

НАЦІОНАЛЬНИЙ ТЕХНІЧНИЙ УНІВЕРСИТЕТ УКРАЇНИ
«КИЇВСЬКИЙ ПОЛІТЕХНІЧНИЙ ІНСТИТУТ
імені ІГОРЯ СІКОРСЬКОГО»
ФАКУЛЬТЕТ БІОМЕДИЧНОЇ ІНЖЕНЕРІЇ

(повна назва інституту/факультету)

КАФЕДРА БІОМЕДИЧНОЇ КІБЕРНЕТИКИ

(повна назва кафедри)

«На правах рукопису»
УДК 004.891.3 + 612.171

«До захисту допущено»:
Завідувач кафедри БМК

_____ Євген НАСТЕНКО
(підпис) (ім'я, ПРІЗВИЩЕ)

« _____ » грудня 2021р.

Магістерська дисертація
на здобуття ступеня магістра
за освітньо-професійною програмою «Комп'ютерні технології в біології та
медицині»
зі спеціальності 122 «Комп'ютерні науки»

на тему: Класифікація ішемічної хвороби серця через гармонійні моделі
текстури зображення ехокардіографії

Виконала: студентка II курсу, групи БС-01мп

ПЕТРУНІНА ОЛЕНА ОЛЕКСАНДРІВНА

(прізвище, ім'я, по батькові)

(підпис)

Науковий керівник:

зав. каф. БМК, д.б.н., проф. Настенко Євген Арнольдович

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

(підпис)

Консультант з розділів магістерської дисертації:

доц. каф. БМК, к.т.н., доц. Павлов Володимир Анатолійович

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

(підпис)

Рецензент:

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

(підпис)

Засвідчую, що у цій магістерській
дисертації немає запозичень з праць
інших авторів без відповідних посилань.

Студентка _____

(підпис)

Нормо контролер

Галина КОРНІЄНКО

Петруніна, О. О. Класифікація ішемічної хвороби серця через гармонійні моделі текстури зображення ехокардіографії: магістерська дис.: 122
Комп'ютерні науки / Петруніна Олена Олександрівна. – Київ, 2021. – 105 с.

Національний технічний університет України
«Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського»
Факультет біомедичної інженерії
Кафедра біомедичної кібернетики

Рівень вищої освіти – другий (магістерський)

Спеціальність – 122 «Комп'ютерні науки»

Освітньо-професійна програма «Комп'ютерні технології в біології та медицині»

ЗАТВЕРДЖУЮ

Завідувач кафедри БМК

Євген НАСТЕНКО

(підпис)

(ім'я, ПРІЗВИЩЕ)

«31» серпня 2021р.

ЗАВДАННЯ
на магістерську дисертацію студентці
Петруніній Олені Олександрівні

(прізвище, ім'я, по батькові)

1. Тема дисертації **Класифікація ішемічної хвороби серця через гармонійні моделі текстури зображення ехокардіографії**

науковий керівник дисертації

Настенко Євген Арнольдович, д.б.н., к.т.н., проф.

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

затвержені наказом по університету від «09» листопада 2021 р. №3703-с

2. Термін подання студентом дисертації: 01-04 грудня 2021 року

3. Об'єкт дослідження: **алгоритми реконструкції зображень.**

4. Вихідні дані: **результати дипломної роботи бакалавра; потоки відеоданих ехокардіографії, отриманих за технологією спекл-трекінг; результати колег по цеху з кафедри біомедичної кібернетики.**

5. Перелік завдань, які потрібно розробити: **1. Проаналізувати джерела (вітчизняні та/або іноземні), які стосуються проблематики розпізнавання ішемічної хвороби серця. 2. Описати відомі у світі методи, що використовуються для реконструкції зображень. 3. Створення алгоритму для реконструкції зображень відеопотоків спекл-трекінг ехокардіографії. 4. Використання алгоритму реконструкції зображень для класифікації ішемічної хвороби серця. 5. Проробити стартап-проект для виведення результатів роботи на ринок. 6. Розробити концептуальні висновки за результатами магістерської дисертації.**

6. Орієнтовний перелік графічного (ілюстративного) матеріалу: **35 рисунків, 9 таблиць, презентація на 18 слайдів.**

7. Орієнтовний перелік публікацій: **3 публікації у фахових виданнях.**

8. Консультанти розділів дисертації^{1*}

Розділ	Прізвище, ініціали та посада консультанта	Підпис, дата	
		завдання видав	завдання прийняв
Магістерської дисертації	Павлов В.А., доц. каф. БМК	31.08.2021р	01.12.2021р

9. Дата видачі завдання: **31 серпня 2021 р.**

Календарний план

№ з/п	Назва етапів виконання магістерської дисертації	Термін виконання етапів магістерської дисертації	Примітка
1	Отримання завдання на МД	31 серпня 2021р.	
2	Практика	з 01.09.2021р. по 26.10.2021р.	
3	Вставлення результатів практики в розділи МД	4 листопада 2021р.	
4	Аналіз предметної області	4 листопада 2021р.	
5	Порівняння методів реконструкції зображень	5-11 листопада 2021р.	
6	Опис моделювання текстури зображень	12-18 листопада 2021р.	
7	Виконання задачі класифікації ішемічної хвороби серця	19-25 листопада 2021р.	
8	Стартап аналіз проекту магістерської дисертації	26-29 листопада 2021р.	
9	Складання висновків до результатів виконання магістерської дисертації	30 листопада 2021р.	
10	Подання в електронному вигляді МД та анотації до неї на перевірку нормоконтролера та UNICHECK .	1-3 грудня 2021р	
11	Передзахист МД та допуск до захисту дисертації	4-6 грудня 2021р.	
12	Подання МД рецензенту. Отримання рецензії.	7-15 грудня 2021р.	
13	Подання пакету документів по МД до захисту в ЕК ²	15-17 грудня 2021р.	
14	Захист МД в ЕК	20-22 грудня 2021р.	

Студент

_____ (підпис)

Олена ПЕТРУНІНА

_____ (ім'я, ПРІЗВИЩЕ)

Науковий керівник

_____ (підпис)

Євген НАСТЕНКО

_____ (ім'я, ПРІЗВИЩЕ)

^{1*} Якщо визначені консультанти. Консультантом не може бути зазначено наукового керівника магістерської дисертації.

² не пізніше ніж за один тиждень до затвердженої дати захисту МД в ЕК

Реферат

Магістерська дисертація за темою «Класифікація ішемічної хвороби серця через гармонійні моделі текстури зображення ехокардіографії» виконана студенткою кафедри біомедичної кібернетики Петруніною Оленою Олександрівною зі спеціальності 122 «Комп'ютерні науки» за освітньо-професійною програмою «Комп'ютерні технології в біології та медицині», та складається зі: вступу; 4 розділів («Аналіз предметної області», «Методи реконструкції зображень», «Моделювання текстури зображення», «Класифікація ішемічної хвороби серця»), розділу зі стартап проєкту, висновків до кожного з цих розділів; загальних висновків; списку використаних джерел, який налічує 99 джерела. Загальний обсяг роботи 105 сторінок.

Обсяг роботи: 105 сторінок, 35 ілюстрацій, 40 джерел посилань.

Актуальність теми. Ішемічна хвороба серця є доволі поширеною патологією в Україні, тому своєчасне виявлення даного захворювання є надважливою задачею.

Мета дослідження. Аналіз та обробка потоків відеоданих ехоКГ.

Об'єкт дослідження. Алгоритми реконструкції зображень.

Предмет дослідження. Використання алгоритмів реконструкції зображень для розпізнавання ішемічної хвороби серця.

Методи дослідження. КОМБІ-ГА (суміш комбінаційного методу групового урахування аргументів і генетичного алгоритму).

Інструменти дослідження. Python, Anaconda, Jupyter Notebook.

Публікації. За результатами виконаної роботи було опубліковано 3 наукові статті:

1. *Petrunina O*, Nastenko I., Maksymenko V., Galkin A., Pavlov V., Nosovets O., Dykan I., Tarasiuk B., Babenko V., Umanets V., Klymenko D. Liver Pathological States Identification with Self-organization Models Based on

Ultrasound Images Texture Features. *Advances in Intelligent Systems and Computing V*. Cham:Springer International Publishing, 2021. pp. 401–418.

2. ***Petrunina O.***, Nosovets O., Babenko V., Davydovych I., Averianova O., Zyongh L. D. Personalized Clinical Treatment Selection Using Genetic Algorithm and Analytic Hierarchy Process. *Advances in Science, Technology and Engineering Systems Journal*. 2021. Vol. 6, No. 4. pp. 406–413.

