

Вінницький національний технічний університет

Факультет інформаційних електронних систем

Кафедра біомедичної інженерії та оптико-електронних систем

Бакалаврська кваліфікаційна робота на тему:

«Комп'ютерна система обробки біомедичних зображень»

Виконав: студент 4 курсу, групи КОІС-216
спеціальності 152 – Метрологія та
інформаційно-вимірювальна техніка, ОП
«Комп'ютеризовані оптико-інформаційні
системи»

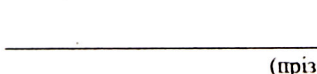
 Харчук В.С.

Керівник: к.т.н., доц., доцент кафедри
БМІОЕС

 Тужанський С.Є.

«10» червня 2025 р.

Рецензент: к.т.н., ст.викл. каф. ІРТС

 Притула М.О.
(прізвище та ініціали)

«16» червня 2025 р.

Допущено до захисту

Зав. кафедри БМІОЕС  Л.Г. Коваль

«17» червня 2025 р.

Вінниця ВНТУ - 2025 рік

Вінницький національний технічний університет

Факультет інформаційних електронних систем

Кафедра біомедичної інженерії та оптико-електронних систем

Рівень вищої освіти перший (бакалаврський)

Галузь знань 15 - автоматизація та приладобудування

Спеціальність 152 - метрологія та інформаційно-вимірювальна техніка

Освітньо-професійна програма – комп'ютеризовані оптико-інформаційні системи

ЗАТВЕРДЖУЮ

Завідувач кафедри БМІОЕС

 Л.Г. Коваль

«21» березня 2025 року

З А В Д А Н Н Я

НА БАКАЛАВРСЬКУ КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ СТУДЕНТУ

Харчук Василь Сергійович

(прізвище, ім'я, по батькові)

1. Тема роботи Комп'ютерна система обробки біомедичних зображень

Керівник роботи Тужанський Станіслав Євгенович, к.т.н., доцент

(прізвище, ім'я, по батькові, науковий ступінь, вчене звання)

затверджені наказом ВНТУ від “20” березня 2025 року № 97

2. Термін подання студентом роботи 30 травня 2025 р.

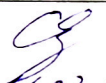
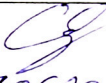
3. Технічні вимоги до системи – склад системи – блок формування цифрових зображень, блок розпізнавання, персональний комп'ютер (або мікрокомп'ютерна система), монітор; тип зображення – кольорове; формат зображення – BMP; розмірність матриці – 1280x1024; глибина кольору – 24 біти; швидкодія – не нижче 1 кадр/сек; досто-вірність розпізнавання – $\geq 5\%$.

4. Зміст розрахунково-пояснювальної записки (перелік питань, які потрібно розробити): Вступ; аналіз технологій формування, аналізу та розпізнавання зображень, алгоритмів попередньої обробки медичних зображень, розробка апаратно-програмної системи розпізнавання зображень, структурної схеми, електричних схем апаратної складової, розробка комп'ютерної програми для розпізнавання медичних зображень, опис і аналіз її роботи, висновки; список використаних джерел; додатки.

5. Перелік ілюстративного матеріалу (з точним зазначенням обов'язкових креслень)

- 5.1 Схема структурна комп’ютерної системи обробки медичних зображень
- 5.2 Схема структурна блоку формування зображення
- 5.3 Блок-схема алгоритму комп’ютерної програми

6. Консультанти розділів роботи

Розділ	Прізвище, ініціали та посада консультанта	Підпис, дата	
		Завдання видав	Завдання прийняв
Спеціальна частина	Тужанський С.Є. к.т.н., доцент кафедри БМІОЕС	 11.03.2025	 07.06.2025

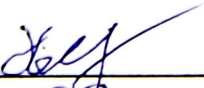
7. Дата видачі завдання «11» березня 2025 р

КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

Назва та зміст етапу	Термін виконання		Примітка
	початок	закінчення	
Вибір, узгодження та затвердження теми БКР	11.03.2025	19.03.2025	Викон.
Аналіз літературних джерел. Попередня розробка основних розділів	20.03.2025	09.04.2025	Викон.
Пошук методів і засобів вирішення поставленої задачі	10.04.2025	01.05.2025	Викон.
Розробка методу і структури системи	02.05.2025	17.05.2025	Викон.
Розробка схем і програмних модулів керування	18.05.2025	24.05.2025	Викон.
Експериментальні або модельні дослідження системи	24.05.2025	31.05.2025	Викон.
Оформлення пояснювальної записки та графічної частини	01.06.2025	07.06.2025	Викон.
Нормоконтроль	05.06.2025	09.06.2025	Викон.
Попередній захист БКР, доопрацювання, рецензування БКР	11.06.2025	16.06.2025	Викон.
Захист БКР ЕК	19.06.2025	20.06.2025	

Студент

Керівник роботи




В.С. Харчук

С.Є. Тужанський

АНОТАЦІЯ

Бакалаврська кваліфікаційна робота складається з 61 сторінок формату А4, на яких є 6 таблиць, список використаних джерел містить 25 найменувань.

Бакалаврська кваліфікаційна робота присвячена дослідженню методів і алгоритмів попередньої обробки зображень. Проведено аналітичний огляд і класифікацію технологій попередньої обробки та розпізнавання на прикладі різних біомедичних зображень.

На основі аналізу методів і алгоритмів обробки обґрунтовано вибір методу та запропоновано універсальну структуру комп'ютерної системи розпізнавання медичних зображень на основі виділення контурів із розширеними функціональними можливостями. Здійснено розробку алгоритму та комп'ютерної програми для розпізнавання медичних зображень із високою достовірністю розпізнавання, проведено опис, протестовано і підсумовано результати її роботи.

Ключові слова: обробка медичних зображень, комп'ютерна система, розпізнавання зображень, метод виділення контурів

ABSTRACT

The bachelor's qualification work consists of 61 pages of A4 format, on which there are 6 tables, the list of used sources contains 25 names.

The bachelor's qualification work is devoted to the study of methods and algorithms for pre-processing images. An analytical review and classification of pre-processing and recognition technologies using the example of various biomedical images have been conducted.

Based on the analysis of processing methods and algorithms, the choice of the method has been justified and a universal structure of a computer system for recognizing medical images based on contour selection with extended functionality has been proposed. An algorithm and a computer program for recognizing medical images with high recognition accuracy have been developed, described, tested and the results of its work have been summarized.

Keywords: medical image processing, computer system, image recognition, contour selection method

ЗМІСТ

ВСТУП	8
1 ТЕХНІКО-ЕКОНОМІЧНЕ ОБГРУНТУВАННЯ АВТОМАТИЗОВАНОЇ СИСТЕМИ РОЗПІЗНАВАННЯ БІОМЕДИЧНИХ ЗОБРАЖЕНЬ.....	11
1.1 Суть технічної проблеми, що виникла на сучасному етапі розвитку науки, техніки і технології.....	11
1.2 Способи вирішення технічної проблеми, їх аналіз, порівняння, недоліки та переваги	12
1.3 Обґрунтування та вибір аналога	14
1.4 Висновок про необхідність розробки нового технічного рішення	15
1.5 Представлення у вигляді таблиці технічних показників аналога та нового технічного рішення, що пропонується.....	15
1.6 Розробка технічних вимог до об'єкта проектування	16
1.7 Основна задача, що вирішується в магістерській дипломній роботі.....	16
1.8 Прогнозування величини попиту витрат для проведення техніко – економічного обґрунтування	17
1.9 Визначення економічної доцільності нової технічної розробки	17
1.9.1 Прогнозування собівартості варіантів	17
1.9.2 Прогнозування величини капітальних вкладень	18
1.9.3 Прогнозування величини експлуатаційних витрат.....	19
1.9.4 Механізм співставлень капітальних вкладень та експлуатаційних витрат для проведення техніко – економічного обґрунтування	20
1.10 Загальний висновок про актуальність, необхідність і доцільність розробки	20
2 КОНСТРУКТОРСЬКИЙ РОЗДІЛ	22
2.1 Аналітичний огляд технологій формування та розпізнавання біомедичних зображень	22
2.2 Алгоритми розпізнавання біомедичних зображень.....	28

2.2.1 Алгоритм розпізнавання біомедичних зображень з використанням методів контурного аналізу	30
2.2.2 Алгоритм розпізнавання біомедичних зображень з використанням спектрального аналізу	38
2.3 Алгоритми попередньої обробки зображень.....	42
2.3.1 Моделі неперервних зображень.....	42
2.3.2 Просторові спектри зображень	43
2.3.3 Спектральні інтенсивності зображень	43
2.3.4 Імовірнісні моделі зображень та функції автокореляції	44
2.4 Представлення зображень у цифровій формі	45
2.4.1 Дискретизація зображень	46
2.4.2 Квантування зображень	47
2.4.3 Методи інтерполяції зображень	48
2.5 Оптимізація зображень.....	49
2.6 Розпізнавання зображень у око-процесорних системах.....	50
2.7 Око-процесор як базовий блок при розпізнаванні образів	51
2.8 Розробка автоматизованої системи обробки біомедичних зображень.....	52
2.9 Розробка програмного забезпечення	53
2.10 Висновок до розділу	54
ВИСНОВКИ.....	55
СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ	56
ДОДАТКИ	
Додаток А (обов'язковий) Технічне завдання	57
Додаток Б (обов'язковий) Схема алгоритму автоматизованої системи розпізнавання біомедичних зображень	58
Додаток В (обов'язковий) Узагальнена структурна схема автоматизованої системи розпізнавання біомедичних зображень	59
Додаток Г (обов'язковий) Схема електрична принципова «зорового» сенсора.....	60
Додаток Д (обов'язковий) Спрощена блок-схема алгоритму	

розпізнавання біомедичних зображень	61
Додаток Е (обов'язковий) Лістинг програми	62

Актуальність дослідження: У сучасних умовах розвитку медицини та біоінженерії все більшого значення набувають технології комп'ютерної візуалізації. Медичні зображення — це не лише джерело візуального аналізу для лікаря, а й важливий об'єкт обробки, архівації, передачі та автоматизованого аналізу. У контексті швидкої діджиталізації медичних послуг, зростання обсягів даних та потреби в ефективних засобах обробки зображень постає завдання створення доступних, надійних і простих у використанні програмних систем, які дозволяють медичним працівникам взаємодіяти з медичними візуальними даними без зайвих технічних складнощів.

Проблема посилюється тим, що більшість існуючих рішень потребують глибоких знань або прив'язки до складних платформ. Значна частина медичних установ, особливо в регіонах, не мають змоги використовувати громіздкі серверні системи або дорогі програмні продукти. У цьому контексті зростає попит на комп'ютеризовані системи локальної візуалізації, які легко встановлюються, не потребують додаткових ліцензій і дозволяють проводити аналіз знімків із базовою інтерактивністю [1], [2].

Разом з тим більшість комп'ютерних систем аналізу та розпізнавання медичних зображень є вузькоспеціалізованими, що накладає обмеження для їх широкого застосування [3].

Таким чином, розробка універсальних платформ для комп'ютерної обробки та розпізнавання медичних зображень різних типів із високою достовірністю розпізнавання є актуальним та перспективним напрямком досліджень, який має важливе значення для подальшого розвитку оптичних та біомедичних інформаційних технологій.

Мета дослідження: Метою роботи є підвищення швидкодії, розширення функціональних можливостей та області застосування комп'ютерних систем обробки та розпізнавання біомедичних зображень за рахунок використання паралельних обчислювальних систем.

Для досягнення поставленої мети необхідно вирішити наступні **завдання:**

1. Проаналізувати та систематизувати існуючі технології формування та розпізнавання біомедичних зображень.
2. Удосконалити алгоритм розпізнавання біомедичних зображень, що базується на методах контурного аналізу, використавши засоби оптимізації зображення та алгоритму спектрального аналізу.
3. Розробити структурну організацію око-процесорної системи розпізнавання біомедичних зображень для реалізації запропонованого паралельного алгоритму обробки.

Розробити блок-схему та комп'ютерну програму для роботи інформаційної системи обробки та розпізнавання біомедичних зображень.

Об'єктом дослідження є процеси розпізнавання зображень на основі методів спектрального та контурного аналізів.

Предметом дослідження є інформаційна система обробки та розпізнавання біомедичних зображень, її функціональні можливості та алгоритми роботи.

1. АНАЛІЗ МЕТОДІВ І АЛГОРИТМІВ ОБРОБКИ ЗОБРАЖЕНЬ

1.1. Біомедичні зображення як об'єкти комп'ютерної обробки

У медичній практиці візуальна інформація є не просто допоміжним елементом — вона виступає основою для обґрунтованої діагностики, вибору тактики лікування та оцінки ефективності втручань. Біомедичні зображення, отримані в результаті використання методів візуалізації, стають важливим об'єктом не тільки клінічного аналізу, а й цифрової обробки. У сучасних умовах значення комп'ютерної інтерпретації таких зображень стрімко зростає, оскільки саме завдяки цифровим технологіям медична інформація отримує нову якість — її можна покращити, підсилити, структурувати, інтерпретувати автоматично [1], [2].

Поняття «біомедичне зображення» охоплює широкий спектр візуальних форматів: від класичних рентгенограм і УЗ-сканів до результатів магнітно-резонансної томографії (МРТ), комп'ютерної томографії (КТ), позитронно-емісійної томографії (ПЕТ), флуоресцентної мікроскопії, термографії та оптичної когерентної томографії (ОКТ). Усі ці зображення мають як структурну, так і функціональну складову. Вони можуть фіксувати анатомію (наприклад, форму й розміри органів), фізіологічні процеси (рух крові, динаміку тканин), а також патологічні відхилення — утворення, розриви, ущільнення, набряки тощо [3], [4].

Особливістю таких зображень є складність їх ручної інтерпретації. У багатьох випадках візуальні ознаки хвороб можуть бути нечіткими, розмитими, злитими з навколишніми структурами. Наприклад, дифузні зміни тканин або ранні стадії новоутворень практично неможливо визначити без обробки. Саме тому комп'ютерна обробка стає не просто допомогою, а необхідною умовою точного аналізу. Застосовуючи методи фільтрації, сегментації, перетворення, підсилення контрасту або кольору, лікар отримує якісно нову візуальну інформацію, яка може бути критично важливою для діагностики [5].

Серед основних задач обробки біомедичних зображень можна виділити:

- підвищення контрасту;
- шумозаглушення;
- виділення країв;
- геометричні перетворення;
- сегментацію областей інтересу (наприклад, пухлини, судини, кістки);
- 3D-реконструкцію;
- аналіз текстур;
- автоматичну класифікацію зображень;
- вимірювання фізіологічних параметрів на основі зображень [6], [7].

Робота з біомедичними зображеннями передбачає також їх збереження, архівацію, структурування за пацієнтами, типом дослідження, датами. Враховуючи великий обсяг таких даних, надзвичайно важливо мати ефективну систему не лише для перегляду, а й для організації бази знімків. З огляду на конфіденційність інформації та вимоги до захисту персональних даних, перевагу часто віддають локальним системам, що працюють автономно без передавання даних у хмару чи мережу [8].

Крім того, у багатьох випадках медичні зображення використовуються не лише в клінічній практиці, а й у наукових дослідженнях, освітньому процесі, розробці нових діагностичних підходів. З цієї причини комп'ютерна система, що забезпечує доступ до біомедичних зображень, має бути універсальною, адаптованою до різних форматів і методів аналізу [9].

З технічної точки зору, біомедичні зображення — це цифрові масиви пікселів або вокселів, кожен з яких має числове значення, що відповідає рівню інтенсивності сигналу. Це відкриває великі можливості для обчислювальної обробки за допомогою математичних, статистичних та штучно-інтелектуальних методів. Наприклад, для виявлення мікроскопічних аномалій можуть використовуватись алгоритми згорткових нейронних мереж, що аналізують структуру зображення на кількох рівнях [10].

Завдяки розвитку бібліотек для роботи з зображеннями у Python (таких як OpenCV, PIL, NumPy), з'явилась можливість створювати спеціалізовані програмні системи навіть без великих фінансових витрат. Саме в цій точці перетинаються потреби медицини, обчислювальних технологій і зручності використання: програма має бути легкою, зрозумілою, стабільною та автономною.

Окремо слід звернути увагу на проблематику форматів біомедичних зображень. На відміну від звичайних JPEG або PNG, які є достатніми для побутової фотографії, у медицині часто використовуються спеціалізовані формати — насамперед DICOM. Він поєднує не тільки зображення, а й важливу службову інформацію: ім'я пацієнта, дату обстеження, тип дослідження, налаштування приладу тощо. Але не всі медичні установи мають засоби або досвід для повноцінної роботи з DICOM, а стандартні переглядачі можуть бути складними для користувача без технічної підготовки. Це створює потребу у програмах, які зчитують як прості растрові формати, так і спеціалізовані медичні — без зайвих дій і труднощів зі сторони лікаря.

Нерідко буває ситуація, коли лікарю або лаборанту потрібно швидко відкрити певний файл, порівняти декілька зображень одного пацієнта в динаміці, прокрутити серію знімків або позначити на екрані щось для колеги. Якщо інтерфейс програми незрозумілий або працює через браузер із затримками, це може суттєво ускладнити роботу. Особливо це помітно в умовах клінічної практики, де на аналіз одного зображення часто відводиться не більше кількох секунд. Тому важливу роль відіграє не лише функціональність, а й зручність у використанні — зокрема, підтримка гарячих клавіш, можливість відкривати файли без навігації через меню, адаптація до різних розмірів екрану.

На цьому тлі комп'ютеризовані системи, створені спеціально під медичні задачі, мають об'єднувати в собі простоту і потужність. Наприклад, відкрите зображення має одразу відображатися з можливістю масштабування колесом миші, кнопкою — повертатися або фіксуватись у центрі. Кожна

секунда, збережена завдяки зручному інтерфейсу, фактично економить ресурс лікаря, а подекуди — і рятує життя.

