко. *Чисельні методи* : навчальний посібник. Х. : Вид. ХНЕУ ім. С. Кузнеця, 2014

97. *Аналіз сучасних методів візуалізації даних в неврології і нейрохірургії з точки зору їх діагностичної цінності* / [Злепко С. М., Белоусова О. В., Белзецький Р. С., Аль-Адемі Я. Т.] // Оптико-електронні інформаційно-енергетичні технології. – № 1. – 2010.

98. Бунин А.Я. *Микроциркуляция глаза* / А.Я. Бунин. Л. А. Каинельсон, А.А. Яковлев. - М.: Медицина,- 1984.

99. Alon Harris, Giovanna Guidoboni, Brent Siesky. *Ocular blood flow as a clinical observation: Value, limitations and data analysis*. University of Missouri, Columbia, MO, USA, 2020.

100. Павлов С. В. *Неінвазивні оптико-електронні прилади та системи діагностики мікроциркуляції периферійного кровообігу* : дис. д-ра техн. наук: 05.11.17 / Павлов Сергій Володимирович. – Вінниця, 2008. – 338 с.

101. Medina-Carnicer, R., Muñoz-Salinas, R., Yeguas-Bolivar, E., Diaz-Mas, L. *A novel method to look for the hysteresis thresholds for the Canny edgedetector*, Pattern Recognition, 44 (6), (2011).

102. Кожем'яко В.П. *Образний відео-комп'ютер око-процесорного типу* : монографія / В.П. Кожем'яко, Г.Л. Лисенко, А.А. Яровий, А.В. Кожем'яко. ВНТУ.– Вінниця : УНІВЕРСУМ-Вінниця, 2008.– 215 с. - ISBN 966-641-261-7.

103. Білинський Й. Й. *Детектор виділення контуру розфокусованих зображень* / Й.Й. Білинський, К.В. Огородник, І.В. Микулка // Наукові праці ВНТУ. – Вінниця.–2012. – №3.

104. Білинський Й. Й. *Пристрій розпізнавання зображень на основі шаблонів і класифікаторів* / Білинський Й. Й. Білинський В. Й. // Оптико-електронні інформаційно-енергетичні технології. – 2007. – №1 (13).

105. Білинський Й. Й. *Класифікація методів крайового детектування зображень* / Білинський Й. Й. // Вимірювальна та обчислювальна техніка в технологічних процесах. – 2007. – № 1.

106. Білинський Й. Й. *Субпіксельне вимірювання геометричних параметрів сегментних елементів зображення* / Білинський Й. Й. // Методи та прилади контролю якості. – 2007. – Вип. 19.

107. Свідоцтво на реєстрацію авторського права на твір № 23631 Україна. *Комп'ютерна програма «Локалізація краю об'єкта на*

зображенні» / Й. Й. Білинський, П. М. Ратушний. Дата реєстрації 1.02.08. – 4 с.

108. Кожем'яко В.П. *Вступ в алгоритмічну теорію ієрархії і паралелізму нейроподібних обчислювальних середовищ та її застосування до перетворення зображень. Основи теорії пірамідально сільового перетворення зображень* : посібник / В.П. Кожем'яко, Л.І. Тимченко, Ю.Ф. Кутаєв, І.Д. Івасюк. – К.: УМК ВО, 1994.

109. Yang L., Meer P., Foran D. *Unsupervised segmentation based on robust estimation and color active contour models* // IEEE Trans. on Information Technology in Biomedicine. – 2005. – V. 9.

110. Fernández-García, N.L., Carmona-Poyato, A., Medina-Carnicer, R., Madrid-Cuevas, F.J. *Automatic generation of consensus sground truth for the comparison of edge detection techniques*, Image and Vision Computing, 26 (4), pp. 496-511 (2008).

111. Vogel S., Schiele B. *Semantic Modeling of Natural Scenes for Content-Based Image Retrieval* // International Journal of Computer Vision. - 2007. - №2.

112. Avrunin O., Tymkovych M., Pavlov S., Timchik S., Kisała P., Orakbaev Ye. *Classification of CT-brain slices based on local histograms* // Proc. SPIE 9816, Optical Fibers and their Applications 2015, 98161j (December 18, 2015); doi:10.1117/12.2229040.

113. Roger D. Peng and Elizabeth Matsui "*The Art of Data Science*". Bookdown 2017-04-26.

114. Яровий А.А. *Паралельно-ієрархічні мережі як структурно-функціональний базис розробки оптико-електронної моделі для побудови образного комп'ютера* / дис... канд. техн. наук: 05.13.13 / А.А. Яровий; Вінниц. нац. техн. ун-т. — Вінниця, 2004.

115. William K. Pratt, *Introduction to Digital Image Processing*, CRC Press, 2013.

116. P.J. Brockwell and R.A. Davis, *Introduction to Time Series and Forecasting, second edition*, Springer-Verlag, New York., 2002.

117. Box George, Jenkins Gwilym, *Time series analysis: forecasting and control*, rev. 3 Prentice Hall PTR Upper Saddle River, NJ, USA , 1994.