3. ***Petrunina O.***, Shevaga D., Babenko V., Pavlov V., Rysin S., Nastenکو I. Comparative Analysis of Classification Algorithms in the Analysis of Medical Images from Speckle Tracking Echocardiography Video Data. *Innovative Biosystems and Bioengineering*. 2021. Vol. 5, No. 3. pp. 153–166.

Ключові слова: діагностика серця, електрокардіографія, обробка даних, машинне навчання, Python.

Abstract

Master's thesis on "Classification of coronary heart disease due to harmonic texture models of echocardiography images" is executed by the student of the department of biomedical cybernetics *Petrulina Elena Aleksandrovna* in the specialty 122 "Computer science" on the educational and professional program "Computer and technology" consists of: introduction; 4 sections ("Analysis of the subject area", "Image reconstruction methods", "Image texture modeling", "Classification of coronary heart disease"); section with a startup section "The study of the subject area". The total volume of the work is 105 pages.

Paper size: 105 pages, 35 illustrations, 40 references.

Relevance of the topic. Coronary heart disease is a rather common pathology in Ukraine; therefore, timely detection of the disease is a crucial task.

Objective of the study. Analysis and processing of video echoCG streams.

Object of study. Image reconstruction algorithms.

Subject of study. Image reconstruction algorithms for coronary heart disease recognition.

Research methods. COMBI-GA (Combinatorial Argument Group Method and Genetic Algorithm).

Research tools. Python, Anaconda, Jupyter Notebook.

Publications. As a result of the work done 3 scientific articles were published:

1. ***Petrulina O***, Nastenko I., Maksymenko V., Galkin A., Pavlov V., Nosovets O., Dykan I., Tarasiuk B., Babenko V., Umanets V., Klymenko D. Liver Pathological States Identification with Self-organization Models Based on Ultrasound Images Texture Features. *Advances in Intelligent Systems and Computing V. Cham:Springer International Publishing, 2021. pp. 401–418.*

2. ***Petrulina O***, Nosovets O., Babenko V., Davydovych I., Averianova O., Zyonh L. D. Personalized Clinical Treatment Selection Using Genetic Algorithm and Analytic Hierarchy Process. *Advances in Science, Technology and Engineering Systems Journal. 2021. Vol. 6, No. 4. pp. 406–413.*

3. *Petrunina O.*, Shevaga D., Babenko V., Pavlov V., Rysin S., Nastenko I. Comparative Analysis of Classification Algorithms in the Analysis of Medical Images from Speckle Tracking Echocardiography Video Data. *Innovative Biosystems and Bioengineering*. 2021. Vol. 5, No. 3. pp. 153–166.

Key words: cardiac diagnostics, electrocardiography, data processing, machine learning, Python.

Зміст

ВСТУП	9
РОЗДІЛ 1 АНАЛІЗ ПРЕДМЕТНОЇ ОБЛАСТІ	13
1.1 Розуміння ПРОБЛЕМАТИКИ	13
1.1.1 Початок розуміння	13
1.1.2 Основні фактори ризику ішемічної хвороби серця	16
1.1.3 Оцінка ризику	20
1.2 КОМП'ЮТЕРНІ СПОСОБИ ВИЯВЛЕННЯ ХВОРОБИ	21
Висновки до розділу 1	30
РОЗДІЛ 2 МЕТОДИ РЕКОНСТРУКЦІЇ ЗОБРАЖЕНЬ	31
2.1 МЕТОД АЛГЕБРАЇЧНОЇ РЕКОНСТРУКЦІЇ	35
2.2 ІТЕРАТИВНИЙ МЕТОД SAMV	36
2.3 ІНШІ ІТЕРАТИВНІ МЕТОДИ	37
2.3.1 Статистична реконструкція	37
2.3.2 Ітеративна реконструкція, що навчається	38
2.4 ПЕРЕВАГИ ІТЕРАТИВНИХ МЕТОДІВ РЕКОНСТРУКЦІЇ	38
2.5 ГЛИБОКЕ НАВЧАННЯ ДЛЯ РЕКОНСТРУКЦІЇ	40
2.5.1 Опис задачі, що розглядалась	41
2.5.2 Методика	47
2.5.3 Результати експерименту	50
Висновки до розділу 2	62
РОЗДІЛ 3 МОДЕЛЮВАННЯ ТЕКСТУРИ ЗОБРАЖЕННЯ	63
3.1 ПОСТАНОВКА ЗАДАЧІ	63
3.1.1 Опис клінічних даних	63
3.1.2 Експериментальні дані	77
3.2 ОПИСАННЯ МЕТОДУ МОДЕЛЮВАННЯ	78
Висновки до розділу 3	79

РОЗДІЛ 4 КЛАСИФІКАЦІЯ ІШЕМІЧНОЇ ХВОРОБИ СЕРЦЯ	80
4.1 КЛАСИФІКАЦІЯ ФРЕЙМІВ А4С	84
4.2 КЛАСИФІКАЦІЯ ФРЕЙМІВ А2С	87
4.3 КЛАСИФІКАЦІЯ ФРЕЙМІВ А3С	88
Висновки до розділу 4	90
РОЗДІЛ 5 СТАРТАП АНАЛІЗ ПРОЕКТУ	91
5.1 РЕЗЮМЕ БІЗНЕС-ПЛАНУ	91
5.1.1 <i>Найменування проекту</i>	91
5.1.2 <i>Характеристика стартапу</i>	91
5.1.3 <i>Персонал проекту</i>	92
5.1.4 <i>Переваги нового продукту</i>	94
5.2 ОПИС ІДЕЇ СТАРТАП-ПРОЕКТУ	95
Висновки до розділу 5	96
ЗАГАЛЬНІ ВИСНОВКИ	97
СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ	98

ВСТУП

Робіт, які були виконані на тему класифікації медичних зображень, становить безмежна кількість, і кожна з них має свою специфіку та підходи до реалізації. Проте, мало хто розглядав таку незвичну задачу як «реконструкція зображень». Зазвичай, даний процес є ітеративним, і використовується для відновлення 2D (двовимірних) та 3D (трьохвимірних) зображень в деяких методах візуалізації. Наприклад, в комп'ютерній томографії зображення відновлюється за допомогою проєкцій об'єкта. Це дозволяє знижувати дозу радіаційного опромінення, оскільки зображення такої ж якості можуть бути відновлені при меншій дозі. Саме тому, подібна тематика є цікавою для проведення досліджень.

Дана робота є продовженням теми «Класифікація УЗД зображень методом моделювання поверхні генетичним МГУА», яка розглядалась автором в рамках виконання дипломної роботи бакалавра [5]. На відміну від попередньої роботи, магістерська дисертація націлена на вирішення задачі реконструкції і класифікації зображень відеопотоків спекл-трекінг ехокардіографії (СТЕ), які використовувались для виявлення ішемічної хвороби серця (ІХС) [4, 30]. Ще однією відмінністю є розширення методології, яка використовується для виконання подібної задачі.

Актуальність роботи полягає у винайденні оригінального способу для розпізнавання ішемічної хвороби серця. Оригінальність в тому, що вдале реконструювання зображень з різними класами (в даному випадку – норма/патологія) за певними патернами дозволить по ним же класифікувати задані зображення відеопотоків СТЕ. Подібна ідея в загальному випадку є класифікацією множин (що вперше була запропонована в роботі [31]), тобто, якщо отримати моделі регресії для реконструкції (відтворення) зображень, ці моделі можна використати в якості предикторів по яких і буде визначатись клас зображень.

Проте, не слід забувати про надто низький поріг входження лікарів та медичних спеціалістів для розуміння подібної інформації. Тому, крім того, щоб досягти виконання задачі реконструювання та класифікації зображень (за допомогою алгоритмів машинного навчання), необхідно також детально проробити методологію, за якою отримувана інформація буде просто та лаконічно доноситись до спеціалістів.

Першочерговою ж задачею є аналіз проблематики, а саме – розпізнавання ІХС. Головною причиною інтересу до даної хвороби є світова статистика, яка показує, що більшість смертей та випадків інвалідності траплялись саме через ІХС. Зважаючи на те, що технологічний прогрес не стоїть на місці, і за кордоном з’являється все більше і більше діагностичних рішень, що включають в себе використання комп’ютерних технологій, особливу увагу необхідно приділити саме подібним рішенням, які й дозволяють з високою точністю (навіть більше, ніж у людей) розпізнавати ІХС.