Ще один важливий аспект — можливість роботи без підключення до Інтернету. У багатьох регіональних лікарнях або лабораторіях досі існують проблеми з доступом до стабільної мережі. До того ж, передавання чутливих даних через Інтернет нерідко заборонено внутрішніми протоколами безпеки. Отже, програма повинна працювати автономно, без синхронізації з хмарними платформами або сторонніми API. Важливо, щоб користувач не відчував обмеження навіть без доступу до зовнішніх ресурсів.

У сучасній медицині зображення все частіше не просто аналізуються, а стають предметом комунікації. Лікарі фотографують знімки з екранів УЗД, передають їх через месенджери, додають у звіти, супроводжують коментарями. Усе це формує новий запит: система повинна дозволяти легке маркування, можливість підпису файлів, структурування їх по типах чи пацієнтах. Інтерфейс при цьому має залишатися інтуїтивно зрозумілим, навіть для користувача без спеціальної технічної підготовки.

Не менш важливо, щоб система обробки зображень підтримувала гнучке масштабування: як з точки зору розширення функцій, так і щодо адаптації під конкретні умови використання. Наприклад, для одного кабінету буде достатньо лише перегляду і прокрутки, в той час як для іншого — знадобиться сортування, пошук по даті або автоматичне заповнення картки пацієнта. Якщо програмна система побудована на гнучких бібліотеках, таких як OpenCV чи PyWebView, розширення її функцій відбувається швидко, без переписування всього коду.

Сучасна тенденція розвитку біомедичних систем полягає в поєднанні функціоналу та доступності. Це означає, що програма повинна бути легкою у встановленні, не вимагати особливих драйверів або залежностей, мати зрозумілу структуру папок, працювати через звичайний подвійний клік і не викликати потреби у з'єднанні з сервером. Якщо користувачеві доводиться чекати завантаження вікна або вводити команди в терміналі — це вже бар'єр.

І саме на усунення цього бар'єру має бути спрямована логіка створення інтерфейсу.

У підсумку можна сказати, що біомедичне зображення — це не просто набір пікселів або структура, що цікавить програміста. Це — фрагмент реальної клінічної ситуації. Кожен знімок — це конкретна історія пацієнта, його біль, діагноз, очікування результату. І кожен лікар, який працює із зображеннями, має право на інструмент, який не лише працює точно, а й не перешкоджає у щоденній практиці. Люди, що створюють такі системи, повинні пам'ятати: зображення — це про життя, а не про пікселі. І вся логіка інтерфейсу, обробки, підписів і дій має будуватися навколо цього розуміння.

1.2. Сучасні методи та алгоритми обробки медичних зображень

Комп'ютерна обробка медичних зображень охоплює цілий спектр технологій, які дозволяють перетворити «сирий» візуальний матеріал у чітку, осмислену інформацію для лікаря. Залежно від поставленої задачі використовуються різні методи — від найпростіших фільтрів до складних нейронних мереж, здатних самостійно «вчитись» на основі клінічних даних. Незважаючи на різноманітність підходів, усі алгоритми мають одну спільну мету: зробити зображення інформативним, зручним для аналізу та мінімально залежним від людського фактору [1].

Один із базових етапів обробки — це попередня підготовка зображення. Вона включає нормалізацію яскравості, корекцію контрасту, усунення шуму та покращення загальної якості знімка. Особливо актуальним це є для ультразвукових або флуоресцентних зображень, де шуми та артефакти можуть серйозно ускладнювати діагностику. У таких випадках застосовують фільтри згладжування (медіанний, гаусівський), а також адаптивне вирівнювання гістограми, що дозволяє «витягнути» приховані деталі [2].

Наступним кроком є сегментація — виділення конкретних структур або областей інтересу. Це може бути, наприклад, пухлина, серцевий шлуночок,

кровоносна судина чи патологічна зона. Існує безліч способів досягнення цієї мети. Класичні методи — порогова сегментація, методи кластеризації (к-середніх, FCM), водороздільні алгоритми — використовуються, коли зображення мають чітко виражені границі та просту структуру. Але в більш складних випадках, особливо коли об'єкти мають розмиті або фрактальні контури, все частіше застосовуються методи глибокого навчання, зокрема U-

Одним із ключових інструментів сучасної медичної візуалізації стала згорткова нейронна мережа (CNN). Вона дає можливість виявляти патерни у зображеннях, які недоступні для людського ока. Ці мережі здатні не лише класифікувати знімки (наприклад, виявляючи наявність чи відсутність пневмонії), а й сегментувати окремі структури, порівнювати динаміку змін або формувати прогнози захворювання [5].

Ще одна важлива категорія методів — це реєстрація зображень. У багатьох клінічних випадках потрібно зіставити зображення одного й того ж пацієнта, зроблені у різний час або на різному обладнанні. Алгоритми реєстрації дозволяють «накласти» ці зображення одне на одне з високою точністю, вирівняти їх геометрично та анатомічно. Це необхідно для моніторингу хвороби, порівняння до- та післяопераційних результатів, проведення довготривалого спостереження [6].

Методи виявлення країв (Canny, Sobel, Laplace) також не втратили своєї актуальності. Вони широко використовуються при аналізі структур з чіткими межами — наприклад, кісткової тканини на рентгенограмі або стінок органів при КТ. Застосування таких методів дозволяє швидко локалізувати об'єкти, підготувати зображення до наступних етапів обробки або побудувати контурні карти для 3D-реконструкції [7].

Окрему нішу займають алгоритми класифікації. Вони можуть бути як традиційними (метод опорних векторів, дерева рішень), так і сучасними — на основі глибоких нейронних мереж. У діагностичних системах часто використовуються моделі, що навчені розрізняти типи утворень (доброякісні,

злаякісні), визначати ступінь патологічних змін, прогнозувати ризики на основі візуальних маркерів. Такі системи використовуються, наприклад, у мамографії, КТ легенів, аналізі шкіри [8].

Найбільш просунуті рішення поєднують декілька методів в одну систему. Так звані комплексні пайплайни включають попередню обробку, сегментацію, витяг ознак, класифікацію, формування звіту та навіть рекомендації лікарю. Важливим є те, що ці модулі можуть працювати автономно й не потребують постійного доопрацювання — один раз навчена модель може обробляти тисячі зображень, економлячи час фахівця [9].

Усе це — не теоретичні можливості, а реальні приклади. Наприклад, системи діагностики пневмонії за рентген-знімками, автоматичного виявлення діабетичної ретинопатії, оцінки стану серцевого м'яза, ранньої діагностики раку грудей — уже функціонують у клініках світу. І хоча ці рішення часто дорогі, з'являється все більше відкритих моделей і реалізацій на Python, які можна адаптувати до власних задач [10].

Останні дослідження також показують, що найефективніші системи — це ті, що розробляються «під лікаря», а не «під технічну демонстрацію». Це означає, що навіть найскладніший алгоритм не має сенсу, якщо інтерфейс незручний або висновок — незрозумілий. У медичному середовищі цінуються простота, передбачуваність результату, можливість перевірити логіку роботи системи. Саме тому багато сучасних рішень супроводжуються візуальними інтерфейсами, інтерактивними панелями, покроковими результатами [11].

Загалом можна сказати, що сучасні методи обробки медичних зображень стрімко рухаються в бік гібридних рішень: класичні підходи (фільтрація, порогова сегментація, детектування країв) не зникають, але доповнюються потужними моделями штучного інтелекту, які вчаться на великих масивах даних. Зараз ключова задача полягає в тому, щоб адаптувати ці можливості до щоденної медичної практики, зробити їх доступними, зрозумілими та стабільними для звичайного користувача — лікаря, лаборанта або техніка.

У реальних клінічних умовах особливо цінуються інструменти, що здатні працювати у напіваавтоматичному або автоматичному режимі, не вимагаючи від лікаря великої кількості дій. Наприклад, у кабінетах УЗД часто немає часу для повноцінної післяобробки знімків — тому ефективна програма повинна вміти відразу підсвічувати зони інтересу, підлаштовувати яскравість і контраст у залежності від типу дослідження, зберігати результати у зручному форматі та дозволяти їх швидко експортувати до медичної картки пацієнта.

Особливої уваги заслуговують методи реконструкції зображень. У випадках КТ або МРТ, де результатом є серія знімків у різних площинах, виникає потреба у тривимірному відтворенні структури об'єкта — наприклад, органа, кісткової системи чи судинної мережі. Алгоритми воксельної реконструкції, ізосерпіс-методи, *Marching Cubes* та подібні підходи дозволяють формувати повноцінні 3D-моделі, з якими зручно працювати хірургу перед операцією або при створенні індивідуального імплантату [12].

Іншим перспективним напрямком є аналіз часових рядів — так званих динамічних медичних зображень. Це може бути, наприклад, ехокардіограма, де кожен кадр відображає фазу роботи серця. Для таких задач застосовуються методи трекінгу об'єктів у послідовності кадрів, а також машинне навчання для виявлення аномалій у циклічній активності органів. Подібні рішення вже впроваджуються в практиці кардіології, функціональної діагностики, спортивної медицини.

Варто згадати й про роль біометричних ознак у медичному аналізі. Застосування методів розпізнавання структури райдужної оболонки, шкірного покриву, венозного малюнку руки чи судинної архітекtonіки ока відкрило нові горизонти в індивідуалізованій медицині. Такі зображення не лише несуть діагностичну цінність, а й дозволяють зіставляти пацієнтів з групами ризику або базами попередніх обстежень, що формує абсолютно новий підхід до виявлення та профілактики хвороб [13].

Певні алгоритми також зосереджуються на текстурному аналізі тканин. Наприклад, при дослідженні шкірних покривів або біопсійних знімків методи

GLCM (матриці співзустрічей сірого), LBP (локальних бінарних шаблонів), wavelet-перетворень допомагають виділити структурні ознаки, невидимі для неозброєного ока. Ці ознаки, у свою чергу, можуть стати вхідними даними для класифікаційної моделі або системи прийняття рішень [14].

Незважаючи на великий прогрес у використанні штучного інтелекту, не менш важливими залишаються інтерпретовані алгоритми, результати яких можна пояснити й обґрунтувати. Це принципово важливо в медицині, де довіра до алгоритму базується не тільки на точності, а й на можливості перевірити, яким чином система дійшла до висновку. Саме тому методи explainable AI (XAI), що надають візуалізацію прийняття рішення, активно розвиваються в галузі медичних зображень — як доповнення до «чорних скринь» на кшталт

Не менш значущим є вплив програмного середовища на обробку. Найпоширенішими платформами залишаються Python, MATLAB, ITK-SNAP, 3D Slicer, а також бібліотеки типу OpenCV, SimpleITK, PyTorch, TensorFlow. Вибір залежить від задачі: гнучкість, можливість розширення, доступність візуалізації, підтримка специфічних форматів. Наприклад, Python з його екосистемою дозволяє інтегрувати модель обробки з вебінтерфейсом, графічним вікном, локальним збереженням даних — що й було реалізовано в рамках даної дипломної роботи.

Особливий інтерес викликають open-source рішення, які можна адаптувати до конкретної медичної установи. Багато з них не потребують ліцензій, легко інтегруються в наявну IT-інфраструктуру та дозволяють модифікувати логіку обробки без залежності від виробника. Це особливо важливо в умовах обмеженого бюджету або для навчальних цілей, де потрібно тестувати різні сценарії та алгоритми.

Узагальнюючи все вищенаведене, можна зробити висновок, що сучасні методи обробки медичних зображень не є ізольованими технічними прийомами. Вони становлять частину ширшого екосистемного підходу, де зображення — лише один з компонентів клінічного мислення. Технології

мають не просто перетворювати зображення, а допомагати лікарю мислити, бачити більше, приймати зважені рішення — і саме це визначає цінність алгоритмів у реальному медичному контексті.

Аналіз технологій формування медичних зображень

Питання ідентифікації та особливо розпізнавання образів є одним із найбільш актуальних сьогодні. На даний момент існує безліч алгоритмів розпізнавання зображень, що використовуються переважно в аналітичних системах та експериментальних розробках, спрямованих на розвиток штучного інтелекту. Методи розпізнавання образів знаходять широке застосування в медицині для діагностики захворювань, а також у військовій промисловості та у науці.

Отримання візуальної інформації про внутрішню структуру тіла людини завжди викликала жвавий інтерес практикуючих лікарів насамперед з точки встановлення та уточнення діагнозу. Однак до відкриття рентгенівських променів внутрішні органи були недоступні зору, а медичний діагноз встановлювався тільки з зовнішніх проявів захворювання. Далі поступово у медичну практику були впроваджені інші методи медичної візуалізації, а саме, метод ультразвукового дослідження (УЗД), комп'ютерна томографія (КТ) та магнітна резонансна томографія (МРТ).

В залежності від поставленої задачі сучасна медицина пропонує широкий спектр підходів до питання діагностики [1].

Рентгенографія — дослідження внутрішньої структури об'єктів, що проектується за допомогою рентгенівських променів на спеціальну плівку або папір. Це один з перших винайдених методів неінвазивного дослідження, засноване на вивченні кісткових структур і м'яких тканин, за допомогою сумарного проекційного зображення.

Одержання зображення базується на ослабленні рентгенівського випромінювання при його проходженні через різні тканини з наступною

реєстрацією його на рентгеночутливу плівку. Таким чином на плівці виходить усереднення, сумарне зображення всіх тканин (тінь) [8].

У сучасних цифрових апаратах реєстрація вихідного випромінювання може вироблятися на спеціальну касету з плівкою або на електронну матрицю. Рекомендується проведення знімків не менше ніж у двох проекціях.

Одним із застосовуваних методів одержання знімків придатною до використання щільності є переекспозиція з наступною недопроявкою, зробленою при візуальному контролі. Інший спосіб - адекватна експозиція (що складніше) і повна проявка. При першому методі рентгенівська навантаження на пацієнта виходить завищеною, однак при другому можливо поява необхідності проведення повторної зйомки. Поява можливості перегляду на екрані комп'ютеризованої рентгенівської установки з цифровою матрицею і автоматичних проявочних машин знижують потреби та можливості використання першого методу.

Багато сучасних рентгенівських плівок мають дуже низьку власну рентгенівських чутливість, і розраховані на застосування з підсилюючими флуоресцентними екранами, що світяться блакитним або зеленим видимим світлом при опроміненні рентгенівським випромінюванням. Такі екрани разом з плівкою містяться в касету, яка після знімка переноситься з рентгенівського апарата в проявочну машину, що з неї витягує плівку, проявляє, фіксує і сушить. Одним з найвищих рівнів роздільної здатності плівки вважається "26 пар ліній на мм" ($= 0.02$ мм) [8, 9].

Основним недоліком рентгенографії можна назвати відносно погану візуалізацію м'яких тканин (зв'язування, м'яза, дисків та ін.).

Ультразвукове дослідження (УЗД) в сучасних умовах є найбільш поширеним методом отримання зображення різних черевної порожнини і малого тазу. Метод абсолютно необтяжливий для хворих, неінвазивний, тобто не вимагає ін'єкцій, порушення цілісності тканин організму.

Принцип УЗД полягає в тому, що ультразвуковий датчик направляє на орган ультразвуковий сигнал або промінь. Цей сигнал має властивість

затримуватися у щільної тканини, відбитися від неї і повернутися до джерела, прозору рідину він пройде наскрізь, знову затримається і повернеться. Відповідно може бути зареєстрована на спеціальному екрані одномірні зображення органу — відстань між двома лініями відображають обсяг органу. Якщо тепер, пустить ультразвуковий датчик по дузі навколо органу, а отримані сигнали обробити за допомогою комп'ютера, то вийде двовимірні зображення, по суті, правдиве зображення органу [10].



Рисунок 1.1 – Зображення, отримане за допомогою рентгенографії [10]

У найпростішому варіанті реалізації метод дозволяє оцінити відстань до межі поділу щільностей двох тіл, ґрунтуючись на часі проходження хвилі, відбитої від межі розділу. Більш складні методи дослідження (наприклад, засновані на ефекті Допплера) дозволяють визначити швидкість руху межі розділу щільностей, а також різницю в щільності, що утворюють межу.

Ультразвукові коливання при поширенні підкоряються законам геометричної оптики. У однорідної середовищі вони поширюються прямолінійно і з постійною швидкістю. На межі різних середовищ з неоднаковою акустичною щільністю частина променів відбивається, а частина ломимо, продовжуючи прямолінійне поширення. Чим вище градієнт перепаду

акустичної щільності граничних середовищ, тим більша частина ультразвукових коливань відображається. Так як на межі переходу ультразвуку з повітря на шкіру відбувається відображення 99,99% коливань, то при ультразвуковому скануванні пацієнта необхідно змазування поверхні шкіри речовиною, що виконує роль перехідною середовища. Відображення залежить від кута падіння променя (найбільше при перпендикулярно напрямку) і частоти ультразвукових коливань (при більш високій частоті більша частина відображається) [9,10].

Для дослідження органів черевної порожнини, а також порожнини малого тазу використовується частота 2,5 - 3,5 МГц, для дослідження щитовидної залози використовується частота 7,5 МГц.

Особливий інтерес у діагностиці викликає використання ефекту Доплера. Суть ефекту полягає в зміні частоти звуку внаслідок відносного руху джерела і приймача звуку. Коли звук відбивається від рухомого об'єкта, частота відбитого сигналу змінюється (відбувається зсув частоти) [2, 8].



а)

б)

Рисунок 1.2 – зображення печінки, отримане за допомогою УЗД:

а) виразка, б) цироз

Комп'ютерна томографія, як метод дослідження, є дуже простим, і являє собою щось середнє між звичайною рентгенографією та ЯМР. Як і в рентгені, крізь тіло людини пропускається іонізоване випромінювання. Пунктом

призначення променів є численні датчики. Вони реєструють, на скільки змінилися параметри променя при проходженні їм різних відрізків шляху - шкіри голови, кісток черепа, мозкового речовини. Всі дані надходять в комп'ютер, який на їх основі моделює кінцеве зображення. Складається з окремих зрізів (за 40 секунд сучасний комп'ютер здане відтворити більше 100 зрізів) [11].