118. Haykin S., *Neural Networks*, 2nd ed., New Jersey: Prentice Hall, 1999.

119. Dimitri P. Bertsekas, *Linear network optimization: algorithms and codes*, MIT Press, 1991.

120. Robert J. Howlett, L. C. Jain, *Radial basis function networks 2: new advances in design*, -Haidelberg; NewYork: Phisycs-Verl., 2001.
121. Корченко А., Терейковський І., Карпінський Н., Тинимбаєв С. *Нейромережні моделі, методи та засоби оцінки параметрів безпеки інтернет-орієнтованих інформаційних систем*: монографія. Київ: Наш Формат, 2016.
122. Sugimura H., Takashima K. “*On a fractal approach to actual plant images*”. Proc. of Int. Conf. Pattern Recognition and Image Processing’99. Minsk, Republic of Belarus, 1999.
123. Бронштейн И.Н., Семендяев К.А. *Справочник по математике*. М. «Наука», 1986.
124. Павлов С. В., Кожемяко В. П., Ганиш Н. В., Бурденюк І. І. *Оптико-електронні інформаційні технології контролю реологічних властивостей крові*. Інформаційні технології та комп’ютерна інженерія. – № 2 (9). – 2007.
125. Cho Y.H. “*An Efficient Compression of Image Data Using Neural Networks of Hybrid Learning Algorithm*”. Int. ICSC/IFAC Symposium on Neural Computation – NC’98, Vienna, Austria, 1998.
126. Rosenfeld A.A., Troy E.B. *Visual Texture Analysis.*/ In Proc. UMR-Mervin J. Kelly Communication Conf. - Missouri: University of Misscuri-Rolla, Oct. 1970, Section 10-1.
127. Харалик Р.М. *Статистический и структурный подходы к описанию функций*. /ТИИЭР. – 1979. – Т.67, №5.
128. Schirripa Spagnolo G., Guattari G., Sapia C., Ambrosini D. *Threedimensional optical profilometry for artwork inspection*. J. Opt. A: Pure Appl. Opt. – 2000. – V. 2.
129. Воробель Р. А. *Цифрова обробка зображень на основі теорії контрастності* : дис. д-ра техн. наук : 05.13.06 / НАН України. – Л., 1999.
130. Хемминг Р. В. *Цифровые фильтры* / Р. В Хемминг –М. : Недра, 1987.

ДОДАТКИ

Додаток А
Фрагмент лістингу програмного забезпечення для аналізу
біомедичних зображень мікроциркуляції судин очного дна та
кон'юнктиви ока

```
unit Unit1;
interface
uses
  Windows, Messages, SysUtils, Classes, Graphics, Controls, Forms,
Dialogs,
  ExtCtrls, StdCtrls, ComCtrls;

type
  TForm1 = class(TForm)
    Button1: TButton;
    OpenDialog1: TOpenDialog;
    Button2: TButton;
    Image1: TImage;
    ProgressBar1: TProgressBar;
    procedure Button1Click(Sender: TObject);
    procedure Button2Click(Sender: TObject);
  private
    { Private declarations }
  public
    { Public declarations }
  end;
var
  Form1: TForm1;
  HistA, Hist : Array[0..255] of Integer;
implementation
uses Unit2;

{$R *.DFM}
procedure TForm1.Button1Click(Sender: TObject);
begin
  If OpenDialog1.Execute Then
    Begin
      Image1.Picture.LoadFromFile(OpenDialog1.FileName);
      Image1.Picture.Bitmap.PixelFormat := pf24bit;
```

```

    End;
end;

procedure TForm1.Button2Click(Sender: TObject);
Type TCol = Record
    r,g,b,c : Byte;
End;

Var i,j,k,l,max : Integer;
    t,t1 : Extended;
    BackUpImage : TBitmap;
begin
    ProgressBar1.Max := Image1.Picture.Height;
    For i := 0 to 255 do HistA[i] := 0;

    max := 0;
    For i := 0 to Image1.Picture.Height-1 do
        Begin
            ProgressBar1.Position := i;
            For j := 0 to Image1.Picture.Width-1 do
                Begin
                    k := Image1.Picture.Bitmap.Canvas.Pixels[j,i];
                    TCol(k).b := Round(0.3*TCol(k).r +
                        0.59*TCol(k).g+0.11*TCol(k).b);
                    TCol(k).r := TCol(k).b;
                    TCol(k).g := TCol(k).b;

                    Inc(HistA[TCol(k).g]);

                    Image1.Picture.Bitmap.Canvas.Pixels[j,i] := k;
                End;
            End;
        End;
    For i := 0 to 255 do
        If HistA[i] > Max Then
            Begin
                Max := HistA[i];
                Form2.FirstX := Round(i*1.5);
                If Form2.FirstX > 255 Then Form2.FirstX := 255;
            End;
        End;
    End;
end;