Мета і завдання дослідження

Метою магістерської дисертації є розробка та реалізація алгоритму гармонічного синтезу для реконструкції та класифікації медичних зображень. Для її досягнення необхідне виконання переліку наступних *задач*: 1. Проаналізувати джерела (вітчизняні та/або іноземні), які стосуються проблематики розпізнавання ішемічної хвороби серця. 2. Описати відомі у світі методи, що використовуються для реконструкції зображень. 3. Створення алгоритму для реконструкції зображень відеопотоків спекл-трекінг ехокардіографії. 4. Використання алгоритму реконструкції зображень для класифікації ішемічної хвороби серця. 5. Проробити стартап-проект для виведення результатів роботи на ринок. 6. Розробити концептуальні висновки за результатами магістерської дисертації.

Об’єктом дослідження магістерської дисертації є алгоритми реконструкції зображень. *Предметом дослідження* виступає використання алгоритмів реконструкції зображень для розпізнавання ішемічної хвороби

серця. Для виконання задач, поставлених у магістерській дисертації, були обрані наступні *методи дослідження*:

1. КОМБІ-ГА (комбінаторний генетичний алгоритм) – є комплексним алгоритмом, що включає в себе комбінаторний метод групового урахування аргументів (МГУА) та генетичний алгоритм (ГА).

2. Гармонійний аналіз.

3. Методи класифікації, включаючи такі як випадковий ліс, логістична регресія, наївний Байєс, k -найближчих сусідів (KNN).

Інструментами для реалізації методів дослідження були: мова програмування *Python* та середовища розробки *Anaconda* та *Jupyter Notebook*.

Наукова новизна одержаних результатів

Новизна полягає у використанні метод КОМБІ-ГА для моделювання текстури зображення ЕхоКГ.

Практичне значення одержаних результатів

Одержані результати будуть використовуватись у медичних установах для розпізнавання патології серця.

Особистий внесок здобувача

Особистий внесок здобувача полягає у тому, що використовувались ті методи дослідження, які були застосовані у дипломній роботі бакалавра, що є попередньою працею автора. Дані методи були дещо модифіковано з ціллю покращення результатів та можливістю застосування у новій задачі, а саме розпізнавання ішемічної хвороби серця за потоками відеоданих ехокардіографії, що отримуються технологією спекл-трекінг. Також, на реалізацію подібного алгоритму реконструкції зображень та їх подальшої класифікації надихнули роботи колег по цеху з кафедри біомедичної кібернетики *Гришка Дмитра* [2, 3, 28] та *Трофименка Олександра* [3, 6], які подібними методами зуміли досягти серйозних результатів розпізнавання патології печінки за знімками ультразвукового дослідження (УЗД).

Апробація результатів дисертації

Результати досліджень, які були проведені в рамках виконання магістерської дисертації, були опубліковані в наступних 3 наукових публікаціях:

1. ***Petrunina O.***, Nastenکو I., Maksymenko V., Galkin A., Pavlov V., Nosovets O., Dykan I., Tarasiuk B., Babenko V., Umanets V., Klymenko D. Liver Pathological States Identification with Self-organization Models Based on Ultrasound Images Texture Features. *Advances in Intelligent Systems and Computing V. Cham:Springer International Publishing, 2021. pp. 401–418.*

2. ***Petrunina O.***, Nosovets O., Babenko V., Davydovych I., Averianova O., Zyonh L. D. Personalized Clinical Treatment Selection Using Genetic Algorithm and Analytic Hierarchy Process. *Advances in Science, Technology and Engineering Systems Journal. 2021. Vol. 6, No. 4. pp. 406–413.*

3. ***Petrunina O.***, Shevaga D., Babenko V., Pavlov V., Rysin S., Nastenکو I. Comparative Analysis of Classification Algorithms in the Analysis of Medical Images from Speckle Tracking Echocardiography Video Data. *Innovative Biosystems and Bioengineering. 2021. Vol. 5, No. 3. pp. 153–166.*

Магістерська дисертація за темою «Класифікація ішемічної хвороби серця через гармонійні моделі текстури зображення ехокардіографії» виконана студенткою кафедри біомедичної кібернетики Петруніною Оленою Олександрівною зі спеціальності 122 «Комп'ютерні науки» за освітньо-професійною програмою «Комп'ютерні технології в біології та медицині», та складається зі: вступу; 4 розділів («Аналіз предметної області», «Методи реконструкції зображень», «Моделювання текстури зображення», «Класифікація ішемічної хвороби серця»), розділу зі стартап проєкту, висновків до кожного з цих розділів; загальних висновків; списку використаних джерел, який налічує 99 джерела. Загальний обсяг роботи 105 сторінок.

РОЗДІЛ 1

АНАЛІЗ ПРЕДМЕТНОЇ ОБЛАСТІ

Для проведення аналізу предметної області, пов'язаної з розпізнаванням ішемічної хвороби серця (ІХС), було використано 6 джерел, серед яких слід виділити роботи таких авторів, як: Алізаденсани [8] і Хаджар [19].

1.1 Розуміння проблематики

Ми вважаємо наше нинішнє розуміння і лікування серцево-судинних захворювань (ССЗ) передовим, але хвороби серця все ще залишаються проблемою, тому що ми ще багато чого не знаємо. До сих пір не існує ліків від жодної форми серцевих захворювань. Однак дослідження тривають, і з'являються нові відомості, які в майбутньому можуть привести до більш ефективних методів лікування. Результати епідеміологічних досліджень, головним з яких є Фрамінгемское дослідження, мають вирішальне значення для наших сучасних знань про ССЗ. Основна увага приділяється виявленню факторів ризику, оцінці їх прогностичної здатності і їх значенням для профілактики захворювань.

Концепція "факторів ризику" ІХС була вперше запропонована в ході Фрамінгемського дослідження серця (ФДС), результати якого були опубліковані в 1957 році. ФДС продемонструвало епідеміологічну зв'язок куріння сигарет, артеріального тиску і рівня холестерину з захворюваністю на ІХС. Ці результати були воістину революційними, оскільки допомогли змінити підхід до медицини.

1.1.1 Початок розуміння

Протягом тисяч років знання людей про причини ССЗ і їх терапії були статичними [19]. Тільки в останній половині 20-го століття дослідження причин ССЗ прискорилися, а разом з ними були знайдені нові методи лікування.

Що стимулювало ці дослідження? Передчасна смерть в 1945 році президента США Франкліна Д. Рузвельта від гіпертонічної хвороби серця та інсульту стимулювала ці дослідження в США. Смертність від ССЗ та інсульту досягла в той час в США масштабів епідемії, що спонукало американців взяти на себе провідну роль в дослідженнях серцево-судинної системи.

Смерть президента Рузвельта показала, як мало ми знали про загальні причини серцевих захворювань та інсульту. Тому в США був створений проект в галузі охорони здоров'я – Фрамінгемське дослідження серця (ФДС) – для виявлення загальних факторів або характеристик, що сприяють розвитку ССЗ. ФДС проводився під керівництвом Національного інституту серця, нині відомого як Національний інститут серця, легенів і крові. Дослідники стежили за розвитком ІХС протягом тривалого періоду часу у великої групи учасників, у яких ще не з'явилися явні симптоми ССЗ, не було інфаркту або інсульту. Невелике містечко Фрамінгем в штаті Массачусетс, США, був обраний через географічну близькість до численних кардіологів Гарвардської медичної школи. Крім того, жителі міста вже брали участь у Фрамінгемського демонстраційному дослідженні туберкульозу двома десятиліттями раніше.

Місто Фрамінгем розташований за межами Бостона. Це невеликий населений пункт, що належить до середнього класу, і невелике населення зробило його ідеальним місцем для початку дослідження серця. Всі знали всіх. Це було типове маленьке містечко в США. Дослідники сподівалися, що в історії хвороби жителів Фрамінгема вони знайдуть підказки, які можуть пролити світло на причини ССЗ. Вони набрали 5 209 чоловіків і жінок у віці від 30 до 62 років з міста Фрамінгем. Випробовувані пройшли великі фізичні обстеження та опитування про спосіб життя, які були проаналізовані на предмет виявлення загальних закономірностей, пов'язаних з розвитком ССЗ. З 1948 року випробовувані продовжували повертатися в дослідження кожні 2 роки для докладної історії хвороби, фізичного огляду та лабораторних аналізів, а в 1971 році в дослідження було включено в другому поколінні – 5124 дорослих дітей початкових учасників і їх подружжя для участі в

аналогічних обстеженнях. В даний час в ФДС бере участь вже третє покоління учасників. Це дослідження дозволило отримати значні відомості про епідеміологію ССЗ і факторах ризику.