Сучасні системи розпізнавання образів за отриманим зображенням вже здатні проводити діагностику на предмет певних захворювань. У цій сфері комп'ютер став незамінним помічником для людини, оскільки комп'ютер у цифровому вигляді може відреагувати на аномальне утворення на зображенні, яке людське око не здатне розпізнати. Однак в решті-решт вирішальним фактором при встановленні діагнозу є людина, оскільки комп'ютер оперує лише закладеними в його програму умовами, що може призвести до хибних результатів. Саме тому в питаннях діагностики комп'ютерні технології виступають лише в якості радника і на даний момент не є придатними для самостійної діагностики та лікування.

Системи розпізнавання образів також знаходять широке застосування у військовій техніці. Так, наприклад одним із найбільш поширених засобів фото локації є супутникове фотографування землі з подальшим пошуком на зображенні заданих об'єктів.

Використання інтелектуальних комп'ютерних систем в медицині є актуальним питанням сьогодні. Розвиток технологій вже зараз дозволяє застосовувати подібні системи для проведення аналізу та встановлювати діагноз із мінімальним втручанням людини. При цьому витрати часу значно скорочуються і практично зводяться до нуля, що дозволяє підвищити продуктивність праці персоналу та забезпечити якісне обслуговування великої кількості пацієнтів. На даний момент основна маса комп'ютерних систем, що використовуються в медицині, здатні лише відтворити зображення внутрішнього стану організму. За цими зображеннями оператор вже самостійно проводить певні дослідження та виявляє можливі захворювання.

Приклади таких систем вже було описано раніше. Проте вже тут вони виконують значну роботу, що полегшує обробку інформації для кваліфікованого лікаря. Кінцеве зображення, отримане оператором, піддається обробці, що включає оптимізацію яскравості та контрасту, відсікання шумів тощо. Але технології рухаються далі і для покращення якості роботи необхідно вирішувати ряд більш складних задач. Найбільш пріоритетною задачею сьогодні є можливість встановлення діагнозу машиною з найвищою точністю та максимальним скороченням затрат часу. Використовуючи сьогоднішні апаратні засоби та існуючі алгоритми розпізнавання зображень це не складає великої проблеми. Єдина завада на даному шляху полягає у супутніх витратах та складності алгоритмів, які є досить різними для кожного із методів дослідження та кожної ділянки організму. Таким чином найбільшою проблемою є не створення системи розпізнавання захворювань, а саме створення автоматичної універсальної системи, що змогла б за короткий проміжок часу встановити, область сканування, тип зображення (МРТ, ОКТ, УЗД) та природу захворювання.

Саме тому оптимальним рішенням на даний час було обрано створення саме автоматизованої системи, що є проміжним варіантом між автоматичною системою розпізнавання біомедичних зображень та системою обробки, що виконує лише попередню обробку зображення, яке можна потім використовувати для встановлення діагнозу. Суть автоматизованої системи полягає у тому, що деякі з параметрів оператор встановлює самостійно, даючи свого роду підказки системі про те, що необхідно шукати. Такими параметрами є, наприклад, орган, що досліджується та метод отримання зображення. Обидва параметри оператор здатен зазначити без жодних проблем, надавши системі відповідні параметри для знаходження саме того результату, що найбільш відповідає дійсності.

Алгоритми систем розпізнавання біомедичних зображень

На сьогоднішній день існуючі методи розпізнавання біомедичних зображень можна виразити у вигляді одного узагальненого алгоритму. Його варіанти – це лише відгалуження в залежності від особливостей побудови пристрою розпізнавання та орієнтації на об'єкт розпізнавання. Узагальнений алгоритм розпізнавання образів приведено на рисунку 1.3.

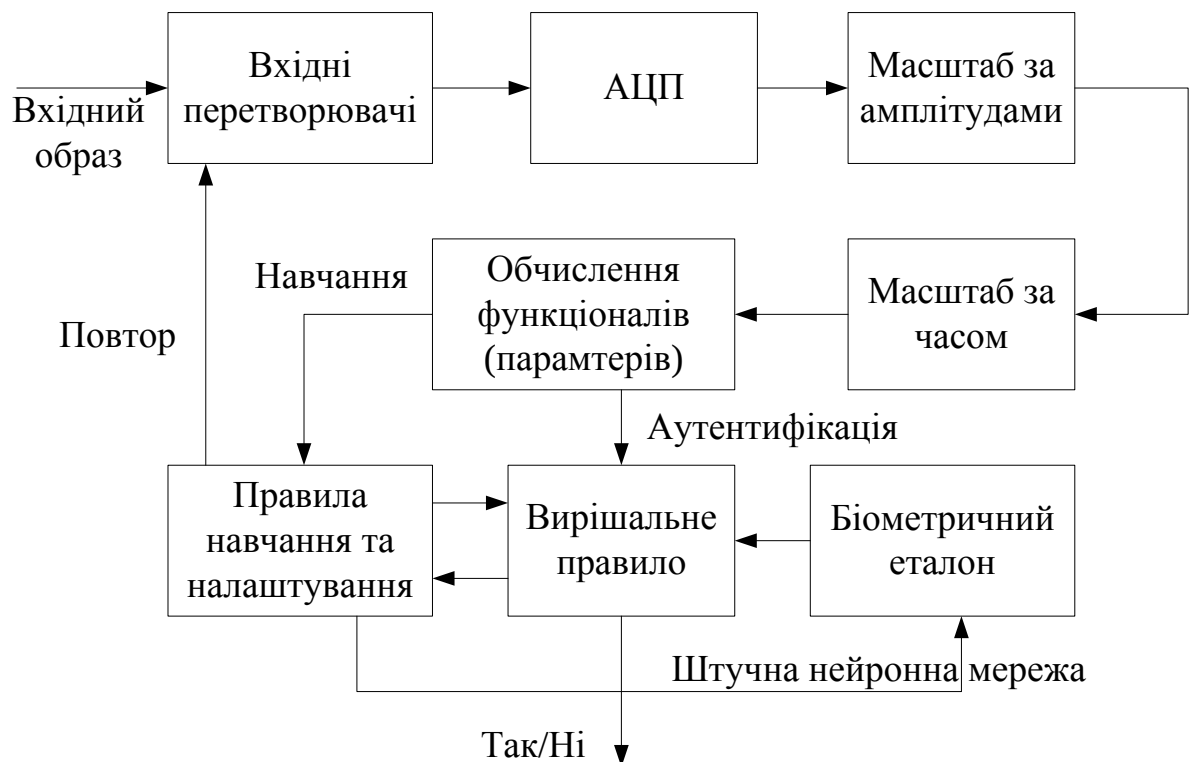


Рисунок 1.3 – Узагальнена схема автоматизованої системи розпізнавання біомедичних зображень

Усі алгоритми розпізнавання біомедичних зображень можна поділити на дві категорії в залежності від методу, що використовується для аналізу зображення. До першої категорії відносяться системи, що виконують розпізнавання біомедичних зображень за спектральними показниками, а до другої – за формою об'єктів на зображенні. При цьому алгоритми обробки та сканування в обох групах не мають принципових відмінностей. На рисунку 2.8 наведено схему пристрою розпізнавання структури судин на прикладі пальця

людини. Даний пристрій використовується для виявлення захворювань судинної системи, знаходження тромбів та інших проблем, пов'язаних із кровоносною системою. Серед переваг такого пристрою у порівнянні зі сканером долоні можна зазначити компактність та швидкодію. Даний пристрій призначено для виявлення проблем на локальному рівні, коли захворювання вже локалізовано, але ще не встановлено остаточний діагноз [14].

Отже, як видно з рисунку, перед безпосереднім аналізом отриманого зображення, воно піддається певній обробці, яка в загальному випадку складається з двох етапів: оптимізація та виділення судин. Ці два етапи представляють собою покрокове виділення із зображення об'єктів дослідження та видалення усіх другорядних об'єктів, які стануть завадою для розпізнавання. Варто враховувати, що дана система є спеціалізованою і її використання для дослідження захворювань нирок не є можливим. Саме тому при встановленні розроблюваної системи слід визначити метод розпізнавання, для даного випадку спектральний аналіз, та обмежити еталонний діапазон, вказавши тип досліджуваного об'єкту. Рисунок 1.4 відображає результати кожного кроку попередньої обробки вхідного зображення.

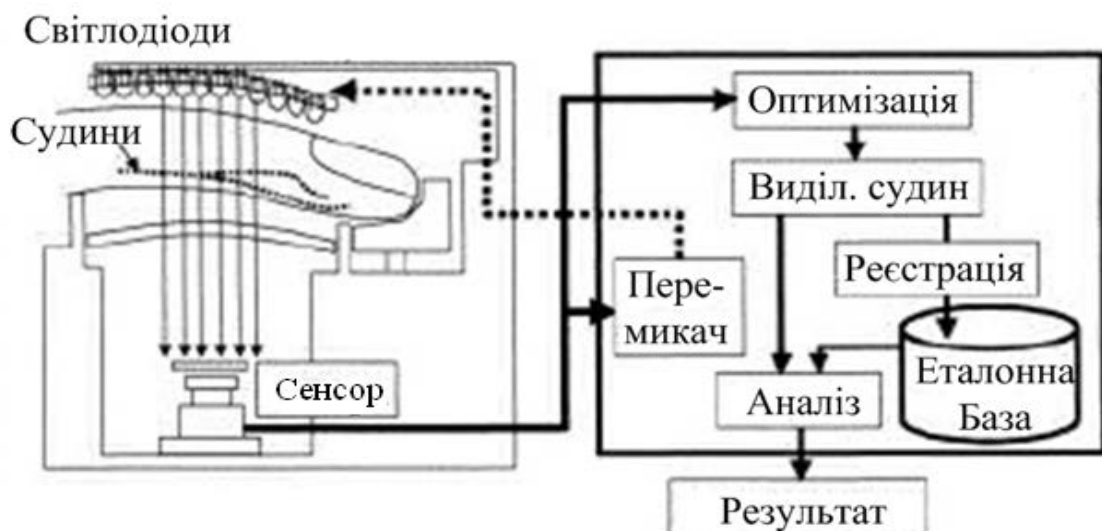


Рисунок 1.4 – Схема пристрою розпізнавання карти судин

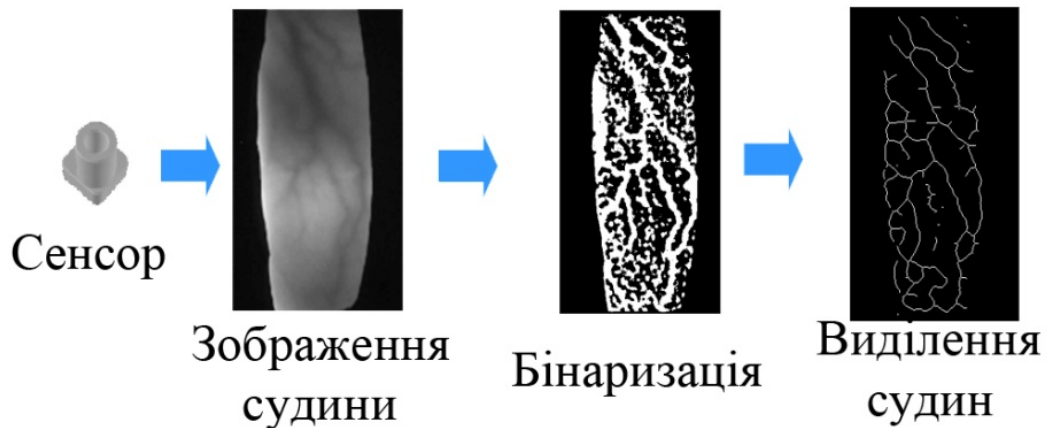


Рисунок 1.5 – Оптимізація зображення для подальшої обробки

1.5. Аналіз сучасних комп'ютерних систем медичної візуалізації

Медична візуалізація давно перетворилася з допоміжного інструмента на фундаментальний елемент діагностики та моніторингу стану пацієнтів. У цій галузі ключову роль відіграють спеціалізовані програмні системи, що забезпечують ефективну взаємодію лікаря з отриманими зображеннями. Вони реалізують цілий спектр функцій — від простого перегляду до багаторівневої обробки, аналітики, інтеграції з медичною інформаційною системою закладу.

Однією з найпоширеніших платформ, що використовується у багатьох клініках світу, є 3D Slicer. Це потужне відкрите середовище з відкритим кодом, що дозволяє працювати з тривимірними медичними даними, зокрема з томографічними зрізами. Основною перевагою системи є її модульність: користувачі можуть розширювати функціонал, підключати додаткові алгоритми, створювати індивідуальні робочі середовища. Серед доступних функцій — об'ємна реконструкція, сегментація, візуалізація судин, побудова моделей органів [1].

Ще одним прикладом є ITK-SNAP, який спеціалізується на ручній та напівавтоматичній сегментації медичних зображень. Програма підтримує DICOM-формат, дозволяє працювати з МРТ, КТ і ПЕТ-знімками. Особливістю є інтерфейс, орієнтований на дослідника: користувач має можливість чітко

визначати межі об'єктів, здійснювати покадрову навігацію, накладати маски і формувати кількісні вимірювання [2].

У сфері клінічного застосування високий рівень інтеграції демонструє платформа OsiriX, розроблена для операційної системи macOS. Це комерційний продукт із безкоштовною базовою версією, який дозволяє працювати з тривимірною візуалізацією, анатомічними зрізами, MPR-режимами. OsiriX активно використовується в хірургії, ангіографії, онкології. Інтерфейс програми адаптований під сенсорне управління, що особливо зручно для роботи на iPad або в умовах операційної [3].

Для навчальних і дослідницьких цілей актуальним залишається ImageJ — універсальний інструмент для обробки та аналізу зображень, створений у рамках проєкту Національного інституту здоров'я США. Попри свій загальний характер, ImageJ підтримує плагіни для роботи з медичними форматами, дозволяє вимірювати параметри, сегментувати тканини, будувати гістограми та обробляти серії знімків. Його відкритість і гнучкість зробили цю платформу популярною серед молодих дослідників і студентів [4].

Слід також виділити RadiAnt DICOM Viewer — компактну, але функціонально насичену програму, яка дозволяє швидко переглядати медичні зображення без складних налаштувань. Платформа підтримує основні функції: панорамування, масштабування, вимірювання, побудову ортогональних зрізів. Важливою перевагою є стабільність роботи навіть на середніх за продуктивністю комп'ютерах, що дозволяє використовувати програму у невеликих клініках або лабораторіях [5].

Окрему нішу займають веборієнтовані системи — наприклад, ONIF Viewer або Cornerstone, які дозволяють відображати DICOM-знімки безпосередньо у браузері. Такі рішення особливо актуальні для телемедицини або розподіленого аналізу, коли лікар працює з зображеннями, отриманими віддалено. Попри зручність, ці платформи часто залежать від стабільності мережевого з'єднання і мають обмежену продуктивність при роботі з великими обсягами даних [6].

У багатьох державних медичних установах України застосовуються пропріетарні рішення від виробників обладнання. Наприклад, Siemens Syngo, GE AW Server, Philips IntelliSpace — це складні комплексні системи, які поєднують інструменти візуалізації, бази даних пацієнтів, модулями штучного інтелекту та автоматичної генерації звітів. Попри високу вартість та закритість архітектури, вони забезпечують безшовну інтеграцію з томографами, лабораторними системами та ЕМК (електронними медичними картками) [7].

У порівнянні з цими платформами, новації на основі Python — такі як системи, створені на Flask + PyWebView + OpenCV — вирізняються гнучкістю, швидкістю запуску та адаптивністю. Саме такі рішення можуть бути ефективними для невеликих лабораторій, університетських клінік, стартапів або медичних закладів, які шукають автономне програмне забезпечення без складних ліцензій.

Загалом, аналіз типових систем показує, що на ринку медичної візуалізації склалося чітке розмежування між «великими» універсальними системами, орієнтованими на потужні медичні комплекси, і більш легкими, гнучкими рішеннями, які легко впроваджуються та адаптуються. Обидва підходи мають право на існування: перші — у багатопрофільних центрах із великим потоком пацієнтів, другі — у локальних структурах, де важлива мобільність і простота.

Попри безліч доступних платформ, вибір системи візуалізації у медичній практиці часто визначається не лише технічними характеристиками, а й людськими, організаційними та економічними чинниками. Від лікаря очікується не лише вміння інтерпретувати зображення, а й навички взаємодії з програмою. І саме на цьому етапі зручність інтерфейсу, швидкість завантаження даних, підтримка стандартів DICOM та можливість інтеграції з локальними медичними інформаційними системами грають ключову роль.

У багатьох державних лікарнях досі використовуються застарілі або ліцензійно обмежені системи, які не мають повноцінної підтримки 3D-візуалізації, аналізу часового ряду, або алгоритмів штучного інтелекту. У

таких умовах особливо цінними стають прості у реалізації локальні рішення, які можна налаштувати «під себе», використовуючи лише Python, OpenCV та базовий вебінтерфейс. Саме тому останніми роками у навчальних і дослідницьких установах зростає інтерес до кросплатформених, автономних систем, які не потребують встановлення складних середовищ або сервісів.

Варто наголосити, що питання безпеки й конфіденційності у візуалізації медичних даних не є другорядними. У багатьох програмних рішеннях, особливо хмарних, виникає ризик витоку персональних зображень, які, по суті, є частиною медичної таємниці. Саме тому система, яка працює виключно локально, без доступу до мережі та з обмеженим колом користувачів, часто виявляється більш безпечною для лікаря та пацієнта, ніж публічна платформа з великою функціональністю.