```

```

        Form2.Shape1.Left := Form2.FirstX + 2;
    End;
    For i := 0 to 255 do HistA[i] := Round(HistA[i] / max*100);

Form2.Image1.Picture.Bitmap.Canvas.FloodFill(0,0,clWhite,fsSurface);
    For i := 0 to 255 do
        Begin
            Form2.Image1.Picture.Bitmap.Canvas.Pen.Color :=
i*256+i*65536+i;
            Form2.Image1.Picture.Bitmap.Canvas.MoveTo(i,105);
            Form2.Image1.Picture.Bitmap.Canvas.LineTo(i,115);
        End;
    Form2.Image1.Picture.Bitmap.Canvas.Pen.Color := 0;
    For i := 0 to 255 do
        Begin
            Form2.Image1.Picture.Bitmap.Canvas.MoveTo(i,100);
            Form2.Image1.Picture.Bitmap.Canvas.LineTo(i,100-HistA[i]);
        End;

    BackUpImage := TBitmap.Create;
    BackUpImage.Assign(Image1.Picture.Bitmap);
    Form2.ShowModal;
    Image1.Picture.Bitmap.Assign(BackUpImage);
    BackUpImage.Free;
end;
end.
unit Unit2;
interface
uses
    Windows, Messages, SysUtils, Classes, Graphics, Controls, Forms,
Dialogs,
    ExtCtrls, Menus, ComCtrls, StdCtrls, Spin;

type
    TForm2 = class(TForm)
        Panel1: TPanel;
        Image1: TImage;

```

```

    Shape1: TShape;
    Button1: TButton;
    SpinEdit1: TSpinEdit;
    Label1: TLabel;
    procedure FormCreate(Sender: TObject);
    procedure Image1MouseDown(Sender: TObject; Button:
TMouseButton;
        Shift: TShiftState; X, Y: Integer);
    procedure Go1Click(Sender: TObject);
    procedure Button1Click(Sender: TObject);
private
    { Private declarations }
public
    { Public declarations }
    FirstX, LastX : Integer;
    PArea : LongInt;
    Area : Real;
end;
var
    Form2: TForm2;
    Var dr : Boolean;

implementation
    Uses Unit1;
    {$R *.DFM}

    procedure TForm2.FormCreate(Sender: TObject);
    Var Rect : TRect;
begin
    Image1.Picture.Bitmap := GetFormImage;
    Image1.Picture.Bitmap.Monochrome := False;
    Image1.Picture.Bitmap.PixelFormat := pf24bit;
    iIMAGE1.Width := 255;
    Image1.Height := 120;
    Panell.Visible := True;
    Shape1.Visible := True;
end;

```

```

    procedure TForm2.Image1MouseDown(Sender: TObject; Button:
TMouseButton;
    Shift: TShiftState; X, Y: Integer);
begin
    Shape1.Left := x+2;
    FirstX := x;
end;

procedure TForm2.Go1Click(Sender: TObject);
Var i, j, k, l : Integer;
begin
    If FirstX > LastX Then
        Begin
            l := LastX;
            LastX := FirstX;
            FirstX := l;
        End;
end;
procedure TForm2.Button1Click(Sender: TObject);
Type TCol = Record r,g,b,c : Byte; End;

Var i,j,l : Integer;
begin
    pArea := 0;
    With Form1.Image1.Picture.Bitmap do
    For i := 0 to Form1.Image1.Picture.Bitmap.Height -1 do
        For j := 0 to Form1.Image1.Picture.Bitmap.Width -1 do
            Begin
                If TCol(Canvas.Pixels[j,i]).r >= FirstX then
                    Begin
                        inc(pArea);
                        Canvas.Pixels[j,i] := 65535;
                    End;
            End;
        End;
    Area := PArea;
    Area := Area/spinEdit1.Value/spinEdit1.Value*2.54*2.54*10*10;
    ShowMessage( 'Площа = '+FloatToStr(Area)+' cm^2');
    Form2.Close;

```


end;

end.

Додаток Б
Система визначення
структурних змін мікроциркуляції судин ока та очного дна



***Призначення, переваги,
основні
характеристики***

Діагностична система визначення структурних змін мікроциркуляції ока та очного дна забезпечує виконання таких функціональних задач: динамічне спостереження за станом мікроциркуляції в процесі діагностики і лікування патологічних змін, аналіз структурно-функціональних особливостей мікрогемодинаміки, визначення ступеню насичення крові киснем.

Для оцінювання кон'юнктивального індексу вибираються такі показники: співвідношення діаметрів артеріол і відповідних венул; нерівномірність калібру; меандрична звивистість; мікроаневризми; клубочки; сітководна структура судин; зміна кількості функціонуючих капілярів; артеріоло-венулярні анастомози; крововиливи; периваскулярні набряки; сладж-феномен; мікротромби, які характеризуються такі порушення як: зміни судин; позасудинні зміни; внутрішньо-судинні зміни.

Області використання

Використання результатів роботи планується перш за все, при розробці сучасних систем діагностування захворювань судин ока при запальних процесах, деструктивних змінах судин сітківки, тощо.