Фрамінгемське дослідження дозволило виявити помилки в нашому розумінні ССЗ і визначити основні фактори ризику: високий кров'яний тиск, високий рівень холестерину в крові, куріння, ожиріння, діабет і недолік фізичної активності, а також отримати цінну інформацію про вплив супутніх чинників, таких як рівень тригліцеридів і холестерину ліпопротеїнів високої щільності (ЛПВЩ) в крові, вік, стать і психосоціальні проблеми. На сьогоднішній день не виявлено жодного чинника ризику, який би викликав ССЗ; скоріше, за його розвиток відповідають численні взаємопов'язані фактори. Хоча Фрамінгемського когорта є кавказькою, інші дослідження показали, що основні чинники ризику, виявлені в цій групі, універсальні для інших расових і етнічних груп.

Поняття про фактори ризику ССЗ є невід'ємною частиною сучасної медицини, що привело до розробки ефективних стратегій лікування та профілактики в клінічній практиці.

Лікарів іноді навчають деяким теоріям, які вважаються істинними без доказів. Ці ідеї або поняття є доктринами багатовікової практики. Багато з цих понять нам викладають в медичній школі, наприклад, думка про те, що підвищений систолічний артеріальний тиск (АТ) у літніх людей є "нормальним", що, звичайно ж, не так. Потім з'являється дослідження, яке розвіює ці хибні уявлення. Таким дослідженням було ФДС. Епідеміологічна модель дослідження дозволила розгадати багато оман в нашому розумінні і допомогла змінити підхід до медицини.

Розвиток ІХС через призму основних традиційних факторів серцево-судинного ризику – гіпертонії, гіперхолестеринемії, куріння і цукрового діабету – представляє інтерес.

1.1.2 Основні фактори ризику ішемічної хвороби серця

Існує безліч факторів ризику розвитку ССЗ, і деякі з них можна контролювати, але не інші. До факторів ризику, які можна контролювати, відносяться: високий артеріальний тиск; високий рівень холестерину в крові; куріння; діабет; надмірна вага або ожиріння; недолік фізичної активності; нездорове харчування і стрес. До тих, які неможливо контролювати (конвенційні), відносяться: вік (просте старіння збільшує ризик); стать (чоловіки зазвичай більш схильні до ризику розвитку ішемічної хвороби серця); сімейний анамнез; расова приналежність.

Гіпертонія є одним з факторів ризику в розвитку ІХС. Американський президент Рузвельт помер від крововиливу в мозок, викликаний гіпертонією.

Багато старих лікарів вважали, що високий артеріальний тиск необхідний для прогону крові через застигли артерії літніх людей і що це нормальний елемент старіння. Медичне співтовариство вважало, що допустимий систолічний АТ становить 100 плюс вік учасника в міліметрах ртутного стовпа. Для людей у віці >70 років деякі вважали прийнятною верхньою межею нормального АТ 210 мм рт.ст. систолічного і 120 мм рт.ст. діастолічного.

Вважалося за доцільне ігнорувати якісну есенційну гіпертензію та ізольовану систолічну гіпертензію. В медичній школі вчили, що діастолічний тиск є кращим показником артеріального тиску. Вважалося, що серцево-судинна небезпека гіпертонії обумовлена головним чином діастолічним компонентом тиску. Отже, підвищений систолічний тиск вважався нешкідливим, особливо у людей похилого віку.

ФДС розвіяла концепцію "доброякісної есенціальної гіпертензії". Віра в першорядну важливість діастолічного тиску була переконливо спростована даними Фрамінгемського дослідження і пізніше підтверджена іншими проспективно отриманими даними, які демонструють, що вплив систолічного тиску насправді більше, ніж діастолічного компонента, і що навіть ізольована систолічна гіпертензія небезпечна. Дослідники ФДС виявили підвищений

ризик захворюваності ССЗ при підвищенні вихідного артеріального тиску. Вони оскаржили існуючу думку, "що систолічний тиск не має значення, і що лабільна або доброякісна есенціальна гіпертензія не має особливого значення". Вони заявили, що існує "мало доказів на підтримку цих тверджень, але є значні підстави сумніватися в них".

Важливість контролю артеріального тиску була остаточно закріплена в практичних рекомендаціях в першому "Звіті Об'єднаного національного комітету (ОНК) з виявлення, оцінки та лікування високого артеріального тиску" в 1977 р. В даний час загальновизнано, що гіпертонія збільшує частоту атеросклеротичних ССЗ; тягар ризику збільшується в 2-3 рази. САД є найбільш поширеним наслідком для пацієнтів різного віку, які страждають на гіпертонію. Гіпертонія призводить до всіх клінічних проявів ІХС, включаючи інфаркт міокарда, стенокардію і раптову смерть. Навіть високі нормальні значення АТ пов'язані з підвищеним ризиком ССЗ.

Іншим основним фактором ризику ССЗ є холестерин. У 1953 році в різних популяціях був виявлений зв'язок між рівнем холестерину і смертністю від ІХС. На цей зв'язок вказували спостереження за тваринами і клінічні спостереження. Цей зв'язок був підтверджений епідеміологічними дослідженнями, які показали сильний зв'язок між загальним холестерином в сироватці крові і серцево-судинним ризиком.

Було показано, що зміни рівня холестерину пов'язані зі змінами рівня захворюваності ССЗ. Клініцисти і епідеміологи взяли ці результати, погодившись з тим, що загальний холестерин плазми є корисним маркером для прогнозування ССЗ. Було встановлено, що його компонент – холестерин ліпопротеїнів низької щільності (ЛПНЩ-С), який є основним ліпопротеїдом, що транспортує холестерин в крові, також безпосередньо пов'язаний з ССЗ. Також було встановлено, що рівень холестерину ЛПНЩ в молодому зрілому віці пророкує розвиток ССЗ в більш пізньому віці.

Сучасні рекомендації визначають ЛПНЩ як основну мету терапії підвищеного холестерину в крові. Переваги лікарської терапії, що знижує

рівень ЛПНЩ, були показані в різних клінічних, обсерваційних та експериментальних дослідженнях. Було показано, що переваги зниження рівня холестерину в сироватці крові для ризику ІХС залежать від віку: зниження рівня холестерину на 10% призводить до зниження ризику ІХС на 50% у віці 40 років, 40% у віці 50 років, 30% у віці 60 років і 20% у віці 70 років.

В даний час холестерин ліпопротеїнів високої щільності (ЛПВЩ-Х) визнаний медичним співтовариством як важливий фактор атеросклерозу, і, отже, підвищення рівня ЛПВЩ-Х стало загальноприйнятою терапевтичною стратегією для зниження захворюваності ІХС. Існують деякі препарати, що підвищують рівень ЛПВЩ, але тільки фібрати, як було показано, знижують ризик основних коронарних подій. За оцінками, підвищення рівня ЛПВЩ на 1 мг/дл пов'язано зі зниженням коронарного ризику на 2% у чоловіків і на 3% у жінок.

Фрамінгемське дослідження показало, що у курців підвищений ризик інфаркту міокарда (ІМ) або раптової смерті, і цей ризик був пов'язаний з кількістю вичурених щодня сигарет. Ці результати були підтверджені іншими епідеміологічними дослідженнями. Згубний вплив куріння на здоров'я було доведено в багатьох дослідженнях, зокрема, щодо атеросклерозу.

Роль діабету в патогенезі ССЗ була неясна до 1979 року, коли Каннель і ін. [23] використовували дані Фрамінгемського кардіологічного дослідження, щоб визначити діабет як основний фактор серцево-судинного ризику. На підставі 20-річного спостереження за Фрамінгемською когортою було повідомлено про двократне або трикратне збільшення ризику розвитку клінічної атеросклеротичної хвороби. Це було також одне з перших досліджень, що продемонстрували більш високий ризик ССЗ у жінок з діабетом в порівнянні з чоловіками з діабетом. Ці результати були повторені в численних дослідженнях. Стаття Каннель змінила уявлення медичної спільноти про діабет. Тепер він визнаний одним з основних факторів ризику

серцево-судинних захворювань. Існує чіткий взаємозв'язок між діабетом і ССЗ.