Слід звернути увагу й на те, що існує значна варіативність у підтримці стандартів. Наприклад, не всі програми однаково якісно інтерпретують DICOM-теги, не всі вміють розпізнавати специфічні режими сканування, які використовуються у новітніх МРТ або КТ-апаратах. Більш того, деякі виробники обладнання навмисне використовують закриті формати для обмеження сумісності з ПЗ конкурентів. Це породжує низку проблем у міжсистемній інтеграції, обміні результатами між лікарнями та у довгостроковому зберіганні зображень.

Сучасні системи медичної візуалізації вже давно вийшли за межі пасивного перегляду. Вони активно «співпрацюють» з іншими модулями — лабораторними інформаційними системами, електронними медичними картками, базами генетичних даних. У деяких випадках вони мають доступ до аналізів пацієнта в реальному часі, дозволяючи автоматично змінювати алгоритм обробки відповідно до поточних результатів. Такі інтегративні рішення формують основу для персоналізованої медицини.

Інший важливий аспект — можливість навчання і верифікації алгоритмів на базі доступного зображення. Багато клінік зацікавлені в тому, щоб не лише мати готовий інструмент, а й розуміти, як він працює: які дані

використовуються, як формуються висновки, як відбувається адаптація під конкретного пацієнта. Це особливо важливо в освітньому середовищі, де майбутні фахівці мають навчитись не тільки користуватись інтерфейсом, а й оцінювати обґрунтованість автоматичних висновків.

МЕТОДИ І АЛГОРИТМИ РОЗПІЗНАВАННЯ МЕДИЧНИХ ЗОБРАЖЕНЬ

Алгоритм розпізнавання біомедичних зображень з використанням методів контурного аналізу

Велика кількість сучасних методів використовують оптичне сканування у ближньому інфрачервоному спектрі. Завдяки неінвазивності та нешкідливості оптичного випромінювання такі методи діагностики, як ОКТ набувають все більшого розповсюдження. Оскільки він сканується в ближній інфрачервоній областях спектру світла (NIR), що має на увазі, що зміни шкіри і бруду менш видимі, ніж у видимому світлі [10]. Крім того, кров та інші рідини, що течуть в організмі людини є чутливими до ІЧ світла, тому цей спосіб дозволяє отримати високу якість розпізнавання зображень за отриманими контурами. Останні роботи [15] з використанням даних про стан організму та знаходження пошкоджень та захворювань, які проводились у вигляді сканування по 5 сесій на одну людину і 50 осіб показали високу точність діагностування. Похибка складала приблизно 5% від загальної кількості експериментів. Основною проблемою цієї бази даних є низька роздільна здатність зображення (зображення з роздільною здатністю 132x124 пікселів), однак даний недолік можна компенсувати, розбивши велике зображення на декілька менших з подальшим використанням співставлення масивів.

Перший комерційний продукт був розроблений компанією Hitachi і низьких показників FRR при дуже низьких FAR для величезної бази даних - майже 0% при 140000 перевірках.

Важливим є те, що перед безпосередньо розпізнаванням система виконує низку етапів попередньої оптимізації зображення, такі як вирівнювання гістограм, фільтрація низьких частот. Пізніше стали

використовувати алгоритми бінаризації, і для ідентифікації з використанням цього способу сьогодні існує два основних напрямки: глобальні узгодження зв'язків і тестових зображень через попиксельне накладання [5] або через деякий частотний аналіз, як при обробці долоні методом Лапласа [8]. Інший напрям полягає у виконанні відповідних місцевих конкретних досліджень, знаходячи виняткові елементи, що і їх співставлення відповідно до тестових зображень [6]. Відповідні алгоритми в останньому підході аналогічні тим, які використовуються для перевірки відбитків пальців [16].

Представлений нижче метод потрапляє в останню категорію. Тим не менш тут використовується для узгодження функція точки, відомий SIFT алгоритм, який, наскільки нам відомо, ніколи не використовувався до цих пір для розпізнавання біомедичних зображень. Цей алгоритм, розроблений для співставлення графів, показав себе дуже ефективним у даній області застосування [16]. Було протестовано запропоновані системи на базі 24 осіб, за 2 етапи.

Нижче наведено детальний аналіз результатів дослідження в тому числі огляд розробленої системи, що використовується для одержання бази даних, а також первинної обробки, що була виконана на базі даних образів. Також пояснена процедура бінаризації зображення. У наступному пункті, виявлення крапок і коротко описана функція процедури SIFT. У зв'язку з тим, що деякі етапи розпізнавання і обробки знаходяться між двома етапами, запропоновано алгоритм пост-обробки з метою підвищення ефективності розпізнавання біомедичних зображень.

Розглянемо стандартний метод біометричної оцінки, що складається з етапу реєстрації та верифікації. Важливою характеристикою нашого методу є те, що необхідно лише одне зображення для проведення кроку реєстрації. Крім того, пост-обробка додається після збігу фаз для узгодження проблем зсуву та обертання проблем.

Сканування проводиться 48 інфрачервоними світлодіодами і ПЗЗ-камери, в якій діапазон чутливості знаходиться між 400 нм і 900nm, але нас

цікавить довжина хвилі близько 850nm. До системи додано налаштування з метою надання допомоги особам позиціонування їх руки, що обмежує зсув і поворот долоні. Рука знаходиться приблизно на 20см від об'єктива камери. При кожному скануванні отримується чорно-біле зображення розміром 640x320 пікселів.

На першому етапі попередньої обробки визначається область обробки (ROI). Вирішення даної проблеми значно полегшує фіксація тіла, що була запропонована вище. Розміри даної зони складають 232x280 пікселів. Тепер використовується фільтр 5x5 для того, щоб зменшити шум. Після усунення високочастотних шумів, необхідно виправити яскравість до її однорідності. Гаусівських низькочастотний фільтр 51x51 наноситься на область обробки, щоб отримати яскравість зображення, яке розглядається як низькочастотне. Потім яскравість віднімається в оригінальній зоні обробки. На даному етапі, контраст ще дуже поганий. Тому варто застосувати метод нормалізації, що зазвичай використовується для контролю відбитків пальців [16]. Для кожного зображення розміру NxM, розраховується середній рівень та дисперсія (позначимо у і о відповідно). Рівняння описує процес нормалізації, що застосовує показники середньої яскравості та дисперсії. Для кожного пікселя, змінюється його рівень яскравості за такою формулою:

$$I'(x, y) = \begin{cases} I(x, y) > \mu, & \mu_d + \sqrt{\frac{\sigma_d^2 \cdot (I(x, y) - \mu)^2}{\sigma^2}} \\ \text{Інакше} & \mu_d - \sqrt{\frac{\sigma_d^2 \cdot (I(x, y) - \mu)^2}{\sigma^2}} \end{cases}, \quad (2.1)$$

де $I(x, y)$ відповідає градації сірого пікселя в точці (x, y) оригінального зображення, а $I'(x, y)$ – результат після попередньої обробки. На рисунку 2.10 показано зображення мозку, отримане за допомогою пристрою розпізнавання, що пройшло усі етапи від попередньої оптимізації та до власне виділення контурів, за якими було встановлено попередній діагноз. Для дослідження

системи емпірично встановлено значення середньої яскравості у 128 і дисперсії на рівні 40^2 .

Після пригнічення шуму і нормалізації контрастності, якість зображення покращується, як видно на рисунку 2.1. Фактично, сірий рівень нижче там, де гемоглобін поглинає випромінювання. Таким чином, обраний алгоритм вилучення є локальним алгоритмом порогу в залежності від середнього значення околиці кожного пікселя.

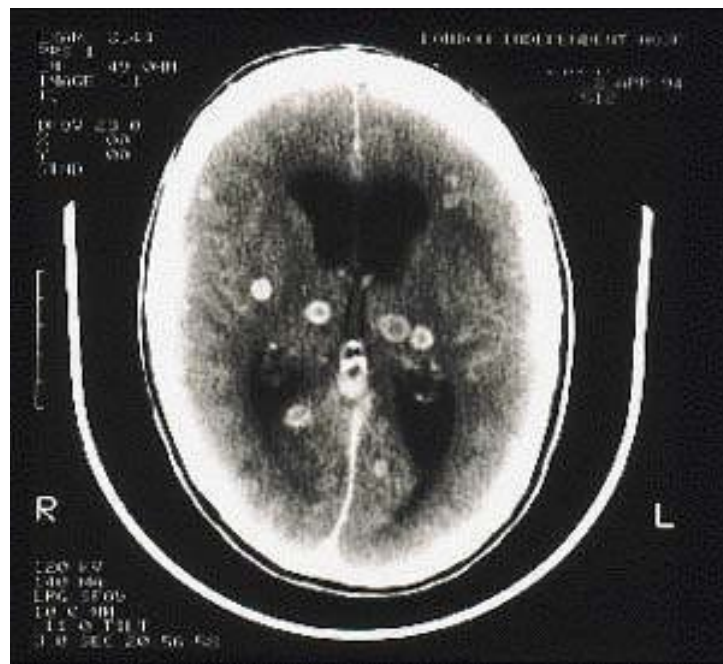


Рисунок 2.1 – Зображення головного мозку з вираженими туберкулемами

Для полегшення процедури ідентифікації використовується локальний опис зображення. Для цього використовується SIFT дескриптор після порівняльної обробки [12], що показали, що це один з найбільш ефективних алгоритмів локального розпізнавання.

Інваріантні дескриптори, розроблені в SIFT алгоритмі, який описаний в [14], застосовується локально на ключових точках і орієнтується на зображення градієнта околу. Детектор SIFT і дескриптор будуються з гаусівського просторового масштабу вихідного зображення. Алгоритм використовує іншу шкалу простору, що називається різниця гаусівських

масштабів (DOG), яку можна розглядати в якості масштабу похідної гаусівського просторового масштабу. Отримані ключові точки визначаються як точки локального екстремуму просторового масштабу DOG.

Дескриптор створюється шляхом відбору проб величини і напрямку градієнтів зображення в околі кожної ключовий пункт і будівлю згладженою орієнтації гістограм, які містять важливий аспект цієї місцевості. Кожен локальний дескриптор складається на 4x4 масиву (гістограма). Для кожної з координат цього масиву, 8 вектор орієнтації пов'язаний. 128-векторних елементів потім збудував для кожної ключової точки.

Кожна особистість описується рядом незмінних особливостей $Y(I) = \{k_i = (s_i, x_i, y_i)\}$, $i=1:N(I)$ де s_i – це 128-елементний SIFT дескриптор, зосереджений біля ключової точки k_i , (x_i, y_i) – його позиція відносно оригінального зображення I , а $N(I)$ – кількість зафіксованих ключових точок на зображенні I .

Проблема ідентифікації окремих з урахуванням безлічі $Y(I)$, відповідна біометрична модель особистості в нашому випадку, це міра подібності з іншого набору ключових точок, що обчислюється на заданій базі зображень. Таким чином, ми повинні обчислити ступінь схожості двох наборів точок $Y(I_1)$ і $Y(I_2)$. Таким чином, використовувати наступний метод відповідності, який є модифікованою версією рішення критерієм першої запропонованої Лоу [9]. Маючи дві точки $x \in Y(I_1)$ та $y \in Y(I_2)$, можна стверджувати, що x асоціюється з y , якщо:

$$d(x, y) = \min_{\{z \in Y(I_2)\}} d(x, z) \text{ and } d(x, y) \leq C d(x, y') \quad , \quad (2.2)$$

де C довільний поріг, $d(.,.)$ визначає Евклідову відстань між дескрипторами SIFT, а y' позначає точки $Y(I_2)$, відстань яких до x мінімальна, але більша, ніж $d(x, y)$:

$$d(x, y') = \min_{\{z \in Y(I_2), d(x, z) > d(x, y)\}} d(x, z) \quad . \quad (2.3)$$

Іншими словами, x відноситься до y , якщо y найближча точка x $Y(I_2)$ відповідає евклідовій відстані між SIFT дескрипторами, і якщо друге найменше значення цієї відстані (x, y') значно більше, ніж (x, y) . Значення необхідного розриву між $d(x, y)$ і $d(x, y')$ кодується за допомогою постійної C . Таким же чином ми говоримо, що $Y(I_2)$ відноситься до x $Y(I_1)$, якщо x найближча точка від y між $Y(I_1)$ дорівнює до евклідовій відстані між SIFT дескрипторами, і якщо друге найменше значення цієї відстані $d(y, x')$ задовольняє $d(y, x) < 3 d(y, x')$. Тоді можна стверджувати, що x узгоджений з y тоді і тільки тоді, коли x пов'язані з y і y зв'язані по x . Якщо $Y(I_1)$ і $Y(I_2)$, не визначити відповідну точку, ми вважаємо, що обидві множини мають нескінченну відстань [15].

На рисунку 2.11 показаний приклад обробки зображення методом бінаризації. З отриманого зображення ми отримали 23 виявлені сторонні асоціації (ліворуч результат) і 63 для зображення, що пройшло оптимізаційну обробку. У цілому для такої бази, середнє значення асоціацій, що здатні визначити тип захворювання близько 30, з яких необхідно мінімальне співпадіння хоча б для шести.

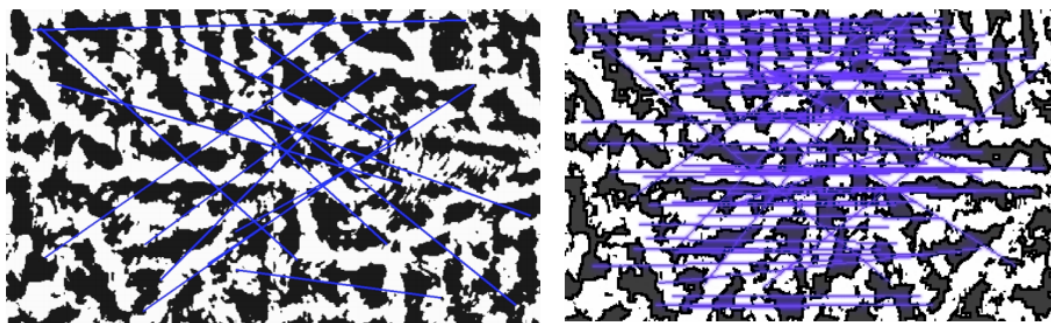


Рисунок 2.2 – Отримані асоціативні зв'язки до та після бінаризації

Мета пост-обробки полягає у виявленні серед знайдених асоціацій значущі. Сканування може дозволити в основному невеликі переміщення та обертання об'єктів, якими в даному випадку виступають долоні рук. Це

означає, що асоціації справжнього зображення відповідних векторів зміщення на рисунку повинен бути досить прямий. Для того, щоб визначити значимі з них, ми обчислимо напрямок кожного вектора переміщень при розгляді ключових точок у кожному місці зображень збігаються. Для цього проводиться вирівнювання гістограми орієнтації цих векторів (з кроком 0,1 радіан). Оновлення подібність значення числа асоціацій найвищий пік гістограми.

Для кількісної оцінки функціонування пропонованої системи було використано ряд оцінювальних заходів. Для того, щоб обчислити похибку відхилення (FRR), ми порівнюємо з біометричної посиленням всіх зразків одної і тієї ж людини. Для визначення показника хибного спрацювання (FAR), ми порівнюємо біометричних ведення окремих всі зразки з різних людей.

У випадку с лабораторною базою показник FRR біло отримано на рівні $24 \times 59 = 1416$ процедур порівняння, а значення FAR $24 \times 59 \times 23 = 32568$. Скористаємося рівним коефіцієнтом помилок (EER) – міра, яка визначає біометричний поріг системи, для якої FAR дорівнює FRR.

Для цього побудовано нерівності внутрішньокласового розподілу і міжкласову знайдено і ROC (приймач експлуатаційна характеристика) кривої. По-перше, ми наносимо внутрішньокласовий розподіл і міжкласові нерівності на тестовій базі даних за допомогою запропонованого методу без урахування і з урахуванням пост-обробки. Користь від пост-обробки очевидна. Вона дає підвищену якість розпізнавання сторонніх від еталонних зображень. Графічно обидва випадки розподілу помилок представлені на рисунку 2.3

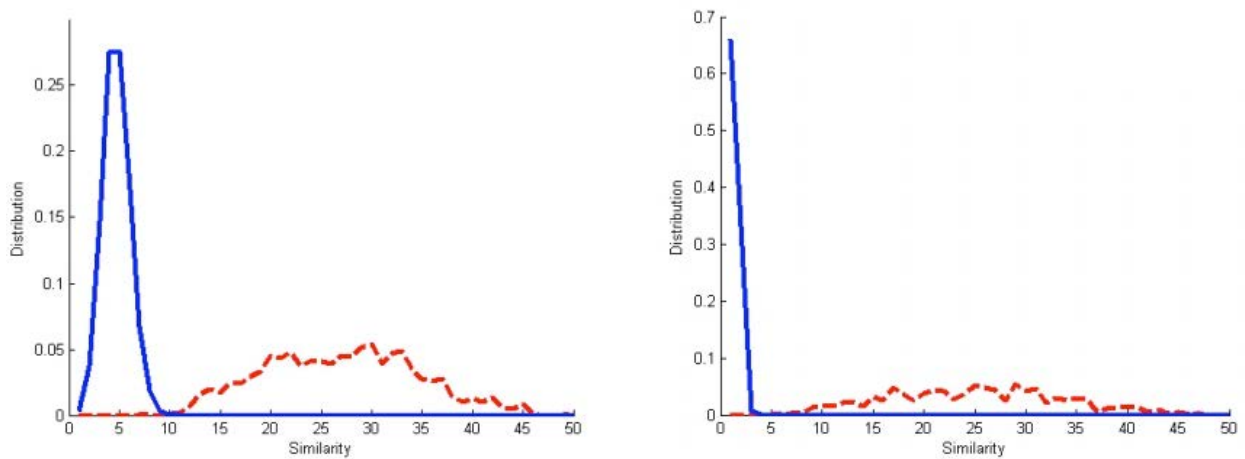


Рисунок 2.3 – Розподіл похибок запропонованого методу діагностики без урахування попередньої обробки та після неї.