Впровадження

Результати роботи планується у медичних закладах України Міністерства охорони здоров'я України для кафедр очних хвороб для оперативної діагностування патологій зору і створенням бази даних на кожного пацієнта, для кабінетів фізіотерапевтичних процедур для оперативного контролю та подальшим терапевтичним впливом з видачею висновків про ефективність лікування, а також для раннього діагностування в профілактичній медицині та контролю персоналу.

Додаток В

Методика визначення автокореляційної функції для оцінювання динамічних змін біомедичних зображень мікроциркуляції судин очного дна та кон'юнктиви ока

Біомедичні зображення (БЗ) мають різного роду спотворення, які пов'язані із різноманітними факторами [132], які виникають внаслідок впливу фізичних властивостей біологічного об'єкту, технічних особливостей оптико-електронної системи. Тому деформації, що виникають необхідно якимось чином враховувати у моделі оброблення. Нижче пропонується один із варіантів вирішення даної проблеми.

Методику можна узагальнити таким чином. Нехай $Y(t)$ – вихідний вектор сигналу БЗ, і $Y(t)=X(g(t))$ – аналізований викривлений вектор сигналу БЗ. Щоб виконати аналіз, за допомогою якого можливо відновити вектор $Y(t)$ потрібно геометрично охарактеризувати сигнал. Ключова ідея полягає в тому, що: для незміщеного викривленого вектора знаходяться оптимальні нелінійні ваги усіх компонент; для зміщеного викривленого вектора знаходиться його додаткове зміщення з допомогою взаємозв'язку коефіцієнтів апроксимації; видалення помилок, що виникають внаслідок впливу факторів дискретизації і статистичних параметрів. Показується, що існує ряд відповідностей між функцією викривлення $g(t)$ і факторами апроксимації, а також розкидом геометричних характеристик сигналу, що обмежений різноманітними порогоми.

Під час оцінювання параметрів точки прив'язки (x, y) (далі – точки прив'язки) розуміються координати енергетичного центра БЗ $X(g(t))$, що формуються лише із не викривленого сигналу $X(t)$ і які повинні бути інваріантні до викривлення $g(t)$. Координати (x,y) енергетичного центру двохвимірною сигналу БЗ із питомою нелінійною щільністю $w(f(x,y))$, що відповідає даному значенню $f(x,y)$ (далі щільністю $w(f(x,y))$), виражаються в такому вигляді:

$$x = \frac{1}{M} \sum_{x=0}^{N-1} \sum_{y=0}^{N-1} w(f \cdot (x, y)) \cdot x, \quad y = \frac{1}{M} \sum_{x=0}^{N-1} \sum_{y=0}^{N-1} w(f \cdot (x, y)) \cdot y,$$

$$M = \sum_{x=0}^{N-1} \sum_{y=0}^{N-1} w(f \cdot (x, y)).$$

Для попереднього опису методу, припустимо, що для розглянутої вибірки зображень, координати центрів тяжкості фігур одиничної щільності, що утворені крайовими лініями яскравості (далі окремі центри), суттєво не змінюються. У цьому випадку, щоб знайти точку прив'язки,

знаходимо оптимальну щільність $w(f(x,y))$, для визначення якої використовуються наступні вирази:

$$\sum_{i=0}^{n-1} w_i \sum x^{(i)} = x_e, \quad \sum_{i=0}^{n-1} w_i \sum y^{(i)} = y_e \quad (B.1)$$

де w_i – шукані щільності, що відповідають заданій яскравості (w_i – для параметрів x , w'_i – для параметрів y), $x^{(i)}$ $y^{(i)}$ – значення x , y , що відповідають i -му зображенню, x_e , y_e – еталонні параметри.

Вираз (2.17) інакше можна виразити таким чином:

$$\sum_{i=0}^{n-1} w_i x_i = x_e, \quad \sum_{i=0}^{n-1} w'_i y_i = y_e,$$

де x_i , y_i — координати окремих центрів для ділянок, обмежених крайовими лініями яскравості, що відповідають індексу i . За еталонні параметри x_e і y_e прийняті усереднені значення окремих центрів такого зображення, що мають найменший розкид значень.

Виключивши припущення про те, що в поточній вибірці зображень окремі центри близькі, координати точки прив'язки виразяться у наступному вигляді:

$$x = \frac{1}{M} \sum_{x=0}^{N-1} \sum_{y=0}^{N-1} w(f(x,y)) \cdot (x + \delta_x), \quad y = \frac{1}{M} \sum_{x=0}^{N-1} \sum_{y=0}^{N-1} w(f(x,y)) \cdot (y + \delta_y),$$

де δ_x і δ_y – зміщення, що відповідають даному зображенню по відношенню до еталонного зображення або зображення норми.