"У кондукторів лондонських двоповерхових автобусів (які піднімаються і спускаються по сходах 11 днів на два тижні, 50 тижнів на рік, часто протягом десятиліть) частота гострого МІ і "раптової смерті" в два рази менш ніжче, ніж у малорухомих водіїв автобусів." Так почав Морріс і ін. [26] в своїй знаковій статті 1953, опублікованій в журналі The Lancet, про зв'язок фізичної активності та ішемічної хвороби серця. З тих пір ряд епідеміологічних досліджень підтвердив цю зв'язок. Відносний ризик смерті від ІХС для малорухомих людей в порівнянні з активними становить 1,9 (95% довірчий інтервал). Рекомендація фізичних вправ стала важливим елементом профілактичної політики для населення в цілому (для дорослих, літніх і дітей).

Асоціація ожиріння і ІХС була вперше відзначена Каннель і ін. [22] у Фрамінгемі 50 років тому. Ожиріння також є незалежним чинником ризику смертності від усіх причин. Це метаболічний розлад, пов'язаний з супутніми захворюваннями, такими як ішемічна хвороба серця, діабет 2 типу, гіпертонія і апное уві сні. Зміни в метаболічному профілі і різні адаптації в структурі і функції серця відбуваються в міру накопичення надлишкової жирової тканини. У недавньому дослідженні повідомлялося, що більш високий індекс маси тіла (ІМТ) в дитинстві пов'язаний з підвищеним ризиком ІХС у дорослому віці.

Профілактика та контроль надмірної ваги і ожиріння у дорослих і дітей стали ключовим елементом профілактики серцево-судинних захворювань.

1.1.3 Оцінка ризику

Абсолютний прогноз ризику ССЗ у людини можна зробити за допомогою прогностичних таблиць, випущених або опублікованих ВООЗ і АСС/АНА. Даються рекомендації з управління основними факторами ризику серцево-судинних захворювань шляхом зміни способу життя і профілактичної лікарської терапії.

АСС/АНА випустили рекомендації по процедурам виявлення, лікування або профілактики ССЗ. У листопаді 2013 року АСС і АНА випустили оновлені рекомендації по оцінці ризику атеросклеротичного ССЗ. Зміни та рекомендації включають таке:

1. Інсульт доданий до списку коронарних подій, що традиційно охоплюються рівняннями прогнозування ризику.

2. Керівництво в першу чергу фокусується на 10-річному ризику подій, пов'язаних з атеросклерозом; в другу чергу воно фокусується на оцінці довічного ризику для дорослих у віці 59 років і молодше без високого короткострокового ризику.

3. Найбільш сильними предикторами 10-річного ризику є вік, стать, раса, загальний холестерин, HDL-C, артеріальний тиск, статус лікування артеріального тиску, діабет і поточний статус куріння.

4. Наведено допоміжні формули для уточнення оцінки ризику в залежності від статі і раси.

5. Якщо після проведення рівнянь прогнозування ризику необхідно уточнити прогноз ризику, в керівництві зазначено, що можна використовувати показники кальцію коронарних артерій, сімейний анамнез, високочутливий С-реактивний білок і лодижечно-брахіального індекс.

6. Керівництво рекомендує розглянути можливість терапії статинами особам, у яких 10-річний ризик розвитку атеросклеротичних серцево-судинних захворювань (ASCVD) становить 7,5% або вище.

Рекомендації АНА/АСС дозволяють використовувати переглянутий калькулятор для оцінки 10-річного ризику розвитку першої події ASCVD, яке визначається як не смертельний МІ, смерть від ІХС або інсульт (смертельний чи не смертельний) у людини, який спочатку не страждав ASCVD. Калькулятор враховує такі фактори ризику: стать, вік, раса, загальний холестерин, ЛПВЩ, систолічний артеріальний тиск, лікування підвищеного артеріального тиску, діабет і куріння.

Для пацієнтів у віці 20-79 років, у яких немає клінічних проявів ASCVD, керівництво рекомендує оцінювати клінічні фактори ризику кожні 4-6 років. Для пацієнтів з низьким 10-річним ризиком ($<7,5\%$) керівництво рекомендує оцінювати 30-річний або довічний ризик у пацієнтів 20-59 років.

У керівництві зазначається, що незалежно від віку пацієнта лікар повинен повідомити йому дані про ризик і послатися на рекомендації АНА/АСС за способом життя, які стосуються дієти і фізичної активності. Для пацієнтів з підвищеним 10-річним ризиком лікарі повинні повідомити дані про ризик і звернутися до рекомендацій АНА/АСС по холестерину в крові і ожиріння.

1.2 Комп'ютерні способи виявлення хвороби

Хоча коронарна ангіографія є золотим стандартом діагностики ішемічної хвороби серця (ІХС), вона пов'язана з процедурним ризиком, це інвазивний метод, що вимагає пункції артерії, і піддає пацієнта опроміненню і впливу йодованого контрасту. Штучний інтелект (ШІ) може забезпечити попередню ймовірність захворювання, яка може бути використана для відбору пацієнтів для ангіографії [8]. В даному огляді всебічно досліджуються опубліковані роботи в області виявлення ІХС з використанням різних методів ШІ з 1991 по 2020 рік, щоб виявити загальні тенденції і географічні відмінності. Більш того, ключові фактори прийняття рішень, що впливають на діагностику ІХС, визначені для різних частин світу шляхом агрегування результатів різних досліджень. В даному дослідженні представлені, зіставлені і проаналізовані всі набори даних, які використовувалися в дослідженнях для виявлення ІХС, їх властивості та досягнуті результати при використанні різних методів ШІ. Зокрема, розглядається ефективність методів машинного навчання (МН) і глибокого навчання (ГН) для діагностики та прогнозування ІХС. З 2008 року методи на основі ШІ все частіше застосовуються для виявлення ІХС. Методи на основі ШІ, що використовують

електрокардіографію (ЕКГ), демографічні характеристики, симптоми, результати фізичного обстеження і сигнали серцевого ритму, показали високу точність виявлення ІХС. У цих роботах автори ранжували ознаки на основі їх клінічної значущості за допомогою методів штучного інтелекту. Результати показують, що віднесення відносної важливості МН для діагностики ІХС в різних країнах різна. Зовсім недавно методи МН показали високу ефективність виявлення ІХС з використанням сигналів ЕКГ, що сприяє їх широкому застосуванню.

ІХС є найбільш поширеним серцево-судинним захворюванням, при якому атеросклероз викликає звуження просвіту артерії, що призводить до зменшення припливу крові до дистального відділу міокарда, тобто до ішемії. Це провідна причина смерті в усьому світі, і в останні роки її поширеність збільшилася в країнах з низьким і середнім рівнем доходу. Еталонним стандартом діагностики ІХС є інвазивна коронарна ангіографія. Наявність стенозу просвіту коронарної артерії діаметром 50% або більше при ангіографії зазвичай визначається як "значний" або "клінічно важливий" стеноз, тобто значний ІХС. Хоча цей анатомічний поріг може неадекватно характеризувати функціональний стан ішемії міокарда, яке забезпечується коронарною артерією, він, тим не менш, широко прийнятий. Інвазивна коронарна ангіографія пов'язана з процедурними ризиками, опроміненням і потенційно нефротоксичним впливом йодованого контрасту. Тому точні, надійні, неінвазивні і економічно ефективні методи діагностики ІХС дуже затребувані платниками медичних послуг, щоб зменшити кількість негативних інвазивних коронарних ангіографічних досліджень.

В останні три десятиліття додатки штучного інтелекту (ШІ) все частіше включаються в клінічні діагностичні інструменти для підвищення їх точності. У той же період алгоритми ШІ також широко застосовувалися до наборів даних по ІХС для прийняття рішень на основі даних. Системи на основі ШІ можуть полегшити прийняття рішень за рахунок автоматизації та стандартизації процесів інтерпретації і висновків, а також підвищення

точності діагностики. Клінічна корисність цих передових технологій залежить від кваліфікації фахівців, які отримують, аналізують та інтерпретують дані. Важливо відзначити, що тип вихідних даних може найбезпосереднішим чином впливати на якість і ефективність методів ШІ. Тому для підвищення якості діагностики необхідна тісна співпраця між розробниками ШІ і клінічними експертами. Нещодавно Алізаденсани та ін. [7] опублікували огляд застосування методів машинного навчання для автоматизованого виявлення ІХС за сигналами ЕКГ. Ця робота представляє собою огляд світських тенденцій з 1991 по 2020 рік, а також географічних відмінностей у використанні методів ШІ для діагностики ІХС, і, зокрема, фокусується на домінуючих ознаках ІХС, використовуваних в опублікованих роботах по методам ШІ. За результатами дослідження, досліджувані ознаки і рівень важливості, які надають загальні ознаки, що використовуються для прогнозування ІХС, різноманітні і значно розрізняються в різних країнах. Крім того, порівнюються і обговорюються характеристики ШІ, який включає в себе машинне навчання (МН) і глибоке навчання (ГН).