Розрахунок кривої DET запропонованого методу без пост-обробки, зображеного на рисунку 2.12, повертає значення EER рівне 0,14%. Після використання пропонованої обробки посадки, ми отримали ідеальне значення EER, тобто 0%.

Середній час обчислення для перевірки зображення з розміром 232x280 пікселів і з використанням Matlab реалізації складає близько 0,5 секунди.

Алгоритм розпізнавання біомедичних зображень з використанням спектрального аналізу

Інший підхід до вирішення проблеми розпізнавання біомедичних зображень запропонувала корпорація Fujitsu.

Зображення, що використовується у даній технології розпізнавання, є зазвичай більш-менш монотонні, оскільки даний метод використовується в основному для дослідження ділянок однорідних тканин. Раптова зміна спектральних характеристик є сигналом до визначення природи даної невідповідності. Оскільки кожна людина має власну внутрішню структуру,

варто проводити еталонні сканування для формування поправок до бази, що зменшить імовірність хибного спрацювання. Алгоритм також передбачає врахування позиції точки, що обробляється відносно усього зображення, а також відносно інших об'єктів на зображенні. Адже, мозкова рідина має темне забарвлення на сканованому зображенні, та це ще не означає, що знайдено порушення. Таким чином важливо враховувати не тільки об'єкт, що обробляється, а й об'єкти, що знаходяться поряд [13, 14].

Патент на винахід для розпізнавання біомедичних зображень за спектральними властивостями було представлено в 1987 році Джозефом Райсом у 1987 у Великобританії. Перший прилад для визначення пошкоджень цілісності тканини організму був представлений компанією Advanced Biometrics Inc в США в 1997 році, а в 2003 році вдосконалені безконтактні пристрої були випущені компанією Fujitsu в Японії. Безконтактні системи розпізнавання біомедичних зображень були встановлені у японських медичних інститутах в 2004 році для підтвердження диференційного діагнозу клієнтів. Це було перше масове застосування в Японії, де велика густина населення вимагає високої швидкодії [16].

Маючи велику площу та складну картину розгалуження судин, що є найбільш широко використовуваними об'єктами дослідження за допомогою спектрального аналізу, область долоні є кращим вибором для процедури розпізнавання. Інші частини тіла також доступні, але через занурення кровоносних судин процес отримання зображення є часто більш складним. Точність підвищується за рахунок фіксації об'єкта до датчика, щоб підтримувати швидкість захоплення, чіткість зображення і зменшити простір пошуку для порівняння в разі недостатності інформації для ідентифікації.

Важливою перевагою долоні перед іншими ділянками організму є те, що на ній природно відсутнє волосся, таким чином виключаючи появу додаткових завад у процесі розпізнавання. На рисунку 2.4 зображена діаграма поглинання тканиною різних спектрів випромінювання в залежності від насиченості тканини гемоглобіном.

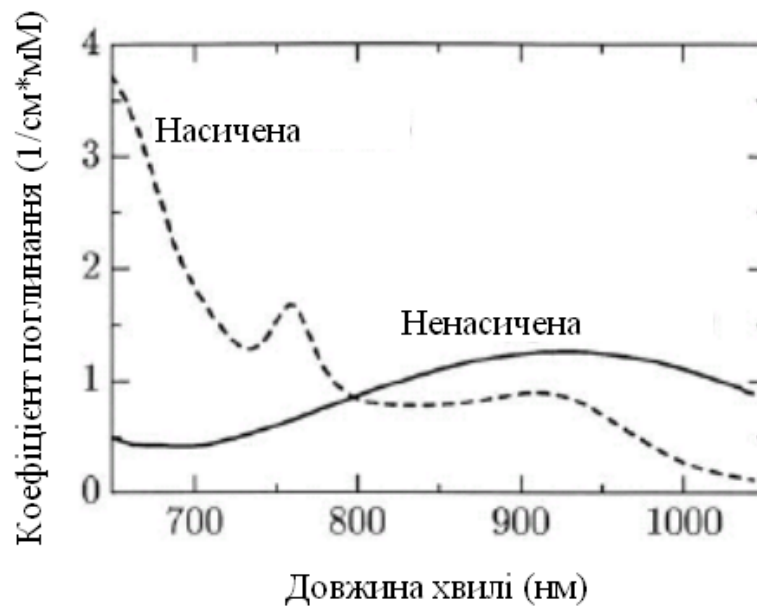


Рисунок 2.4 – Поглинання спектру гемоглобіном за кисневим насиченням

Технологія розпізнавання біомедичних зображень базується на ближній ІЧ-спектроскопії (NIRS) зображень, а також була розроблена на основі вимірів у природних умовах протягом останніх 10 років (Kim, і Лю Ся 2005). Тобто, картини в підшкірній клітковині, отримані за допомогою ближній ІЧ-променів [15, 17].

Принцип сканування зображення легко зрозуміти, думаючи про тіло, як каламутне озеро. Ближній ІЧ-промінь висвітлював тіло проникає в поверхню, і відбитий світло розсіюється по всьому організму і тікає на вулицю. Однак світло в жилах не може поширюватись, оскільки промінь був поглинений.

Це означає, що частини, в яких лежать вени з'являться темніше, ніж інші частини [17].

Проте даний метод застосовується також і в інших сферах, наприклад при дослідженні печінки та селезінки за допомогою УЗД. Завдяки однорідності тканини можливо цілком вірно зробити висновок про природу аномалії, отриманої на зображенні, лише за визначенням зміни спектральних коефіцієнтів в різних частинах та надавши деяку інформацію про розгалуженість захворювання. Кров транспортує кисень за допомогою

гемоглобіну, що міститься в ньому. Гемоглобін стає насичений киснем, коли кисень надається йому у легенях, і він втрачає кисень, коли віддає його до периферичних судин в організмі. Коротше кажучи, артерії містять гемоглобін, насичений киснем і вени містять венозну кров, гемоглобін якої ненасичений киснем. Два типи гемоглобіну, мають різні спектри поглинання (Рей, Соре, Дельпі, Уайат і Рейнольдса 1988; Коп-1991). Венозна гемоглобіну, зокрема, поглинає світло з довжиною хвилі близько 760 нм у ближній ІЧ-області (рисунок 2.4). На рисунку 2.5 зображено селезінку з вираженою мієломою, яку було успішно діагностовано за допомогою методу спектрального аналізу. На зображенні чітко видно переходи від більш яскравих зон до темніших. Після цього біло локалізовано поширення захворювання, та виділено контуром, як показано на зображенні ліворуч.

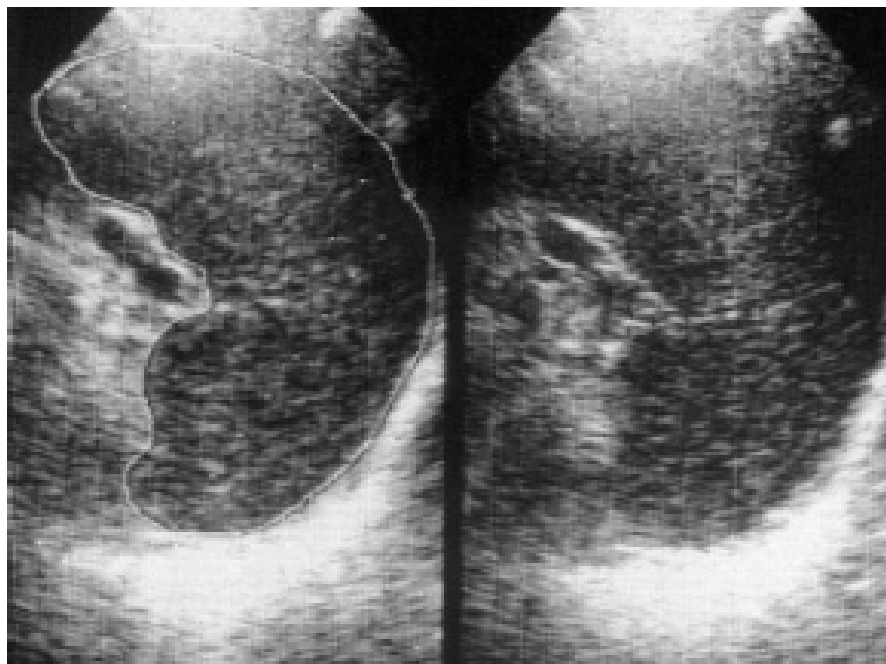


Рисунок 2.5 – Ехограма селезінки з вираженою мієломою

В дійсності обидва із наведених вище алгоритмів мають високу швидкодію, проте використовуються в обмежених областях. Використовуючи спектральний аналіз неможливо охарактеризувати зображення складного об'єкту, отриманого за допомогою ОКТ в той час, як контурний є непридатним

для роботи з МРТ. Саме тому оптимальним було вирішено застосовувати комбінований метод, в якому перевага першому чи другому надається в залежності від поданих користувачем вхідних даних. В даному випадку виключне використання лише одного з методів відкинуте для підвищення точності діагностики.

2.3 Алгоритми попередньої обробки зображень

Комп'ютерна обробка зображень можлива після перетворення сигналу зображення з безперервної форми в цифрову форму. Ефективність обробки залежить від адекватності моделі, що описує зображення, необхідної для розробки алгоритмів обробки. При цьому необхідно враховувати вплив передавальною і приймальною систем і каналу зв'язку на сигнал зображення. Модель зображення представляє систему функцій, що описують істотні характеристики зображення: функцію яскравості, що відображає зміна яскравості в площині зображення, просторові спектри і спектральні інтенсивності зображень, функції автокореляції [18]. Канал зображення містить оптичну систему, оптико-електричний перетворювач, пристрій аналого-цифрового перетворення (АЦП) і цифрової обробки сигналів зображення. У загальному випадку безперервне зображення може бути представлене функцією п'яти аргументів: трьох просторових координат, часу та довжини хвилі електромагнітного випромінювання. Спрощення моделі просторово-часових сигналів у певному діапазоні хвиль $f(x, y, z, t, \lambda)$ призводять до моделей просторово-частотного сигналу $f(x, y, z)$, часового сигналу $f(t)$. Тут x, y, z – просторові координати, t – час, λ – довжина хвилі електромагнітного випромінювання.

При обробці зображень широко використовується аналіз спектрів зображень. Спектр зображення отримують прямим двовимірним перетворенням Фур'є функції, що описує зображення [19]:

$$F(\omega_x, \omega_y) = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} f(x, y) \exp(-i(\omega_x x + \omega_y y)) dx dy, \quad (2.4)$$

де ω_x, ω_y – просторові частоти.

Функція $\exp(-i(\omega_x x + \omega_y y))$ при фіксованих значеннях просторових частот описує плоску хвилю в площині зображення (x, y) . Формула (2.4) пов'язує речову функцію, що описує яскравість зображення $f(x, y)$ з комплексною функцією частоти - спектром зображення.

$$F(\omega_x, \omega_y) = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} f(x, y) \cos(\omega_x x + \omega_y y) dx dy + \\ + i \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} (-f(x, y)) \sin(\omega_x x + \omega_y y) dx dy = Re(\omega_x, \omega_y) + i Im(\omega_x, \omega_y) \quad (2.5)$$

де $Re(\omega_x, \omega_y)$ – реальна частина спектру, $Im(\omega_x, \omega_y)$ – уявна.

Зворотнє перетворення Фур'є дозволяє відновити зображення за його спектру:

$$f(x, y) = (1 / 4\pi^2) \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} F(\omega_x, \omega_y) \exp(i(\omega_x x + \omega_y y)) d\omega_x d\omega_y. \quad (2.6)$$

Спектральна інтенсивність зображення характеризує розподіл енергії по просторових частотах. Вона визначається як квадрат модуля спектра зображення:

$$S(\omega_x, \omega_y) = Re(\omega_x, \omega_y)^2 + Im(\omega_x, \omega_y)^2 = F^2(\omega_x, \omega_y). \quad (2.7)$$

Для її назви використовуються терміни спектральна щільність і енергетичний спектр. Енергія зображення визначається як інтеграл енергетичного спектру по просторовим частотам [19, 20]. Відповідно до теореми Парсеваля енергія зображення може бути обчислена відповідно до (2.8)

$$\int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} f^2(x, y) dx dy = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} |F(\omega_x, \omega_y)|^2 d\omega_x d\omega_y. \quad (2.8)$$

Імовірнісні моделі зображень широко використовуються для опису зображень. Зображення в цьому випадку розглядається як випадкова функція просторових координат (x, y) і часу t . Випадковий процес називається стаціонарним в широкому сенсі, якщо він має постійні значення математичного сподівання і дисперсії, а його автокореляційна функція залежить не від координат, а від їх різниць (зрушення) [21]. Випадковий процес називається стаціонарним у вузькому сенсі, якщо його n -мірна щільність розподілу ймовірностей інваріантна до зрушення. У цьому випадку не залежать від часу і моменти більш високого порядку, зокрема, асиметрія і ексцес. Випадковий процес описується щільністю ймовірності розподілу яскравості в зображенні по просторових координатах для деякого фіксованого моменту часу t $p(x, y)$.

Відповідно до визначення математичне сподівання (середнє значення) стаціонарного процесу в широкому сенсі

$$Mf = \xi = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} f(x, y) p(x, y) dx dy = \text{const}. \quad (2.9)$$

Дисперсія:

$$Df = \sigma^2 = E(f(x, y) - \xi)^2 = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} (f(x, y) - \xi)^2 p(x, y) dx dy = \text{const}. \quad (2.10)$$

Функція автокореляції обчислюється відповідно до (2.10):

$$R(\tau_x, \tau_y) = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} f(x, y) f(x - \tau_x, y - \tau_y) dx dy, \quad (2.11)$$

де τ_x, τ_y задають зсуви зображення по відповідним осям координат. Для дійсної функції f автокореляційна функція є дійсною і парною [20-22].

Спектр двовимірної автокореляційної функції зображення (пряме перетворення Фур'є автокореляційної функції) дорівнює енергетичного спектру зображення (спектральної щільності потужності) по визначенню

$$S(\omega_x, \omega_y) = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} R(\tau_x, \tau_y) \exp(-i(\omega_x \tau_x + \omega_y \tau_y)) d\tau_x d\tau_y. \quad (2.12)$$

Стаціонарний випадковий процес називається Ергодична, якщо будь-яка його ймовірнісна характеристика може бути отримана з однієї реалізації шляхом усереднення за часом. При цьому середнє за часом дорівнює середньому по ансамблю реалізацій. Властивість ергодичності використовується при оцінці імовірнісних характеристик зображень [22].

2.4 Оптимізація зображень

У комп'ютерних системах вихідні зображення і результати обробки даних у вигляді зображення відображаються на екрані, при цьому одержувачем інформації є спостерігач. Процедуру, що забезпечує таке подання, називають візуалізацією. Бажано за допомогою обробки надати виводиться зображенню такі якості, завдяки яким його сприйняття людиною було б по можливості комфортним [30]. Часто буває корисним підкреслити, посилити якісь властивості спостережуваної картини з метою поліпшення її суб'єктивного сприйняття.

Слабкий контраст - найбільш поширене властивість ТБ і ІК зображень, обумовлене умовами спостереження, обмеженням діапазону відтворюваних яскравостей та ін.. Завдання контрастування пов'язане також і з поліпшенням узгодження динамічного діапазону зображення і екрану, на якому виконується візуалізація. Якщо для цифрового представлення кожного відліку зображення відводиться 1 байт (8 біт) запам'ятовуючого пристрою, то вхідний або вихідний сигнали можуть приймати одне з 256 значень. Як робочий будемо

використовувати діапазон значень сигналу $[0,255]$; при цьому значення 0 відповідає при візуалізації рівнем чорного, а значення 255 - рівню білого. Припустимо, що мінімальна та максимальна яскравості вхідного зображення дорівнюють $f_{\min}$ і $f_{\max}$ відповідно. Якщо ці параметри або один з них істотно відрізняються від граничних значень яскравості діапазону, то візуалізована картина виглядає або як темна, або як ненасичена, незручна, втомлюють при спостереженні. Приклад такого подання наведено на рис. 2.6,а.

При лінійному контрастування використовується лінійне поелементне перетворення виду:

$$g(n, m) = af(n, m) + b. \quad (2.13)$$

$$g = \frac{f - f_{\min}}{f_{\max} - f_{\min}} (g_{\max} - g_{\min}) + g_{\min}. \quad (2.14)$$



а)



б)

Рис. 2.6 – Вихідне зображення та результат авто-контрастування

Порівняння двох зображень свідчить про значно кращому візуальному якості обробленого зображення. Поліпшення пов'язано з уявленням зображення після контрастування в повному динамічному діапазоні сигналу

Поелементне перетворення зображення, що дозволяє сформувати негатив вихідного зображення, виконується відповідно до рівняння:

$$g(n,m)=(2^L-1)-f(m,n). \quad (2.15)$$

Таке перетворення дозволяє підвищити розрізнення білих і сірих деталей на темному фоні. Ця процедура може бути також пов'язана, наприклад, із синтезом кольорових текстурних зображень для формування сигналу насиченості при відомому сигналі яскравості. Таке застосування засноване на тому, що чим вище яскравість сигналу, тим менше насиченість внаслідок більш широкого діапазону спектру відбитого випромінювання. Ілюстрацією такої відповідності служить рисунок 2.7, на якому представлені зображення негативу яскравості і насиченості, відповідні одному і тому ж зображенню, одержаному при натурні зйомки.



Рисунок 2.7 – Зображення негативу сигналу яскравості та його насичення

До степеневих перетворень яскравості відносяться перетворення виду:

$$g(n,m)=c(f(n,m)+f_0)^\gamma,$$

де c , f_0 , и γ – невід'ємні константи.



Рисунок 2.8 – Приклад гама-корекції: вихідне зображення та перетворене

Одним з найбільш часто застосовуваних в обробці зображень є перетворення, зване гамма-корекцією. Приклад застосування гамма-корекції зі значеннями параметрів перетворення $c = 1$, $f_0 = 0$, $\gamma=0$, представлені на рисунку 2.8.