Таким чином, щільності можна визначити із таких виразів:

$$\sum_{i=0}^{n-1} w_i \sum (x^{(i)} + \Delta x) = x_e, \quad \sum_{i=0}^{n-1} w'_i \sum (y^{(i)} + \Delta y) = y_e. \quad (B.2)$$

Вирази (B.2) є справедливими для групи зображень із близькими зміщеннями окремих центрів (Δx , Δy) між дійсним і викривленим сигналом. У роботі [132] показано, що для деяких видів природних зображень при апроксимації крайових ліній можна використовувати відношення квадратного и кубічного коефіцієнтів апроксимації. При цьому зазначено, що одноманітні компоненти зображення мають найбільшу кореляцію відносно інших відношень коефіцієнтів. Для формування цієї залежності для вибору груп зображень із близько зміщеними сигналами в роботі використовувалась іще одна операція – апроксимація крайових ліній зображення із застосуванням метода найменших квадратів. При виконанні останньої операції помічено, що близькозміщені зображення можуть мати близьке відношення квадратного і кубічного коефіцієнтів апроксимації c_2/c_3 для ряду крайових ліній.

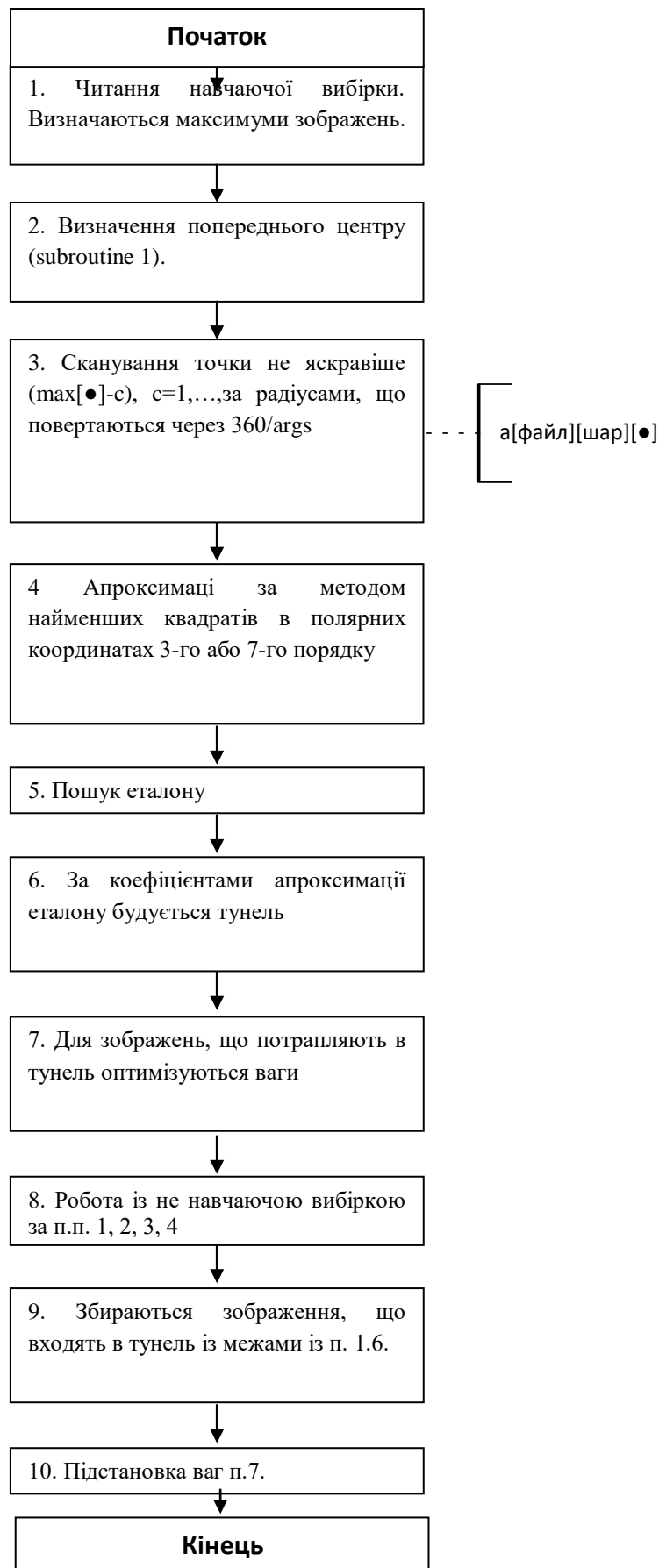


Рисунок В.1. Алгоритм опрацювання біомедичних зображень

При цьому для визначення малих зміщень і для оцінювання точності порівняння даних коефіцієнтів додатково можна використовувати коефіцієнт апроксимації c_7 . Узагальнюючи вищесказане, основний метод навчання для оцінювання координат точки прив'язки можна представити, так як це показано на рис. В.1 і рис.В.2 [132].

Після закінчення процесу навчання, ненавчаюча вибірка зображень класифікується за значенням відношення c_2/c_3 , а також із врахуванням вирахованих щільностей і знайдених зміщень точок прив'язки.

Тут діапазон значень коефіцієнтів $v^* = c_2^2 / c_3^3$, лежить в тунелі навкруги значення еталону або норми e , границі якого вибираються так,

щоб виконувались умови: $x_e - x^* \in \bigcup_{i=0}^k \varepsilon_i^{(x)}$, $y_e - y^* \in \bigcup_{i=0}^k \varepsilon_i^{(y)}$; $w_e - w^* < E_{max}$,

де E_{max} – максимальна помилка координати, $\varepsilon_i^{(x,y)}$ - сукупність тунельних інтервалів.