Результати показують, що більшість досліджень, присвячених виявленню ІХС за допомогою алгоритмів МН, було проведено в 2019 році, потім в 2017 році. Що ще більш важливо, США і Індія зібрали більше наборів даних і опублікували більше робіт по цій темі, ніж інші країни. Результати також показують, що зібрані набори даних мали різні характеристики і розміри вибірки. Вони показують, що можна передбачити ІХС за допомогою невеликої кількості ознак. У США є 4 статті з більш ніж 100 цитуваннями. У кожному з наступних країн, включаючи Індію, Іран, Великобританію, Угорщину, Грецію і Швейцарію, є по одному набору даних з більш ніж 100 посиланнями. Набори даних UC1 є одними з найбільш цитованих наборів даних, оскільки вони широко використовуються для бенчмаркінгу алгоритмів МН.

Грунтуючись на результатах, було помічено чудові результати 100% точності при використанні ЕКГ, демографічних даних, симптомів і результатів фізичного обстеження, а також ознак, заснованих на частоті серцевих

скорочень. Це показує, що алгоритми МН можуть бути використані в якості додаткового інструменту для лікарів для ефективного сортування ІХС. Ця інформація може потенційно зменшити кількість пацієнтів, які проходять додаткові дослідження, такі як коронарна ангіографія. Максимальна досягнута точність для "ехокардіографії" становить 96,4% по R005 в 2018 році. Ці дані показують, що використання "симптомів і результатів фізичного обстеження", "демографічних даних" (R031), "лабораторних даних" і "рентгеноскопії" (R100), а також "ЕКГ і сигналів серцевого ритму" (R144) може привести до точного виявлення ІХС. Схоже, що поєднання категорій ознак може поліпшити продуктивність моделі. У порівнянні з сигналами ЕКГ, сигнали ВСР вимагають меншої пропускну здатності, швидше і менш трудомісткі в обчисленнях. Крім того, вони можуть бути легко реалізовані на мобільних телефонах.

Можна зробити висновок, що алгоритми МН здатні виявляти ІХС з високою продуктивністю. В цілому, існують різні типи категорій ознак. Однак деякі з них частіше використовуються для автоматичного виявлення ІХС в літературі. Результати показують, що найбільш широко використовуються ознаки, пов'язані з демографічними даними, симптомами і обстеженнями, лабораторіями та ЕКГ. Ці ознаки більш доступні, ніж інші категорії в усьому світі. Хоча роботи, що використовують ознаки категорії "демографія", є найбільш поширеними, роботи з ознаками "ЕКГ" показали кращі результати. Роботи, які використовують комбінацію цих ознак, досягли найвищих результатів. У 38 роботах використовувалася флюороскопія, оскільки ця ознака отримана з набору даних UCI, який є всесвітньо відомим еталоном для дослідників. На відміну від цього, ультразвукові зображення з перфузійним тестом і коронарна КТ-ангіографія (обидва ці ознаки є відносно недавніми інноваціями) були використані тільки однією групою для автоматизованого виявлення ІХС.

Різноманітність різних наборів даних і характеристик, а також неоднорідний характер експериментів (наприклад, кількість

використовуваних даних, чи були дані збалансовані, де налаштовувалися алгоритми і т.д.) не дозволили провести значуще порівняння. Проте, було спостережено, що ГН був представлений як потужний алгоритм в недавно опублікованих роботах. Алгоритми ГН показали відмінну продуктивність при подачі вхідних зображень на модель. На рис. 1.1 показано автоматизоване визначення стенозу LAD, LCX і RCA за допомогою ГН.

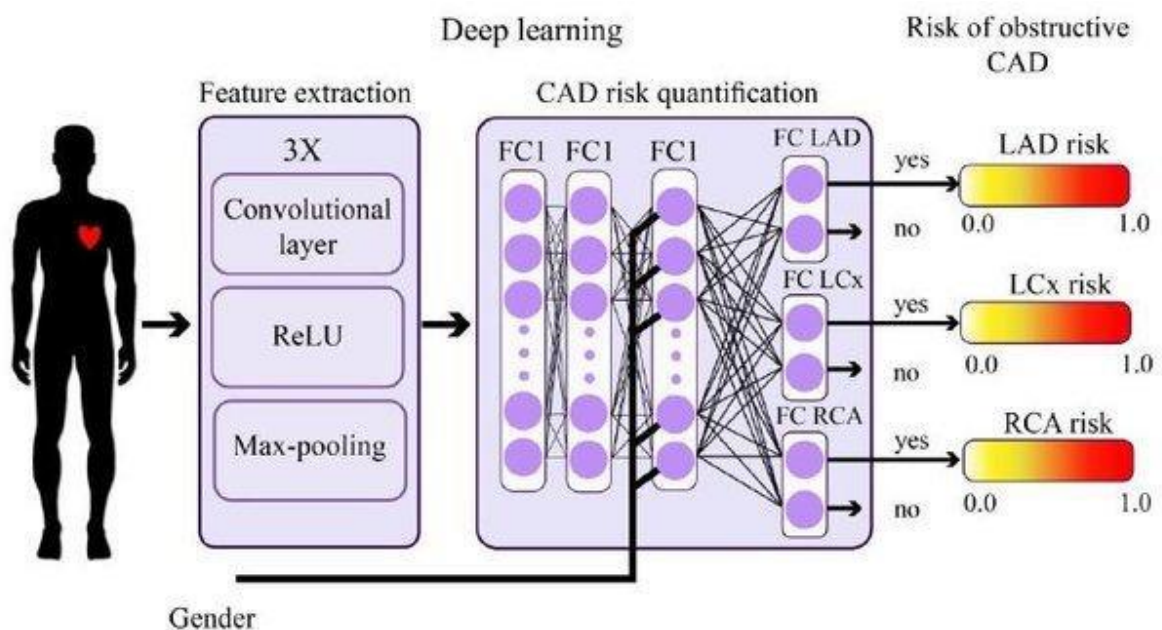


Рисунок 1.1. Ілюстрація автоматизованого визначення стенозу LAD, LCX і RCA за допомогою ГН [8]

Для оцінки ймовірності стенозу артерій LAD, LCX і RCA можна використовувати глибоку конволюційну (згорткову) нейронну мережу. Для автоматичного виявлення ІХС за сигналами ЕКГ було розроблено безліч моделей ГН.

Розроблені ГН-моделі забезпечили найвищу ефективність класифікації для ІХС навіть при використанні зашумлених сигналів ЕКГ. ГН-моделі можуть витягувати ознаки автоматично, позбавляючи від необхідності будувати алгоритми вилучення ознак. Вони стійкі до природних змін, здатні до масових паралельних обчислень і можуть бути легко узагальнені для

вирішення різних завдань. Нарешті, вони можуть працювати з величезними даними і, отже, можуть бути використані в медицині для точної і швидкої діагностики. Однак методи ГН все ще знаходяться на початковій стадії розвитку. Необхідно провести додаткову роботу з тестування моделі на величезній базі даних перед клінічним використанням.

Вік і стать – фактори, що представляють інтерес для дослідників. Результати показують, що ці дві характеристики мають суперечливі ранги в різних наборах даних. Нормалізований ранг "віку" малий, тобто важливіший, для декількох наборів даних.

Результати показують, що найбільш важливі характеристики для однієї країни можуть бути найменш важливими для іншої. Прикладами таких характеристик є "ХТН" (гіпертензія), "вік", "депресія сегмента ST" і "ЛПВЩ". Наприклад, "депресія сегмента ST" є одним з найбільш важливих факторів, що вивчаються в США та Угорщині, в той час як в Ірані цей фактор займає невисоке місце. Крім того, "вік" має низький вплив в Китаї, однак його вплив в Росії та Ірані великий. Слід зазначити, що в деяких дослідженнях артеріальний тиск використовується як безперервна змінна, в той час як в інших – гіпертонія як дискретна змінна. Наприклад, в зібраних даних по Росії гіпертонія присутня, а артеріальний тиск не включений. Іншим важливим моментом є те, що вік, стать, куріння в даний час і цукровий діабет (ЦД) є більш значущими, ніж інші характеристики.