3. ПРОЕКТУВАННЯ І РОЗРОБКА КОМП'ЮТЕРНОЇ СИСТЕМИ РОЗПІЗНАВАННЯ МЕДИЧНИХ ЗОБРАЖЕНЬ

Розпізнавання зображень у око-процесорних системах

При створенні сучасних систем технічного зору надзвичайно важливою є задача ефективного і якісного розпізнавання зображень в реальному часі [1].

Більше 80% всієї інформації людина отримує через зір [18]. Тому обробка та розпізнавання зображень широко використовуються в різних галузях науки та техніки. Наприклад, в медицині та біології, в робототехніці при аналізі сцен, в контролі матеріалів та середовищ, прикладних задачах фізики, соціології та економіки, в психології (зорового) сприйняття, криміналістиці та інших [12-14].

Проблема розпізнавання зображень носить явно виражений комплексний ієрархічний характер і включає ряд основних етапів [21]:

- прийняття поля зору;
- передобробку вхідної інформації;
- сегментацію вхідної інформації;
- формалізацію виділених об'єктів;
- безпосередній опис та класифікацію ОР.

Універсальним засобом апаратної обробки з підвищеною адаптацією до інформаційної задачі є око-процесор. Для виконання обробки даних, розпізнавання, класифікації образів та ідентифікації в око-процесорній системі можна використати процесор для моделювання нейрона.

При вирішенні багатьох завдань розпізнавання зразків, аналізу і синтезу систем обробки сигналів і зображень, завдань створення адаптивних антенних ґрат часто виникає необхідність виконання операцій лінійної алгебри над зображеннями, що задаються у вигляді матриць [32]. Зокрема, при розробці моделі асоціативної вибірки з пам'яті в нейронних мережах використовуються такі операції, як накопичення матриць – результатів зовнішніх добутків

векторів при навчанні, елементи яких з урахуванням вибраної системи кодування можуть мати позитивні і негативні значення; порогова обробка елементів матриці, сформованої в результаті накопичення [33]. При реалізації високопродуктивних пристроїв перемножування знакозмінних матриць переважно використовувати тимчасову інтеграцію часткових добутків [34], що приводить до необхідності виконання операції складання знакозмінних матриць, для реалізації якої в даний час не існує ефективних технічних рішень.

Найбільш глибокі дослідження принципів побудови цифрових паралельних пристроїв для складання позитивних матриць (багаторівневих зображень), що включають розгляд впливу форми представлення числа в двійковій системі числення (рядкове, стекове і символічне кодування) на ефективність структури процесора, приведені в [35].

Відомі наукові школи, такі як Київська, Вінницька, Пензенська та Мінська, займаються розробкою та побудовою пристроїв розпізнавання зображень з виділенням ознак [36].

Новим напрямком може бути формування сукупної ознаки, яка формується з набору великої кількості неявно виражених ознак, як це відбувається, наприклад, в людському мозку, що сприймає велику кількість інформації від різних органів чуттів.

Одна з відомих структур, яка за принципом роботи найбільш відповідає людській системі розпізнавання об'єктів, повинна враховувати не тільки зовнішні ознаки об'єктів, але й всі характеристичні параметри навколишнього середовища: джерело світла, наявність конкретної точки освітленості (бачення) та ін., а також застосовність того або іншого засобу аналізу до кожного конкретного об'єкта, що потребує великої кількості ознак. Таким чином, необхідно не тільки виконувати обробку сигналів, що надходять до пристрою, але й формувати сигнали однакового типу, наприклад, всю інформацію перетворювати на логіко – часові функції [36].

З цього випливає, що блок – схема пристрою око – процесорного типу повинна мати три основні блоки:

блок сприйняття інформації та її первинної обробки;

блок формування системи ознак зображення;

прийняття рішення про тип зображення (розпізнавання).

В рамках наукової школи професора Кожем'яки В.П. (ВНТУ) була розроблена структурна блок – схема пристрою око – процесорного типу, яка має наступний вигляд (рисунок 2.9) [36].

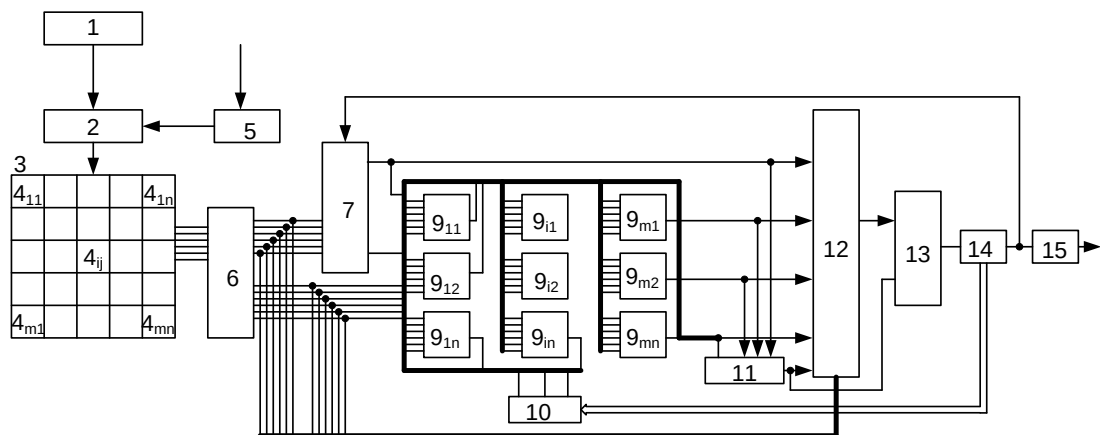


Рисунок 3.1 – Пристрій око – процесорного типу

На рисунку 3.1 прийнято такі позначення:

1 – блок проектування зображення; 2 – оптичний затвор; 3 – фотоелектричний перетворювач; 4 – фотоприймальні комірки матриці; 5 – формувач керуючого імпульсу; 6 – блок перетворення сигналів на ЛЧФ та розподілу їх за якісними характеристиками; 7 – аналізатор інформації; 8 – синтезатор-генератор ознак; 9 – функціонально – інтегральний синтезатор; 10 – блок перекомутації; 11 – блок формування ключової функції ("ключ" – функції); 12 – блок динамічної пам'яті еталонних логіко – часових функцій із системою формування бази еталонних знань та вибору зразків еталонів; 13 – схема порівняння; 14 – аналізатор неспівпадання сигналів; 15 – блок формування типу зображення.

Цей пристрій базується на використанні нового методу квантових перетворень за ознаками (KVP – перетворень), а сам він є KVP – перетворювачем, який здатний виконувати розпізнавання об'єктів з вдосконаленням та еволюціонуванням бази знань [36].

Слід відмітити, що цей пристрій є самоналагоджувальним, що дозволяє виконувати перебудову ієрархічної структури для забезпечення достатності виділення ознак для кожного конкретного об'єкта.

Розробка комп'ютеризованої системи обробки біомедичних зображень

На відміну від існуючих сьогодні систем розпізнавання зображень, розроблюваний пристрій орієнтовано на використання у різних сучасних приладах діагностики, тобто дана система представляє собою модульну модель. В загальному вигляді структура розроблюваної системи має такі основні функціональні елементи: пристрій зчитування – призначений для введення інформації до пристрою; операційна пам'ять – використовується для збереження інформації, що обробляється та завантаженого еталону; постійна пам'ять – тут знаходиться еталонна база та основний алгоритм системи; процесор – виконує оптимізацію зображення та власне розпізнавання; пристрій виведення – де оператор отримує результат роботи системи у вигляді обробленого зображення з необхідними відмітками; пристрій керування – на якому оператор встановлює параметри розпізнавання. Загальна схема автоматизованої системи розпізнавання наведено на рисунку 3. 2.

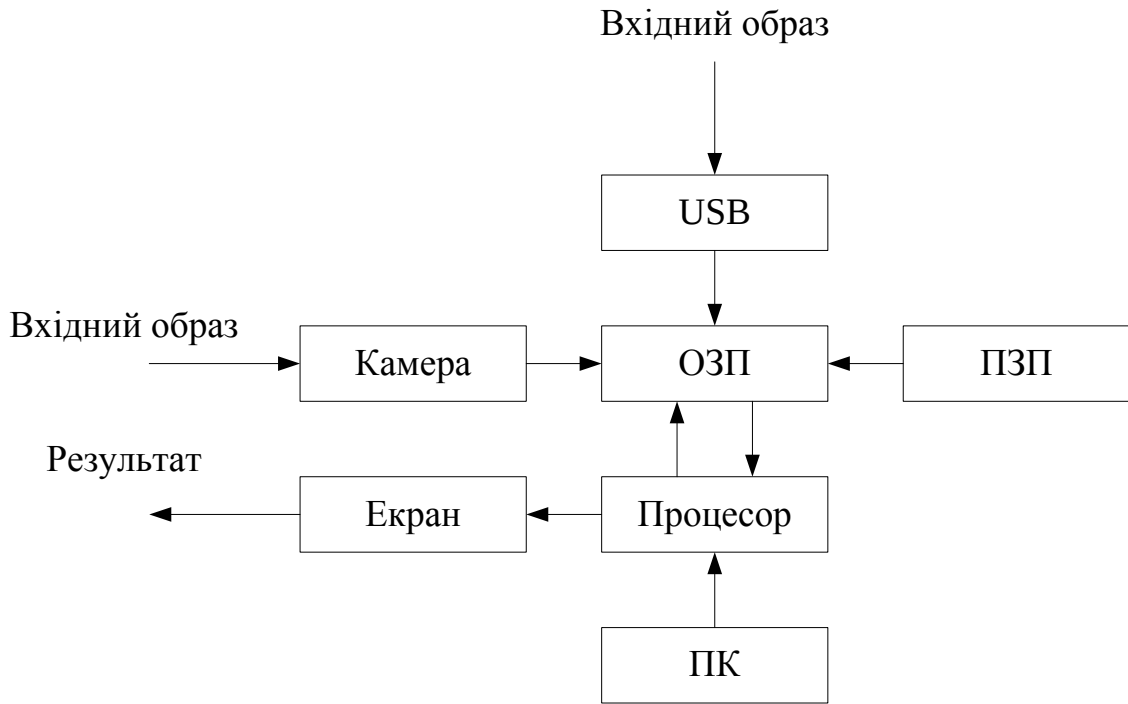


Рисунок 3.2 – Структурна схема автоматизованої системи розпізнавання біомедичних зображень

Наявність двох вхідних інтерфейсів у системі дозволяє використовувати її в якості доповнення до вже існуючих засобів діагностики, а також самостійно, як апарат розпізнавання. Тому для такої системи необхідно два інтерфейси прийому даних для подальшої обробки. У першому випадку було обрано використання інтерфейсу USB за рахунок його поширеності серед різноманітних приладів. Це дозволить отримати зображення внутрішньої структури організму, наприклад, з КТ або МРТ томографа, рентгенівський знімок тощо. Хоча подібні системи вже мають внутрішні системи оптимізації зображень, вони призначені лише для покращення сприйняття отриманого зображення або для виділення особливих ділянок. Саме тому розроблювана система є необхідним доповненням до таких систем, оскільки вона забезпечить миттєву локалізацію пошкоджень. Для безпосереднього отримання зображення з об'єкту прийнято рішення застосувати цифрову фоточутливу матрицю. Спектрально розділене у часі зображення зразка

покадрово проектується у площину реєстрації “зорового” сенсора на основі монохроматичної матриці LUPA 1300 (CYILSM1300AA-GDC, Cypress).

Матрицю сенсора виготовлено за технологією КМОН (0,50 мкм), її максимальна роздільна здатність становить 1280×1024 пікс. (режим SXGA), спектральний діапазон – $400 \div 1000$ нм, оптичний формат 1,43" ($17,9\text{мм} \times 14,3\text{мм}$). Відмінною особливістю даної матриці, яка здатна працювати у “зоровому” режимі, є наявність паралельного виведення зображення (з 16 паралельних виходів виводиться інформація з частотою до 40 МГц). Це забезпечує необхідний час зчитування кадрів, зокрема для роздільної здатності 640×480 пікс. максимальна частота становить 1733 кадрів/сек, що дає можливість робити при цьому 86-кратне усереднення результатів вимірювань у реальному часі. Схему електричну принципову матриці сенсора наведено у додатку В. Для забезпечення коефіцієнта лінійності пропускання світла на рівні 0,9 (λ_1 , λ_2) пропонується застосування фільтра D263 (Cypress). Застосування у сенсорі матриці “зорового” типу дозволяє реалізувати систему без блока захоплювача кадрів.

У блоці пам'яті, перетворення та оброблення сенсора застосовується спеціалізований 14-разрядний АЦП ADS5546 (Texas Instruments) із можливістю паралельного виведення КМОН-сигналів із частотою 190 млн. вибірок у секунду, що має паралельне виведення коду за переднім і заднім фронтами синхросигналу.

З метою мінімізації габаритів пристрою в якості інформаційного сховища було обрано SSD накопичувач, який одночасно можна застосувати в якості оперативного запам'ятовуючого пристрою. Таким чином один модуль виконує декілька функцій, що підвищує надійність пристрою. В якості пристрою обробки застосовується багатоядерний ARM процесор. Це дозволить виконувати декілька операцій паралельно, що прискорить процес обробки зображення за оптимізованим алгоритмом та дозволить виконувати одночасно контурний та спектральний аналізи. Пристрій виведення реалізовано у вигляді TFT матриці з роздільною здатністю 1280×1024 точок.

Матриця оснащена ємнісними чутливими елементами, що робить її також пристроєм керування.

Детальні характеристики системи:

процесор ARM A5: 2x1.6 ГГц;

ЗП – SSD 8 Гб;

ЗП – SSD 128 Мб;

інтерфейс введення – оптичний, USB;

інтерфейс виведення – TFT.

Завдяки обраним компонентам дану систему можна розмістити у габаритах 200x150x15 мм, що робить її досить зручною та мобільною. В межах одного приміщення вона може використовуватись по чергово на декількох системах.

Розробка програмного забезпечення

У додатку Б наведено спрощену блок-схему алгоритму роботи системи розпізнавання, який базується на використанні методів спектрального та контурного аналізу. Алгоритм має лінійну послідовність, але при цьому в процесах оптимізації та власне розпізнавання використовується паралелізм, що дозволяє прискорити виконання поставленої задачі.

Вершина 1 ініціює алгоритм розпізнавання. Вершина 2 відображає введення параметрів оператором, які визначають тип введеного зображення та область розпізнавання. Це дозволить системі визначити, за якими показниками виконувати розпізнавання для того чи іншого зображення. Вершина 3 – введення зображення. Даний крок виконується системою автоматично. При підключення до USB інтерфейсу іншої системи, даний пристрій очікує прийому зображення, інакше ж зображення отримується при його фіксації за допомогою камери.

Даний процес виконується автоматично, тобто система здатна самостійно визначити інтерфейс зчитування. Вершина 4 відображає ряд процесів оптимізації зображення, зокрема дискретизація, сегментація, бінаризація тощо. В результаті із вхідного зображення система отримує декілька нових масивів, що пройшли через різні фільтри цифрової обробки. Кожне із нових зображень обробляється окремо і незалежно від інших. Обробка зображень представляє собою циклічний процес, який відкриває вершина 5. Суть циклу полягає у послідовній вибірці масивів, отриманих в результаті оптимізації. В залежності від методу оптимізації використовуються різні алгоритми розпізнавання, які ілюструють вершини 6 і 7. Для бінаризованого масиву зображення використовується виключно контурний аналіз, оскільки спектральний вже не є прийнятним, в той час як сегментоване зображення використовує обидва методи. Для кожного із масивів формується свій результат розпізнавання, після чого отримані на кожному окремому зображенні дані з співставляються між собою (вершина 8) і на вхідне зображення наносяться відповідні відмітки щодо результату розпізнавання у вигляді контуру аномального, за результатами роботи системи, утворення. В такому вигляді зображення подається на пристрій виведення (вершина 9), після чого система переходить до завершення роботи і одразу ж після цього розпочинає процес повторно. Таким чином можливо безперервно спостерігати за процесами розпізнавання на динамічному зображенні із частотою близько 3 кадрів/сек.

Для програмної реалізації алгоритму було вирішено використати мову програмування C. Це пояснюється тим, що дана мова не потребує сторонніх середовищ розробки, таких як “.NET Framework” або будь-яких інших. Усі бібліотеки було включено у саму програму під час її компіляції, що дозволяє встановити її на будь-яку обчислювальну систему без додаткових компонентів. Більш того, таке рішення дозволяє заощадити системні ресурси та підвищити продуктивність даної системи. Лістинг програми, що реалізує роботу даного алгоритму, представлено у додатку В.

Ще однією важливою перевагою даної системи є те, що вона працює на базі Unix-подібної системи, з якої виключено усі компоненти, що не використовуються для поставленої задачі. Завдяки оптимізованій операційній системі програмна частина не займає багато пам'яті ПЗП і залишає простір для збереження бази еталонних зображень. Також така конфігурація програмного середовища дозволяє максимізувати швидкодію на обраному обладнанні.

У таблиці 3.1 наведено порівняльну характеристику роботи розроблюваної системи з існуючими аналогами. При оцінюванні якості роботи системи досліджувались такі параметри, як швидкодія, точність, застосовність до різних типів зображення. В якості вхідних зображень використовувались зображення, отримані Дані про існуючі аналоги взято із [9, 10, 24-26].

Таблиця 3.1 – Порівняльні характеристики аналогів та розробки

	Час зчит., с.	Оптиміз, с.	Розпізн, с.	Заг. час, с.	Похибка,	Адаптивність алг. розпізн.
УЗД						
КТ						МРТ
МРТ						КТ
Рентген						
Розробка						КТ, МРТ, УЗД, Рентген,

З таблиці видно, що в більшості випадків розроблювана система не поступається за швидкістю зчитування іншим, за виключенням рентгенівського зображення. Проте більш важливим є показник часу загальної обробки, що враховує зчитування та усі види обробки. Розроблювана система спроможна виконати усі необхідні дії всього за 0,35 секунди, чого цілком достатньо для обробки статичного зображення. Однак така система не придатна для обробки відеопотоку, але в більшості систем діагностики в цьому немає необхідності. Разом із тим система достатньо швидка, щоб обробляти

зображення, що надходять з будь-якої із вказаних систем в неперервному режимі та не викликати дискомфорту оператора під час роботи.