Для досягнення більшої достовірності в роботі використовувалась операція тунелювання коефіцієнтів апроксимації, як показано на алгоритму (рис. В.1).

Після закінчення навчання ненавчаюча вибірка зображень класифікується не лише за значеннями відношень коефіцієнтів c_2/c_3 , але також із врахуванням розрахованих щільностей або знайдених зміщень точок прив'язки.

Слід відзначити, що при розрахунку точки прив'язки крайові лінії зображення можуть проходити оброблення, використовуючи при цьому банк фільтрів для усунення помилки дискретизації і ефектів, що відбуваються шляхом виявлення особливих статистичних параметрів [133].

Тестування використаної моделі виконується шляхом аналізу наборів даних – на основі розрахунку параметрів навчаючої вибірки БЗ. Покажемо, що еталони x_e і y_e можуть бути визначені як зображення із малим розкидом їх окремих центрів. Результати експериментів показують, що ці зображення мають близькі коефіцієнти апроксимації c_2 , c_3 . Очевидно, що у випадку значних викривлень з'являється нерівномірний розподіл енергії, що призводить у результаті до зміщення координат локальних центрів.

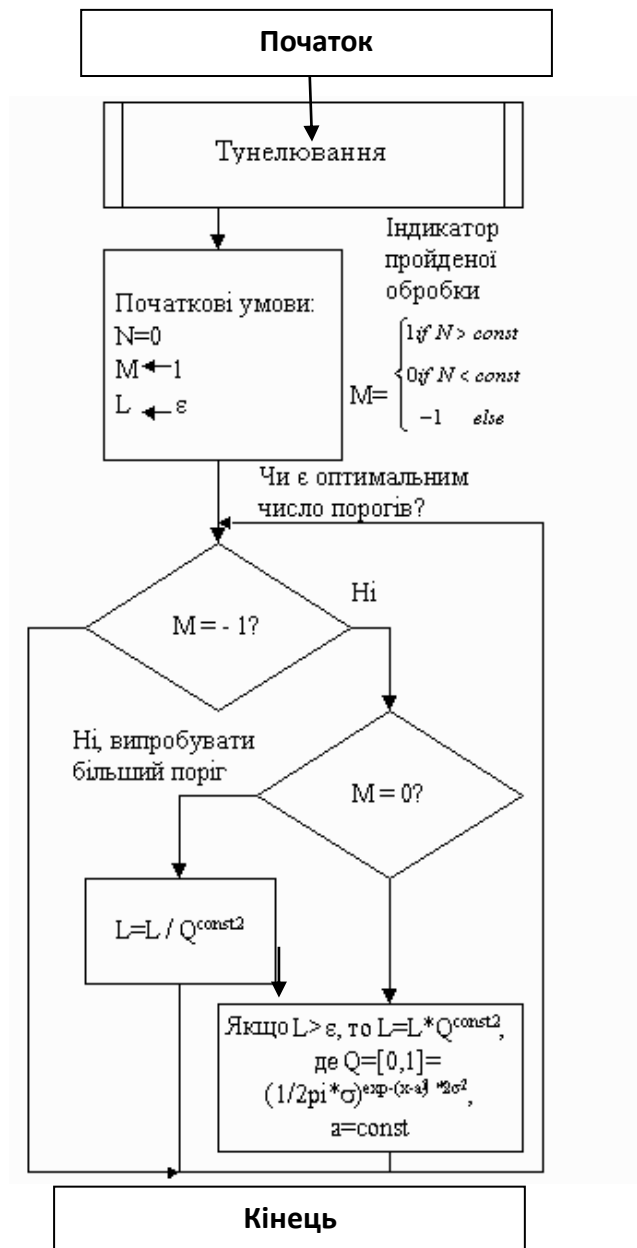


Рисунок В.2. Алгоритм тунелювання для оцінювання координат коефіцієнтів точки прив'язки апроксимації

У результаті запропонованого навчання, похибка визначення точки прив'язки не перевищує 1,6 пікселя. Погрішність складається із неточності прийнятого поняття еталону або норми, неточності апроксимації координатної прив'язки при навчанні, не абсолютної кореляції квадратного і кубічного коефіцієнтів апроксимації крайових ліній, через дискретизацію зображення і вплив статистичних параметрів. На рис. В.3 показано крайові лінії використаного еталонного зображення.