Аналіз найбільш важливих ознак, виділених для алгоритмів МН, показує, що не існує ознаки, який би постійно домінував для виявлення ІХС. Однак вік і цукровий діабет є одними з найважливіших ознак в цих дослідженнях. Слід зазначити, що емпіричне розкладання режиму застосовується до короткочасних сигналів ЕКГ для вилучення функції режиму інстинкту. Відповідно, в Китаї найбільший вплив зробили тривалість больового епізоду, аномальна ЕКГ і відчуття здавленості в грудях. У США найбільш важливими ознаками є такі: тип болю в грудях, максимальна частота серцевих скорочень, депресія ST, результат стрес-тесту з талієм (Thal) і

кількість великих судин (0-3), забарвлених при рентгеноскопії (тобто кількість коронарних артерій з кальцифікацією, виявлених при рентгеноскопії). Відомо, що пацієнти з кальцифікацією коронарних артерій мають високий ризик розвитку симптоматичного ІХС і основних несприятливих серцево-судинних подій. Можна помітити, що існує значна різниця між цими країнами щодо важливості ознак ІХС. Більш того, в деяких країнах, таких як Великобританія, Швейцарія і Угорщина, географічні, дієтичні звички і расова приналежність можуть мати значний вплив на розвиток ІХС. Найбільш важливі фактори і симптоми значно відрізняються в цих трьох країнах. Однак у Великобританії найбільш важливими факторами і симптомами є артеріальний тиск, тип болю в грудях, результат стрес-тесту з талієм, загальний холестерин і стенокардія, викликана фізичним навантаженням, а в Швейцарії – вік, стать, тип болю в грудях, артеріальний тиск і рівень цукру в крові. В Угорщині це стенокардія, викликана фізичним навантаженням, депресія сегмента ST, максимальна частота серцевих скорочень, нахил піку фізичного навантаження сегмента ST і вік. Між цими п'ятьма найважливішими характеристиками мало спільного. Наприклад, хоча вік не входить в топ-5 характеристик в Великобританії, він є найважливішим фактором у Швейцарії і п'ятим за значимістю в Угорщині. Стать займає друге місце в Швейцарії, в той час як у Великобританії та Угорщині він не входить в число важливих характеристик. Ці результати здаються достовірними, оскільки в наборах даних цих трьох країн є спільні риси поряд з багатьма іншими. Ці відмінності можуть бути обумовлені генетикою, місцем розташування, погодою, харчуванням, способом життя і т.д. Відповідно, можна помітити, що хоча 3 набори даних у Великобританії, Угорщині та Швейцарії мають однакові характеристики, інші набори даних не мають подібних характеристик. Як говорилося раніше, через використання різних наборів даних для виявлення ІХС, нелегко порівняти ефективність використовуваних методів; однак загальне порівняння може бути проведено з використанням загальних метрик класифікації. Крім того, необхідно відзначити, що повідомлена частота числа (або факт повідомлення)

насправді не є чимось, що можна використовувати в якості параметра для оцінки його важливості в певній географічній області. Дійсно, вона показує важливість досліджуваних характеристик в цій області. Він являє собою те, що зазвичай виконується при обстеженні пацієнтів; він змінюється від місця до місця, від системи охорони здоров'я до системи охорони здоров'я, в залежності від вартості, доступності та історичних факторів.

Незважаючи на те, що попередні дослідження були вивчені з точки зору продуктивності і наборів даних, кілька моментів вимагають подальшого розгляду. Перший пов'язаний з ознаками, використовуваними для виявлення ІХС на основі МН. Досліджені роботи значно відрізняються за типом і кількістю представлених ознак. Хоча деякі ознаки, такі як "максимальна досягнута частота серцевих скорочень" і "кількість великих судин (0-3), забарвлених при рентгеноскопії", вважаються важливими в США, вони відсутні в наборах даних інших країн. Глибоке навчання не вимагає ручного вилучення ознак, ці алгоритми можуть вирішити цю проблему. Вони автоматично отримують ознаки, необхідні для правильної класифікації. Це одна з найсильніших сторін DL в порівнянні з іншими традиційними алгоритмами ШІ. Дослідникам настійно рекомендується використовувати ГН, оскільки він може витягувати з сигналу істотні ознаки і забезпечувати найвищу ефективність класифікації. Однак він страждає від деяких недоліків. Наприклад, для навчання потрібна велика кількість даних. Він також вимагає великих обчислювальних потужностей. Другий момент полягає в відсутності співпраці між комп'ютерними вченими і фахівцями з ІХС. Встановлення і зміцнення цих відносин значно поліпшить результати. Нарешті, хоча існує більше 10 наборів даних, зібраних в двох країнах, а саме в США та Індії, в інших розвинених країнах такі набори відсутні. Створення наборів МН-даних для виявлення ІХС в різних географічних областях буде важливо для визначення впливу раси, дієтичних звичок і географічних умов на ІХС. Встановлення впливу цих факторів допоможе більш точно визначити осіб з

високим ризиком і, таким чином, використовувати профілактичні стратегії, спрямовані на зниження рівня смертності в різних частинах світу від ІХС.

Висока ефективність виявлення є одним з важливих переваг подібних методів. Крім того, ці моделі швидкі, прості у використанні, точні і надійні. Вони більш економічно ефективні, ніж метод золотого стандарту діагностики ІХС, тобто ангіографія. Однак існує нестача великих баз даних ЕКГ з ІХС. В майбутньому більш надійні і точні моделі ГД для виявлення ІХС за сигналами ЕКГ можуть бути побудовані на основі більш різноманітних баз даних. Більшість розроблених ML-моделей витягають свої власні ознаки і пропонують найбільш ефективні класифікатори на основі своїх ознак. Таким чином, запропоновано безліч моделей МН з різними характеристиками і різними класифікаторами. Отже, пропонується мати величезну загальнодоступну базу даних ЕКГ з ІХС і використовувати більше моделей МН. Таким чином, не потрібно пропонувати унікальний набір ознак, оскільки ГН-моделі витягають власні карти ознак, а класифікатори також вбудовані в моделі. Це допоможе забезпечити оптимальну роботу ГН-моделі для даної загальнодоступної бази даних ІХС. Отримана модель може бути використана для інших приватних баз даних, а також лікарями для підтвердження діагнозу. Такі моделі можуть бути використані для миттєвої діагностики ІХС, при якій тестові сигнали ЕКГ можуть бути відправлені на моделі, які зберігаються в хмарі. Таким чином, можна заощадити час і кошти, отримавши при цьому точний діагноз.

Висновки до розділу 1

У даному розділі було проведено огляд публікацій щодо описання ішемічної хвороби серця (ІХС), та його виявлення з використанням методів штучного інтелекту.

Багато традиційних чинників ризику розвитку ССЗ пов'язані зі способом життя, тому профілактичне лікування може бути направлено на зміну

конкретних факторів. Дуже важливо знати ці ризики, щоб знизити інвалідність і передчасну смерть від ІХС. Люди з встановленим ССЗ схильні до дуже високого ризику повторних подій.

Хоча методи на основі штучного інтелекту (ШІ) не можуть повністю замінити коронарну ангіографію, вони можуть бути використані в якості надійних, швидких і економічних додаткових інструментів скринінгу для поліпшення діагностичного процесу. Ці інструменти можуть полегшити і прискорити направлення пацієнтів на інвазивну діагностичну коронарну ангіографію, скоротивши при цьому кількість пацієнтів з відсутністю значного ІХС, що піддаються дорогим і ризикованим інвазивним дослідженням. Дане дослідження надає дослідникам в цій області повний перелік публікацій, алгоритмів і категорій характеристик (включаючи ті, які менш часто досліджуються). Список був організований по країнах, в яких були опубліковані набори даних, що має стати цінним ресурсом для дослідників з вивчення і розробки методів діагностики, які можуть бути втілені в життєздатні додатки у відповідних країнах. Це особливо важливо, оскільки типи ознак і їх відносна важливість істотно розрізняються в різних регіонах і країнах. Обмеженням в цій області є те, що в більшості робіт не було дано чіткого визначення значущих ІХС. Справжні результати показують, що застосування алгоритмів ШІ дало багатообіцяючі результати для багатьох наборів даних в різних країнах. Більш того, багато країн зосередилися на зборі даних, специфічних для їх демографії.

РОЗДІЛ 2

МЕТОДИ РЕКОНСТРУКЦІЇ ЗОБРАЖЕНЬ

Реконструкція зображення за отриманими даними є зворотним завданням. Часто неможливо точно вирішити зворотну задачу безпосередньо. В цьому випадку прямий алгоритм повинен наблизити рішення, що може привести до видимих артефактів реконструкції на зображенні. Ітераційні алгоритми наближаються до правильного рішення за допомогою декількох кроків ітерації, що дозволяє отримати більш якісну реконструкцію ціною більшого часу обчислень.