Важливо відмітити, що не всі системи сьогодні передбачають функцію розпізнавання. Наприклад, УЗД сканер не виконує із зображенням жодних операцій. В цьому випадку доцільно використати розроблювану систему для уточнення діагнозу або локалізації пошкоджень.

Точність розпізнавання розроблюваної системи майже вдвічі вища, ніж у існуючих систем. Це пояснюється оновленим алгоритмом, котрий хоч і складніший, ніж ті, що використовуються у сучасних КТ та МРТ томографах, завдяки використанню у системі двох'ядерного процесору вдалося досягти підвищення швидкодії під час розпізнавання.

Фактор адаптивності алгоритму до різних систем в даному випадку є вирішальним, оскільки система розробляється, як модульний пристрій, що виступає в ролі допоміжного інструменту в процесі діагностики.

Висновки до розділу 3

За результатами оцінки технологічного розвитку сучасних медичних систем та з урахуванням масштабів застосування комп'ютерних технологій при діагностиці та лікуванні було встановлено, що існує широка база для розвитку і вдосконалення біомедичних систем діагностики. Зокрема, більшість алгоритмів, що використовуються в автоматизованих системах, мають вузьку направленість. Такі системи хоча і забезпечують високу швидкість, вони не придатні для застосування в інших умовах.

На основі отриманих даних було розроблено автоматизовану систему, здатну виконувати розпізнавання біомедичних зображень різного типу завдяки вдосконаленому алгоритму, що базується на контурному аналізі. Так, за результатами дослідження роботи автоматизованої системи розпізнавання біомедичних зображень на предмет швидкодії та точності, було встановлено,

що дана система спроможна виконувати розпізнавання біомедичних зображень, отриманих різними засобами комп'ютерної діагностики без помітних втрат у швидкодії, але завдяки зменшенню часу зчитування вхідного зображення вдалося зменшити загальний час обробки зображення в порівнянні з відомими аналогами. Достовірність розпізнавання складає близько 98%, що є найкращим результатом серед розглянутих систем.

ВИСНОВКИ

В умовах розвитку сучасних технологій людство стрімкими темпами відкриває все нові області досліджень, нові підходи до розв'язання тих чи інших задач. Кількість інформації зростає і виникає потреба в обробці все більшого об'єму даних при зменшенні витрат часу. Умови сучасної діагностики дозволяють провести детальний огляд організму як ззовні, так і зсередини. Однак вони потребують допоміжних засобів для обробки отриманих даних, з метою поліпшення сприйняття отриманої інформації.

У бакалаврській кваліфікаційній роботі проведено аналіз основних алгоритмів обробки біомедичних зображень, що застосовуються в комп'ютерному аналізі та розроблено автоматизовану систему, що за вказаними параметрами здатна з певною мірою точності поставити діагноз за вхідним зображенням, використовуючи алгоритми розпізнавання, які базуються на спектральному та контурному аналізі. Описано принципи їх роботи, а також наведено основні переваги та недоліки кожного з методів. Проведено огляд основних задач розпізнавання зображень в біомедичній техніці, отриманих після сканування та наведено основні алгоритми попередньої обробки біомедичних зображень з метою їх оптимізації.

На основі проведеного аналізу представлених алгоритмів з урахуванням переваг та недоліків кожного з них, було запропоновано оптимальний алгоритм для даного класу задач та на його основі побудовано автоматизовану систему розпізнавання біомедичних зображень на оптоелектронній елементній базі. Проведені дослідження швидкодії та точності пристрою показали, що незважаючи на зниження швидкості розпізнавання біомедичного зображення, загальна швидкодія системи є вищою в порівнянні з багатьма сучасними засобами. При цьому достовірність розпізнавання досягає 98%, що є найвищим показником серед розглянутих систем

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Павлов С. В., Тужанський С. Є. [та ін.] Ефективність застосування лазерних технологій в медичній практиці. Оптико-електронні інформаційно-енергетичні технології. 2001. № 2. С. 120-123.
2. Біомедичні оптико-електронні інформаційні системи і апарати. Частина I: [навч. посібн.] / Петрук В. Г., Кожем'яко В. П., Павлов С. В., Готра 3. Ю. — Вінниця: УНІВЕРСУМ-Вінниця, 2001. — 165 с.
3. Strikland R. N., Kim Cheol-Sung, McDonnell William F. Luminance, hue, and saturation processing of digital color images. // SPIE. 1986. V. 697. Applications of Digital Image Processing IX . — p. 286
4. Haralick R.M. and oth. Textural features for image classification // IEEE Trans., 1973. V. SMC-3. — P. 610.
5. Uchiyama Toshio, Arbib Michael.A. Color image segmentation using competitive learning // IEEE T-PAMI, V. 16. № 12. — 1994. — P.1197-1206.
6. Пат. 23431А Україна, МКІ G06F 15/66, G06E 1/04. Цифровий паралельний процесор багаторівневих зображень: Пат. 23431А Україна, МКІ G06F 15/66, G06E 1/04 / Кожем'яко В.П., Буда А.Г., Мартинюк Т.Б., Заболотна Н.І., Ліщинська Л.Б., Шолота В.В. №96072786; Заявл. 11.07.96; Опубл. 31.08.98, Бюл. №4. 6 с.
7. Павловська Т.І. Цифрова обробка зображень: навч. посіб. Харків : ХНУРЕ, 2021. 144 с.
8. Ананченко Л.І. Комп'ютерні технології в медицині. Одеса : ОНМедУ, 2017. 124 с.
9. Хомяк І.С. Основи медичної інформатики. Львів : ЛНМУ, 2015. 180 с.
10. Медичні зображення: аналітика, обробка та моделювання: монографія / за ред. В.В. Підлісного. К. : Вид-во НАМН, 2021. 216 с.
11. Сонкін Д.Ю. Методи інтелектуального аналізу медичних зображень. К. : НАУ, 2020. 206 с.

12. Глушков В.М., Кузьменко Ю.І. Основи обробки медичних зображень. К. : Техніка, 2018. 272 с.
13. Gonzalez R.C., Woods R.E. Digital Image Processing. – 4th ed. – Pearson Education, 2018. 1168 p.
14. Russ J.C. The Image Processing Handbook. 7th ed. CRC Press, 2016. 1032 p.
15. Szeliski R. Computer Vision: Algorithms and Applications. 2nd ed. Springer, 2022. 812 p.
16. Dougherty G. Medical Image Processing: Techniques and Applications. – Springer, 2011. 459 p.
17. Pizer S.M., Morison N. Medical Image Display and Analysis. – Oxford : OUP, 2019. – 498 p.
18. OpenCV Documentation [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <https://docs.opencv.org/>
19. Flask Documentation [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <https://flask.palletsprojects.com/>
20. PyWebView: GUI for Python applications [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <https://pywebview.flowrl.com/>
21. NumPy Documentation [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <https://numpy.org/doc/>
22. Pillow Documentation [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <https://pillow.readthedocs.io/>
23. SciKit-Image Documentation [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <https://scikit-image.org/>
24. Sitnik R., Michonski J., Gora M. Polarization-based imaging systems for medical diagnostics // Journal of Biomedical Optics. – 2021. – Vol. 26(7). – P. 074001.
25. Ghosh N. Polarized Light in Biomedical Imaging and Sensing // Journal of Biophotonics. – 2020. – Vol. 13(3). – P. e201960026.
26. Yang Y., Zhou X. Deep Learning for Biomedical Image

Reconstruction: Techniques and Applications // IEEE Reviews in Biomedical Engineering. 2021. Vol. 14. P. 182–195.

27. Parashar A., Ganatra R. Role of Image Processing in Ultrasound Based Diagnosis // Journal of Medical Imaging and Health Informatics. 2020. Vol. 10(5). P. 1093–1101.

28. Maier A.K., Syben C. Medical Imaging Systems: An Overview and New Trends // Journal of Healthcare Engineering. 2018. Article ID 4765631.

29. Suri J.S. Review on deep learning in medical imaging // Journal of Healthcare Engineering. 2022. Article ID 9284207.

30. Mazurowski M.A., Buda M., Saha A. Deep learning in radiology: survey // Journal of Magnetic Resonance Imaging. 2019. Vol. 49(4). P. 939–954.

31. Litjens G., Kooi T. Deep learning in medical image analysis // Medical Image Analysis. 2017. Vol. 42. P. 60–88.

32. Reinhardt J.M., Goo J.M. Image quality and artifacts in CT and MR imaging. New York : Springer, 2020. 376 p.

33. Jain A.K. Fundamentals of Digital Image Processing. Prentice-Hall, 2020. 564 p.

34. Meijering E. Medical Image Processing: Past, Present, and Future // IEEE Pulse. 2020. Vol. 11(1). P. 24–36.

35. Korol O., Chumachenko D. Application of Neural Networks in Ultrasound Image Classification // Advances in Intelligent Systems and Computing. – 2021. Vol. 1258. P. 313–323.

ПРОТОКОЛ ПЕРЕВІРКИ КВАЛІФІКАЦІЙНОЇ РОБОТИ

Назва роботи: Комп'ютерна система обробки біомедичних зображень

Тип роботи: Бакалаврська кваліфікаційна робота

Підрозділ Кафедра БМІОЕС, ФІЕС, гр. КОІС-216

Коефіцієнт подібності текстових запозичень, виявлених у роботі
системою StrikePlagiarism 11%

Висновок щодо перевірки кваліфікаційної роботи (відмітити потрібне)

V Запозичення, виявлені у роботі, є законними і не містять ознак плагіату, фабрикації, фальсифікації. Роботу прийняти до захисту

☐ У роботі не виявлено ознак плагіату, фабрикації, фальсифікації, але надмірна кількість текстових запозичень та/або наявність типових розрахунків не дозволяють прийняти рішення про оригінальність та самостійність її виконання. Роботу направити на доопрацювання.

☐ У роботі виявлено ознаки плагіату та/або текстових маніпуляцій як спроб укриття плагіату, фабрикації, фальсифікації, що суперечить вимогам законодавства та нормам академічної доброчесності. Робота до захисту не приймається.

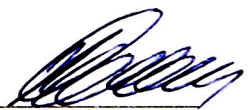
Експертна комісія:

Коваль Л.Г., зав. кафедри БМІОЕС

(прізвище, ініціали, посада)

Заболотна Н.І., проф. каф. БМІОЕС

(прізвище, ініціали, посада)



(підпис)



(підпис)

Особа, відповідальна за перевірку



(підпис)

Тужанський С.Є.

(прізвище, ініціали)

З висновком експертної комісії ознайомлений(-на)

Керівник

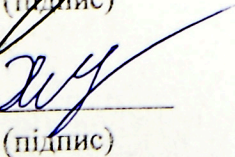


(підпис)

Тужанський С.Є., доцент каф. БМІОЕС

(прізвище, ініціали, посада)

Здобувач



(підпис)

Харчук В.С.

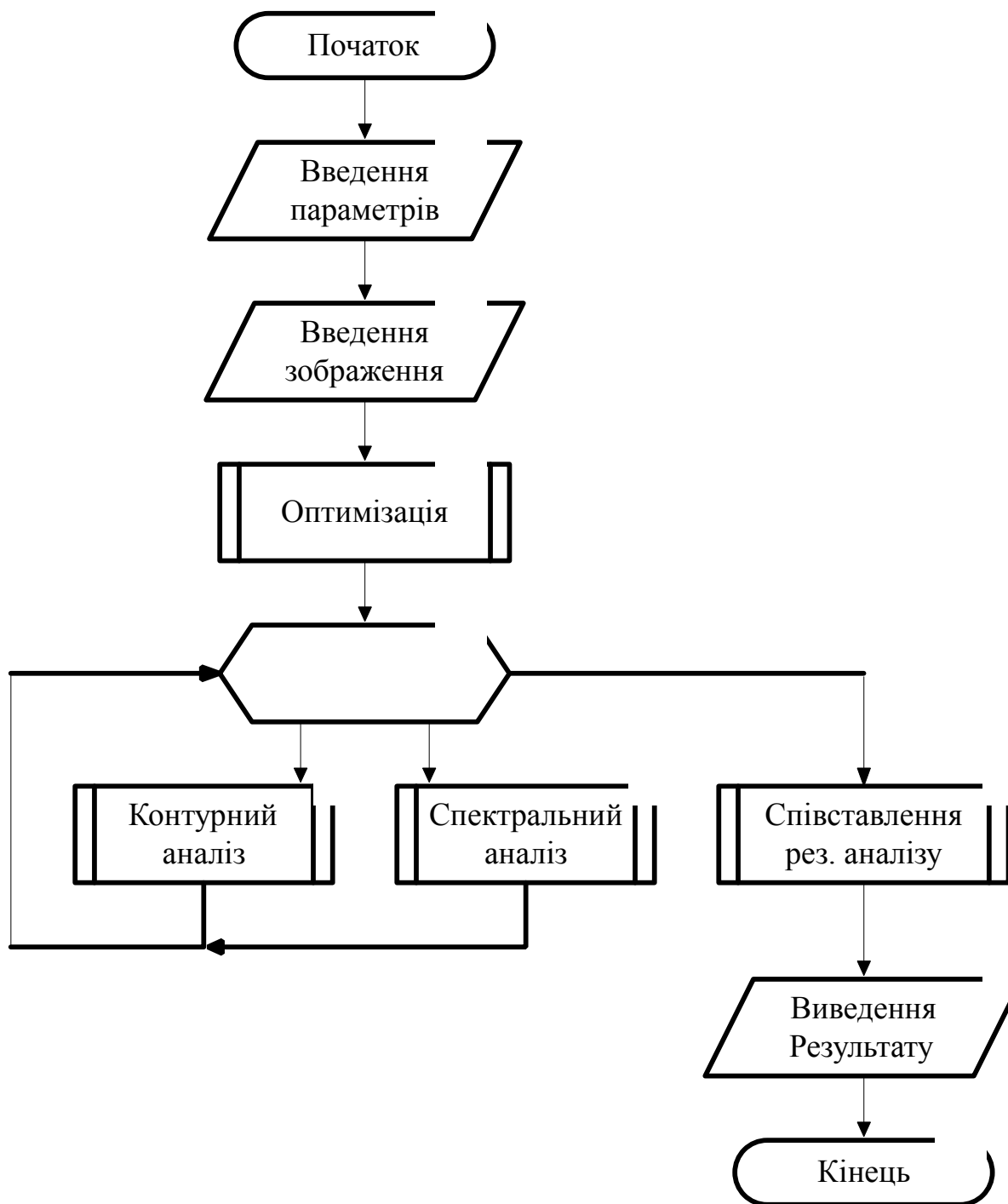
(прізвище, ініціали)

ГРАФІЧНА ЧАСТИНА

Додаток Б.1

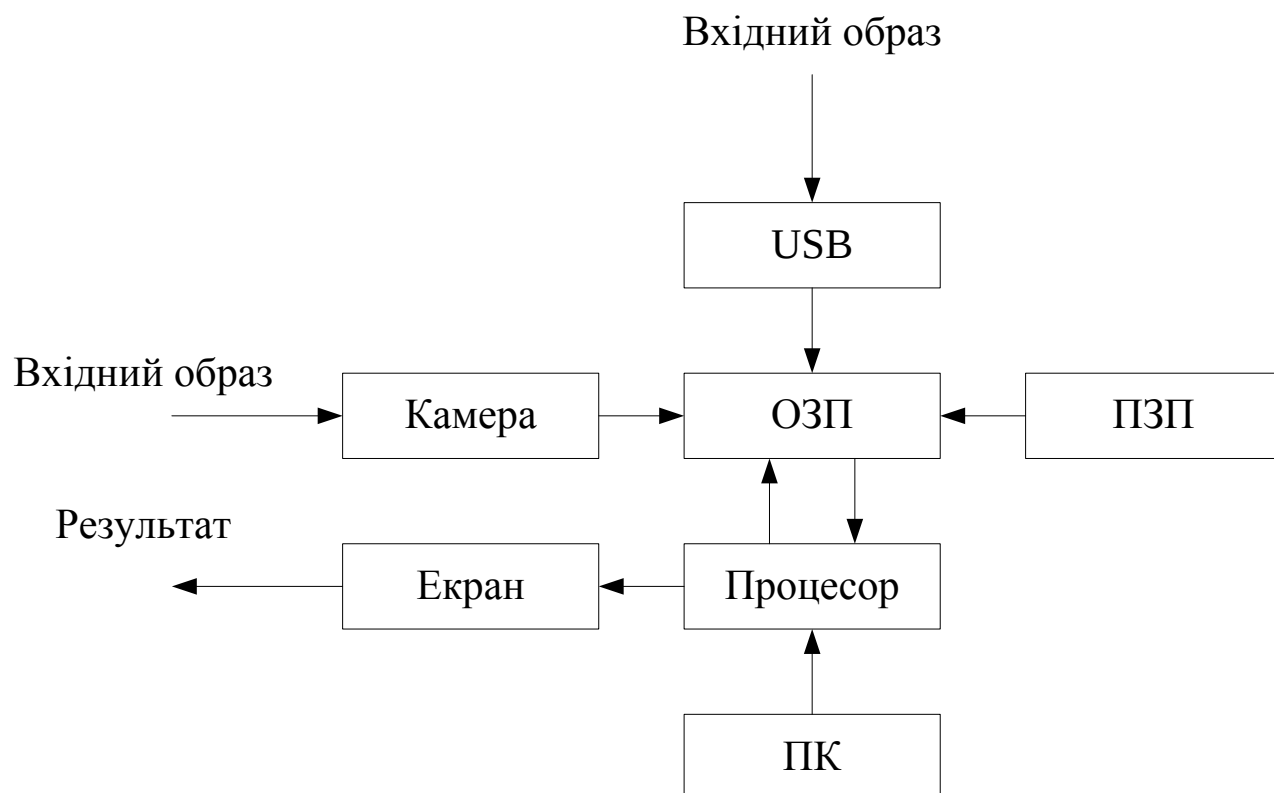
(обов'язковий)