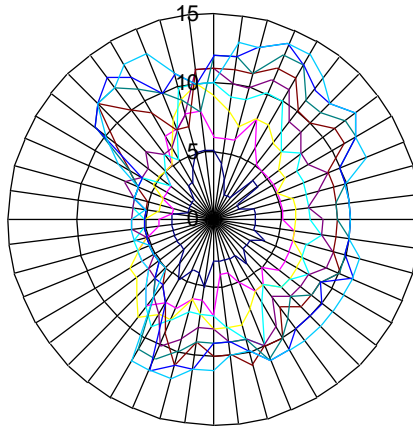


Рисунок В.3. Крайові лінії еталонного зображення

У роботі [132] запропоновано алгоритм для визначення координат точки прив'язки для визначення уточненого енергетичного центра БЗ. Складність запропонованих функцій дозволяє робити оброблення в реальному масштабі часу із порівняно простим апаратним забезпеченням. Результати емуляції дають максимальну помилку визначення точки прив'язки $1,6 \div 1,7$ пікселя, котра при таких же умовах приблизно в 1,5 рази менша, ніж при використанні традиційних методів апроксимації [134].

У роботі пропонується використовувати вдосконалений метод розрахунку текстурної ознаки біомедичних об'єктів, що засновано на ідеї Розенфельда та Троя [109]. Як текстурна ознака приймаємо кількість перепадів яскравості в околі точки. Очевидним недоліком методу [135] є використання неавтоматизованої процедури визначення перепадів, за допомогою якої створюється контурний препарат $E(j, k)$, такий, що $E(j, k) = 1$ для виявленої точки перепаду і $E(j, k) = 0$ в протилежному випадку. При цьому поріг вручну встановлюється нижче, ніж у випадку виділення граничних точок ділянок постійної яскравості. Іншим недоліком є формування є лише дворівневого контурного препарату $E(j, k)$, внаслідок чого виключається можливість виконання операції оконтурювання зображення. Текстурна ознака формується у вигляді (В.5) і розраховується у вікні розміром $(2W+1) \times (2W+1)$ для кожної розглянутої точки зображення.

$$T(j, k) = \left[\frac{1}{(2W+1)^2} \right] \sum_{m=j-W}^{j+W} \sum_{n=k-W}^{k+W} E(m, n),$$

З метою виключення вищезазначених недоліків застосуємо метод узагальненого контурного препарування, в основу якого положено знакову операцію К-порівняння, котра більш адекватно, ніж традиційні знакові

операції описує операцію порогового попереднього оброблення зображення [136].

Сутність операції К-порівняння ($\stackrel{K}{\equiv}$) значень двох відліків полягає в пороговому обробленні їх різниці відносно локально-різницевого порога (ЛРП) $q_{lg}^{(\vec{r})}$ ранга r еталонного зображення g із наступним маскуванню відліку рангової маски

$$\begin{aligned}
 w_g^{(\vec{r})}(i', j') &= \left\{ w_{g_{i',j'}}^{(\vec{r})} \right\} \\
 \Delta g_{i',j'}^{(\vec{r})} &= g_{i',j'} - g_{i'+r_x, j'+r_y}, \quad \vec{r} = (r_x, r_y) \\
 \left[\Delta g_{i',j'}^{(\vec{r})} \stackrel{K}{=} q_{lg}^{(\vec{r})} \right] &= a_{g_{i',j'}}^{\varepsilon(\vec{r})}, \quad \varepsilon \in \{+, 0, -\} \\
 \left\{ \begin{aligned}
 a_{g_{i',j'}}^{+(\vec{r})} &= \begin{cases} 1 & \text{при } \Delta g_{i',j'}^{(\vec{r})} \geq q_{lg}^{(\vec{r})} \geq 0 \\ 0 & \text{інакше,} \end{cases} \\
 a_{g_{i',j'}}^{0(\vec{r})} &= \begin{cases} 1 & \text{при } |\Delta g_{i',j'}^{(\vec{r})}| < q_{lg}^{(\vec{r})} \\ 0 & \text{інакше,} \end{cases} \\
 a_{g_{i',j'}}^{-}(\vec{r}) &= \begin{cases} 1 & \text{при } \Delta g_{i',j'}^{(\vec{r})} \leq -q_{lg}^{(\vec{r})} \leq 0 \\ 0 & \text{інакше} \end{cases}
 \end{aligned} \right. \quad (B.3) \\
 a_{gw_{i',j'}}^{\varepsilon(\vec{r})} &= a_{g_{i',j'}}^{\varepsilon(\vec{r})} \& w_{g_{i',j'}}^{(\vec{r})} \\
 w_{g_{i',j'}}^{(\vec{r})} &= w_{g_{i',j'}} \& w_{g_{i'-r_x, j'-r_y}}
 \end{aligned}$$

У результаті узагальненого контурного препарування [137] відлік рангової різниці $\Delta g_{i',j'}^{(\vec{r})}$ задається трьома відліками $\left\{ a_{gw_{i',j'}}^{+(\vec{r})}, a_{gw_{i',j'}}^{0(\vec{r})}, a_{gw_{i',j'}}^{-}(\vec{r}) \right\}$ маскованого додатного, нульового і від'ємного узагальнених контурних препаратів відповідно.

Маскування рангової маски дозволяє порівнювати відліки, що належать лише зображенню еталона, при цьому виключається порівняння відліків цього зображення із відліками фону, а також порівняння відліків фону між собою.

Якщо, не проводячи операцію порогового оброблення рангових різниць $\Delta g_{i',j'}^{(\vec{r})}$, скласти ці різниці вздовж напрямку, що визначається ранговим вектором, то отримаємо суму різниць відліків зображення еталону, що примикають до його контуру.