Схема алгоритму автоматизованої системи розпізнавання біомедичних зображень



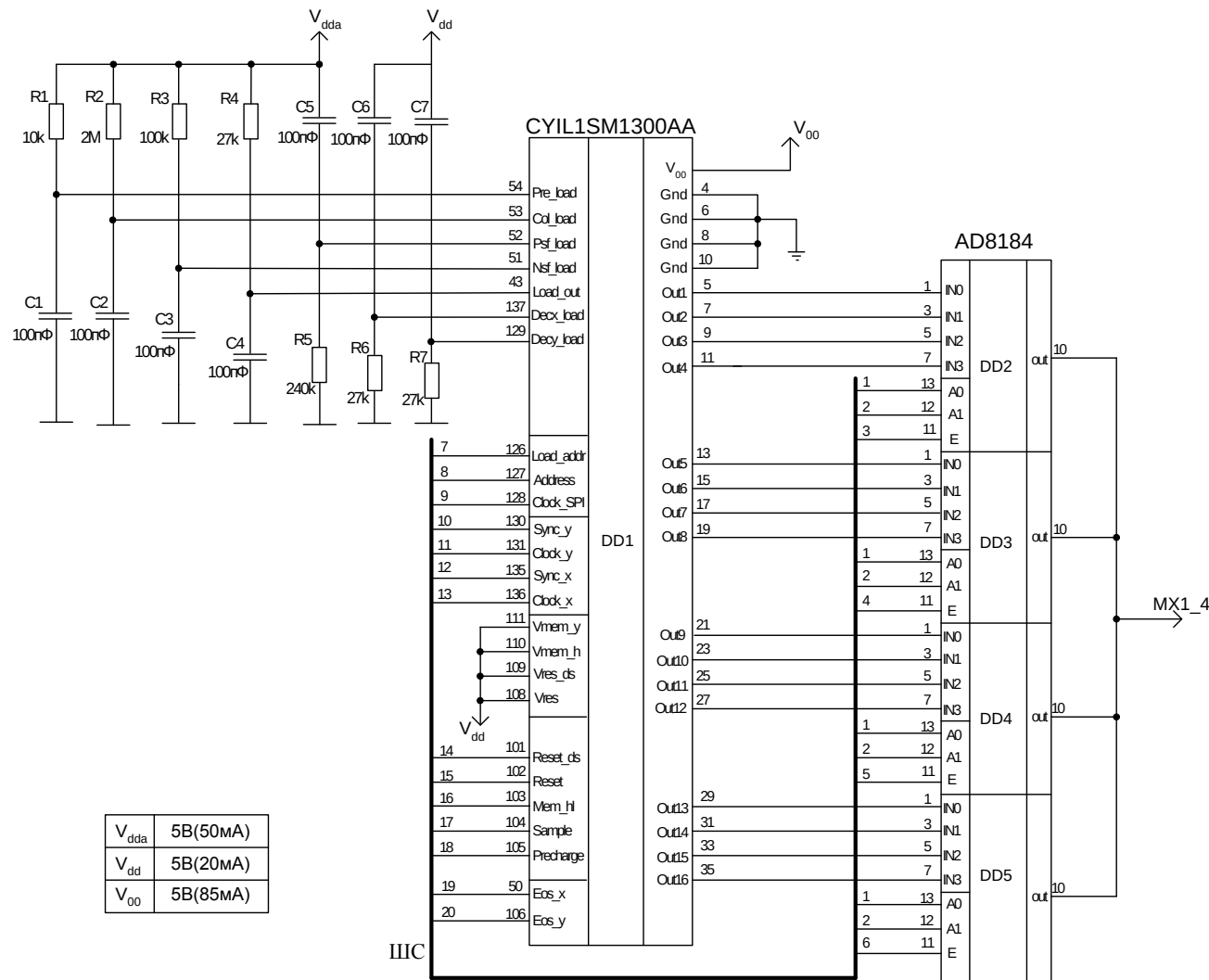
Додаток Б.2

Узагальнена структурна схема автоматизованої системи розпізнавання
біомедичних зображень



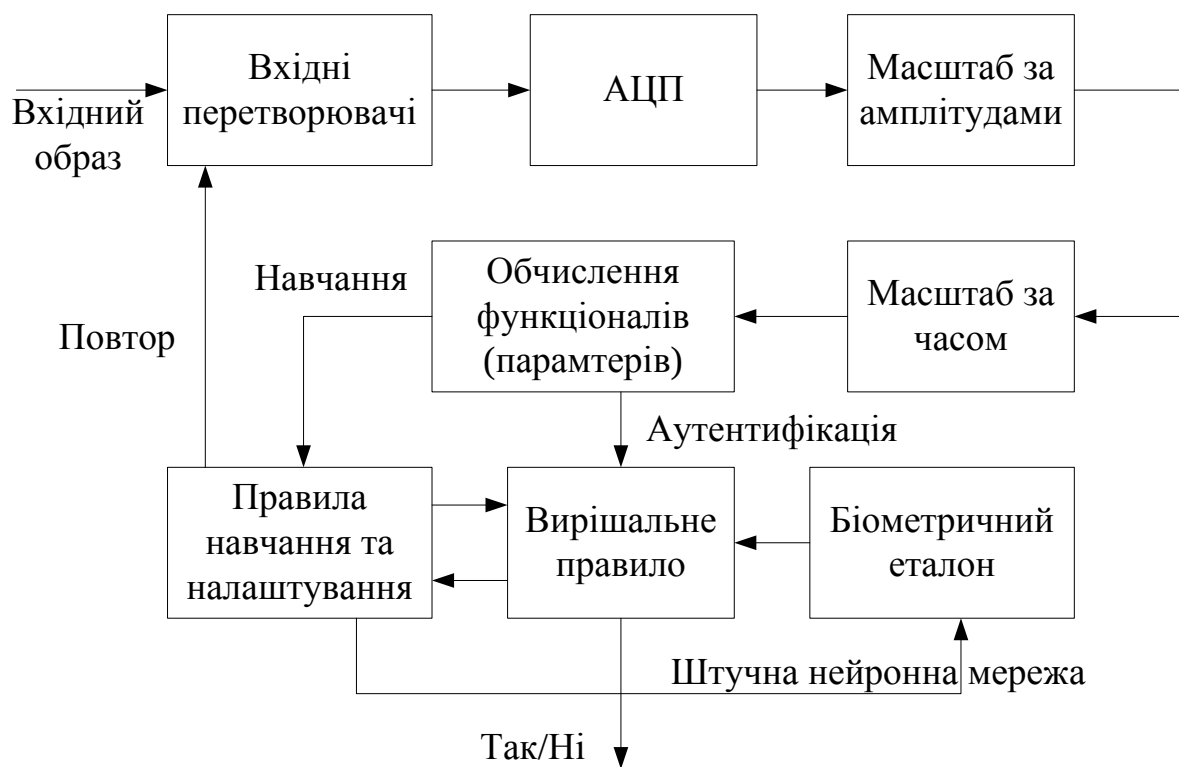
Додаток Б.3

Схема електрична принципова «зорового» сенсора ЛАВС-2



Додаток Б.4

Алгоритм роботи комп'ютерної системи розпізнавання зображень



Додаток В

Лістинг програми обробки зображень

```

#include <graphics.h>
#include <iostream.h>
#include <conio.h>
#include <stdio.h>
#include <graphics.h>
#include <string.h>
#include <math.h>
#include <stdlib.h>
struct InfoStr
{
    int FileID;
    long size;
    int res1;
    int res2;
    long Offset;
    long HeadSize;
    long Width;
    long Height;
    int NumPlans;
    int PixDept;
    long Compression;
    long BitmapSize;
    long HM;
    long VM;
    long Color;
    long BColor;
};
struct Palette
{
    unsigned char B;
    unsigned char G;
    unsigned char R;
    unsigned char Res;
};
int main()
{
    InfoStr Inf;
    Palette P[2];
    unsigned short Pix;
    unsigned char Mx[512][1536];
    unsigned short FF[2];
    unsigned char a[786432];
    int i=0,j=0;
    short z=1;
    clrscr();
    char Inn[12], Outn[15];
    cout << "Enter the input image name: ";
    cin >> Inn;
    for (i=0, i<Sizeof(Inn); i++)
        Outn[i]=Inn[i];
    Outn[i+1]=F;

```

```

    Outn[i+2]=i;
    Outn[i+3]=x;
    strcat(Inn, ".bmp");
    strcat(Outn, ".bmp");
    FILE *f=fopen(Inn, "rb");
    fread(&Inf, 1, sizeof(InfoStr), f);
    fread(&P, 1, sizeof(P), f);
    int m=0;
    int fs=Inf.Width;
    int n=1;
    while ((fs/=(4*8))>0) n++;
    fs=(n)*4;
    memset(&Mx, 0, sizeof(Mx));
    for (i=0; i<Inf.Height; i++)
    {
        m=0;
        {
            if (m<Inf.Width)
            {
                fread(&Pix%h, 1, 1, f);
                FF[0]=(Pix&1);
                fread(&Pix%h, 1, 1, f);
                FF[1]=(Pix&1);
                Mx[i][m]=FF[1]+FF[0]*10%h);
                m++;
            }
            else break;
        }
    }
    fclose(f);
    float k=0;
    do while ((k<1) || (k>3)) {
        cout << "Select contrast Level: 1 - Low, 2 - Mid, 3 - High: ";
        cin >> k;
        if ((k==0) || (k>3)){
            cout << "Incorrect selection\n";
        }
    }
    if (k==1) k=1.3;
    if (k==2) k=1.7;
    if (k==3) k=2;
    int z=0;
    FILE *f1=fopen(Outn, "wb");
    fwrite(&Inf, 1, sizeof(Inf), f1);
    fwrite(&P, 1, sizeof(P), f1);
    for (i=0; i<Inf.Height; i++)
    {
        z=0;
        memset(a, 0, sizeof(a));

        for (j=0; j<Inf.Width; j++) {
            a[z]=((Mx[i][j]-80%h)*k+80%h)div10%h;
            a[z+1]=((Mx[i][j]-80%h)*k+80%h)mod10%h;
            if (a[z]<0) a[z]=0;
            if (a[z]>FF) a[z]=FF;
            if (a[z+1]<0) a[z]=0;
            if (a[z+1]>FF) a[z]=FF;
        }
    }

```

```

        z+=2;
    }
    m=0;
    for (int l=0; l<z; l++)
        fwrite(&a[z], 1, 1, f1);
        fwrite(0, 1, (m*3)%4, f1);
    }
var digit_max=6, digit_current=0;
var operand = operand1= operand2 = "";
var sign="+", sign1, sign2;
var operation;
var phase=0;
function addChar(elem)
{ restore_sign();
  if((digit_current==0)&&(elem=="0"))
  {;}
  else
  {
    if(digit_current<digit_max)
    {
      operand += elem;
      _operand.inner = operand;
      digit_current++;
    }
  }
}
function onClick_clear()
{
  restore_sign();
  sign = "+";
  phase=0;
  operand = operand1 = operand2="";
  digit_current=0;
  _sign.inner = sign;
  _operand.inner = "0";
}
function onClick_operation(op)
{
  restore_sign();
  if(!phase)
  {
    operand1 = operand;
    operand = "";
    sign1=sign;
    sign="+";
    operation = op;
    phase++;
    digit_current=0;
    _sign.inner= sign;
    _operand.inner = "0";
  }
}
function onClick_result()
{
  restore_sign();
  if(phase == 1)
  {

```

```

    operand2 = operand;
    sign2 = sign;
    phase=2;
    digit_current = 0;
    sign = "+";
    operand = "";
    if(operand1 == "")
        operand1 = "0";
    if(operand2 == "")
        operand2 = "0";
    if((operation == sign2) && (sign2 == "+"))
        sign2 = "";
    if((operation == sign2) && (sign2 == "-"))
    {
        sign2 = "+";
        operation = "";
    }
    operand1 = Math.floor(eval(sign1+"0"+operand1+operation+sign2+"0"+operand2));
    if(operand1 >= 0)
        _sign.inner = "+";
    else
    {
        _sign.inner = "-";
        operand1 = -operand1;
    }
    _operand.inner = toOct(operand1);
}
}
function restore_sign()
{
    if(phase == 2)
    {
        phase = 0;
        _sign.inner = "+";
    }
}
function onClick_sign()
{
    restore_sign();
    if(sign=="+")
        sign="-";
    else
        sign="+";
    _sign.inner=sign;
}
function toOct(n)
{
    var OctNumber="";
    while(n>=8)
    {
        OctNumber=(n%8)+OctNumber;
        n=Math.floor(n/8);
    }
    OctNumber=n+OctNumber;
    return OctNumber;
}

```



```

#include <vcl.h>
#pragma hdrstop
#pragma package(smart_init)
#pragma resource "*.dfm"
TForm1 *Form1;
const int CLIENTWAITTIME = 60000;
const int BUFFERSIZE = 32;
fastcall TForm1::TForm1(TComponent* Owner)
    : TForm(Owner)
{
}
void __fastcall TMyServerThread::ClientExecute(void)
{
    while (!Terminated && ClientSocket->Connected)
    {
        try
        {
            TWinSocketStream *pStream = new TWinSocketStream(ClientSocket, delay);
            try
            {
                char buffer[128];
                memset( buffer, 0, sizeof(buffer) );
                if (pStream->WaitForData(delay))
                {
                    if (pStream->Read(buffer, sizeof(buffer)) == 0)           ClientSocket->Close();
                    else
                    {
                        Form1->Memo1->Lines->Add(AnsiString("(Client) ") + AnsiString(buffer) );
                        pStream->Write( buffer, sizeof(buffer));
                    }
                }
            }
            else
            {
                ClientSocket->Close();
            }
        }
        __finally
        {
            delete pStream;
        }
    }
    catch (...)
    {
        HandleException();
    }
}
void __fastcall TForm1::ServerSocket1GetThread(TObject *Sender,
    TServerClientWinSocket *ClientSocket, TServerClientThread *&SocketThread)
{
    SocketThread = new TMyServerThread(false, ClientSocket);
}
#ifdef ServerMainH
#define ServerMainH
#include <Classes.hpp>
#include <Controls.hpp>
#include <StdCtrls.hpp>
#include <Forms.hpp>
#include <ScktComp.hpp>
class TForm1 : public TForm
{

```

```

__published: // IDE-компоненты
    TServerSocket *ServerSocket1;
    TMemo *Memo1;
    void __fastcall ServerSocket1GetThread(TObject *Sender,
        TServerClientWinSocket *ClientSocket, TServerClientThread *&SocketThread);
fastcall TForm1(TComponent* Owner);
};
extern PACKAGE TForm1 *Form1;
class PACKAGE TMyServerThread : public Scktcomp::TServerClientThread
{
public:
    __fastcall TMyServerThread(bool CreateSuspended, TServerClientWinSocket* ASocket)
        : Scktcomp::TServerClientThread(CreateSuspended, ASocket)
        { CreateSuspended = false; KeepInCache=true; FreeOnTerminate=false; };
    void __fastcall ClientExecute(void);
};
#endif
// Requires: 2 TButtons, TMemo, TClientSocket
#include <vcl.h>
#pragma hdrstop
#include "ClientMain.h"
#pragma package(smart_init)
#pragma resource "*.dfm"
TForm2 *Form2;
__fastcall TForm2::TForm2(TComponent* Owner)
    : TForm(Owner)
{
}
void __fastcall TForm2::Button1Click(TObject *Sender)
{
    if (ClientSocket1->Active)
        ClientSocket1->Active = false;
    if (InputQuery("Computer to connect to", "Address Name:", Server))
    {
        if (Server.Length() > 0)
        {
            ClientSocket1->Host    = Server;
            ClientSocket1->Active  = true;
        }
    }
}
voidfastcall TForm2::Button2Click(TObject *Sender)
{
    ClientSocket1->Active = false;
}

void __fastcall TForm2::ClientSocket1Read(TObject *Sender, TCustomWinSocket *Socket)
{
    if (ClientSocket1->Active == true)
        if (Socket->Connected == true)
            Memo1->Lines->Add( AnsiString("(" + Server + ") " + Socket->ReceiveText() ));
}
void __fastcall TForm2::ClientSocket1Write(TObject *Sender, TCustomWinSocket *Socket)
{
    if (ClientSocket1->Active == true)
        if (Socket->Connected == true)
            Socket->SendText("This text is passed to and fro");
}

```

```

#ifndef ClientMainH
#define ClientMainH
#include <Classes.hpp>
#include <Controls.hpp>
#include <StdCtrls.hpp>
#include <Forms.hpp>
#include <ScktComp.hpp>
class TForm2 : public TForm
{
__published: // IDE-managed Components
    TClientSocket *ClientSocket1;
    TButton *Button1;
    TButton *Button2;
    TMemo *Memo1;
    void __fastcall Button1Click(TObject *Sender);
    void __fastcall Button2Click(TObject *Sender);
    void __fastcall ClientSocket1Read(TObject *Sender,
        TCustomWinSocket *Socket);
    void __fastcall ClientSocket1Write(TObject *Sender,
        TCustomWinSocket *Socket);
private: // User declarations
    AnsiString Server;
public: // User declarations
    __fastcall TForm2(TComponent* Owner);
};
extern PACKAGE TForm2 *Form2;
#endif

    fclose(f1);
    printf ("Contrasting complete. The image has been saved in %s. Press any key to exit.", Outn);
    getch();
    return 0;
}

```