Крім того, якщо об'єднати додатній і від'ємний узагальнені контурні препарати, тобто $a_{gwi,j}^{n(\bar{r})} = a_{gwi,j}^{+(\bar{r})} \vee a_{gwi,j}^{-(\bar{r})}$, то об'єднаний препарат можна розглядати як результат своєрідної операції оконтурювання зображення, котру доречно використовувати у визначенні текстурної ознаки при оконтурюванні біомедичного зображення згідно виразу (В.3).

У цьому випадку, удосконалений метод визначеного текстурної ознаки буде характеризуватися таким виразом:

$$T(j, k) = \left[\frac{1}{(2W+1)^2} \right] \sum_{m=j-W}^{j+W} \sum_{n=k-W}^{k+W} (a_{gm}^{+(\bar{r})} \vee a_{gn}^{-(\bar{r})}),$$

Для більш детального дослідження властивостей біомедичного зображення можна при визначенні текстурної ознаки використовувати окремо додатні, від'ємні і нульові перепади яскравості [138÷140].

У цьому випадку формуються текстурні ознаки, що розраховуються у вікні розміром $(2W+1) \times (2W+1)$ для кожної точки зображення, що розглядається:

$$T^+(j, k) = \left[\frac{1}{(2W+1)^2} \right] \sum_{m=j-W}^{j+W} \sum_{n=k-W}^{k+W} (a_{gm}^{+(\bar{r})}),$$

(В.4)

$$T^-(j, k) = \left[\frac{1}{(2W+1)^2} \right] \sum_{m=j-W}^{j+W} \sum_{n=k-W}^{k+W} (a_{gn}^{-(\bar{r})}),$$

(В.5)

$$T^0(j, k) = \left[\frac{1}{(2W+1)^2} \right] \sum_{m=j-W}^{j+W} \sum_{n=k-W}^{k+W} (a_{gm}^{0(\bar{r})})$$

(В.6)

Приклад формування вихідних числових матриць для ПІ нейромережі наведений на рис. В.4.

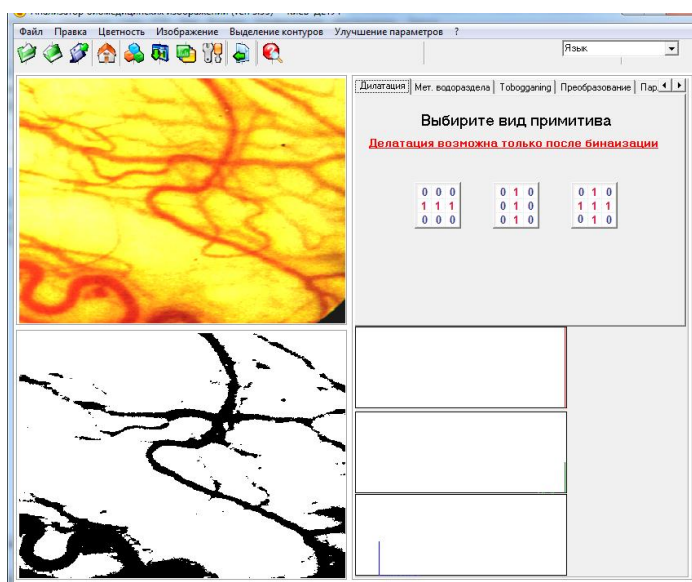


Рисунок В.4. – Приклад формування вихідних числових матриць для III нейромережі

Таким чином, доцільно використовувати замість додатних, від’ємних і нульових узагальнених просторово-пов’язаних препаратів три текстурних ознаки для кожної точки зображення: кількість додатних препаратів виду (1.4), кількість від’ємних препаратів виду (В.5) і кількість нульових препаратів вигляду (ВІ.6). Дані три поля текстурних ознак формують вихідні числові матриці для III нейромережі, що використовує для навчання ідею популяційного кодування.

Електронне наукове видання

**Наталя Петрівна Бабюк
Сергій Володимирович Павлов
Петро Федорович Колісник
Оркен Жумажанович Мамирбаєв
Жанар Жубандиківна Ажибекова**

**ІНТЕЛЕКТУАЛІЗОВАНА СИСТЕМА ОЦІНЮВАННЯ
ДИНАМІЧНИХ ЗМІН БІОМЕДИЧНИХ ЗОБРАЖЕНЬ**

Монографія

Видається в авторській редакції

Рукопис оформила Н.Бабюк
Оригінал-макет виготовив Павлов С.В.

Підписано до видання 18.07.2024 р.
Гарнітура Times New Roman.
Зам. № P2024-132.

Вінницький національний технічний університет,
Редакційно-видавничий відділ.
ВНТУ, ГНК, к. 114.
Хмельницьке шосе, 95, м. Вінниця, 21021.
press.vntu.edu.ua;
Email: irvc.vntu@gmail.com
Свідоцтво суб'єкта видавничої справи
серія ДК № 3516 від 01.07.2023 р.