Існує велика кількість алгоритмів, але кожен з них починається з передбачуваного зображення, обчислює проєкції зображення, порівнює вихідні дані проєкцій і оновлює зображення на основі різниці між обчисленими і реальними проєкціями.

Є дві основні категорії методів реконструкції: аналітична реконструкція і ітеративна реконструкція. Спочатку зупинимося на аналітичних методах реконструкції. Існує безліч типів аналітичних методів реконструкції. Найбільш часто використовувані аналітичні методи реконструкції на комерційних комп'ютерних томографах (КТ) – це метод зворотної проєкції з фільтрацією (FBP), який використовує одновимірний фільтр на проєкційних даних перед зворотною проєкцією (2D або 3D) даних на простір зображення. Популярність FBP-типу методу обумовлена, головним чином, його обчислювальною ефективністю та чисельною стабільністю. Різні аналітичні методи реконструкції FBP-типу були розроблені для різних поколінь геометрій отримання даних КТ, починаючи з 2D КТ з паралельними і вільними променями в 1970-х і 1980-х роках, спіральної і багатозрізової КТ з вузьким охопленням датчиків в кінці 1990-х і початку 2000-х років, і закінчуючи багатозрізовою КТ з широким охопленням датчиків (до 320 рядів датчиків і шириною 16 см). Методи тривимірного зваженого FBP зазвичай застосовуються на сканерах з більш ніж 16 рядами детекторів. Введення в

методи реконструкції в спіральній і багатозрізовій КТ можна знайти в книзі Ся [20]. Огляд аналітичних методів реконструкції зображень КТ, використовуваних на клінічних КТ-сканерах, можна знайти в статті Флор і ін. [16].

Користувачі клінічних комп'ютерних томографів зазвичай мають дуже обмежений контроль над внутрішньою роботою методу реконструкції і обмежуються в основному налаштуванням різних параметрів, які потенційно впливають на якість зображення. Ядро реконструкції, також зване деякими виробниками КТ "фільтром" або "алгоритмом", є одним з найбільш важливих параметрів, що впливають на якість зображення. Взагалі кажучи, для кожного ядра існує компроміс між просторовим дозволом і шумом. Більш гладке ядро генерує зображення з меншим рівнем шуму, але зі зниженим просторовим дозволом. Більш різке ядро створює зображення з більш високим просторовим дозволом, але збільшує шум зображення.

Вибір ядра реконструкції повинен бути заснований на конкретних клінічних додатках. Наприклад, гладкі ядра зазвичай використовуються при обстеженні головного мозку або оцінці пухлин печінки для зниження шуму та поліпшення її виявлення низького контрасту, в той час як більш гострі ядра зазвичай використовуються при обстеженні кісткових структур через клінічні вимоги кращого просторового дозволу.

Іншим важливим параметром реконструкції є товщина зрізу, яка контролює просторовий дозвіл в поздовжньому напрямку, впливаючи на компроміс між дозволом, шумом і дозою опромінення. Користувачі КТ зобов'язані вибрати найбільш підходяще ядро реконструкції і товщину зрізу для кожного клінічного випадку, щоб мінімізувати дозу опромінення при збереженні якості зображення, необхідного для дослідження.

На додаток до звичайних ядер реконструкції, застосовуваним при відновленні зображень, багато методів шумозаглушення, що працюють із зображеннями або проекційними даними, також доступні на комерційних сканерах або в якості продуктів сторонніх виробників. Багато з цих методів

включають нелінійні фільтри шумозаглушення, деякі з яких для зручності користувачів об'єднані з ядрами реконструкції. У деяких додатках ці методи досить добре справляються зі зменшенням шуму зображення при збереженні висококонтрастного дозволу. Однак, якщо їх застосовувати занадто агресивно, вони схильні змінювати текстуру шуму і жертвувати низькою контрастністю помітні на зображенні. Тому перед їх широкомасштабним застосуванням у клінічній практиці необхідно провести ретельну оцінку цих фільтрів для кожної діагностичної задачі.

Методи сканування і реконструкції зображень при КТ серця з ЕКГ надають унікальний вплив на якість зображення і дозу опромінення. Для отримання кращого тимчасового дозволу зазвичай використовується полусканова (або короткосканова) реконструкція. При ретроспективному режимі спірального сканування з ЕКГ крок спіралі дуже малий ($\sim 0.2-0.3$), щоб уникнути анатомічних розривів між сусідніми серцевими циклами. Істотним методом зниження дози при спіральному скануванні серця є пульсація струму ЕКГ трубки, яка включає в себе модуляцію струму трубки до 4-20% від повного струму трубки для фаз, що представляють мінімальний інтерес. Проспективне послідовне сканування з ЕКГ-тригером (або step-and-shoot) є більш ефективним режимом сканування для КТ серця, особливо для однофазних досліджень. Огляд методів сканування та реконструкції при КТ серця можна знайти в статті Флор і ін. [17].

На відміну від аналітичних методів реконструкції, ітеративні методи відновлюють зображення шляхом ітеративної оптимізації об'єктивної функції, яка зазвичай складається з члена вірності даних і члена регуляризації, що зберігає краю. Процес оптимізації в ітеративній реконструкції включає ітерації прямій проекції і зворотної проекції між простором зображень і простором проєкцій. З розвитком обчислювальних технологій ітеративна реконструкція стала дуже популярним вибором в рутинній практиці КТ, оскільки він має багато переваг у порівнянні з традиційними методами FBP. Важливі фізичні фактори, включаючи геометрію фокальної плями і детектора, статистику

фотонів, спектр рентгенівського пучка і розсіювання, можуть бути більш точно враховані в ітеративній реконструкції, що дозволяє знизити шум зображення і підвищити просторову роздільну здатність в порівнянні з FBP. Крім того, ітеративна реконструкція може зменшити артефакти зображення, такі як зміцнення пучка, вітряк і металеві артефакти.

Через внутрішню різницю в обробці даних між FBP і ітеративною реконструкцією, зображення, отримані за допомогою ітеративної реконструкції, можуть мати відмінний зовнішній вигляд (наприклад, текстуру шуму) від зображень, отриманих за допомогою FBP реконструкції. Що ще більш важливо, просторову роздільну здатність в локальній області зображень, відновлених за допомогою ітеративної реконструкції, сильно залежить від контрасту і шуму навколишніх структур через нелінійний член регуляризації та інших факторів в процесі оптимізації. Вимірювання на різних комерційних методах ітеративної реконструкції продемонстрували цю залежність просторового дозволу від контрасту і шуму. Через цю залежність величина потенційного зниження дози опромінення, допустимого за допомогою ітеративної реконструкції, залежить від діагностичної задачі, оскільки контрастність об'єкта і шум дослідження істотно різняться при клінічних обстеженнях. Для задач виявлення з низьким контрастом кілька досліджень на фантомах і за участю людини-спостерігача з використанням декількох комерційних методів ітеративної реконструкції показали, що можна допустити лише незначне або невелике зниження дози випромінювання. Перш ніж використовувати ітеративну реконструкцію в повсякденній практиці, необхідна ретельна клінічна оцінка та оптимізація параметрів реконструкції. Активно вивчається оцінка якості зображення з використанням моделі спостерігача, щоб якість зображення і зниження дози можна було об'єктивно і ефективно оцінити.

2.1 Метод алгебраїчної реконструкції

Метод алгебраїчної реконструкції – це ітеративний метод реконструкції, який використовується в комп'ютерній томографії. Він є першим методом ітеративної реконструкції, що використовувалась для комп'ютерної томографії Гаунсфілдом. Даний метод відновлює зображення з серії кутових проєкцій (сінограмм). Гордон, Бендер і Херман вперше продемонстрували його використання для реконструкції зображень [18]; в той час як метод відомий як метод Качмарца в чисельній лінійній алгебрі.

Перевага даного методу перед іншими методами реконструкції (такими як фільтрована зворотна проєкція) полягає в тому, що в процес реконструкції відносно легко включити попередні знання.

Метод алгебраїчної реконструкції можна розглядати як ітеративний вирішувач системи лінійних рівнянь $Ax = b$, де:

- A – розріджена матриця $m \times n$, значення якої представляють відносний внесок кожного вихідного пікселя в різні точки сінограмми (m – кількість окремих значень в сінограммі, n – кількість вихідних пікселів);
- x представляє пікселі в створеному (вихідному) зображенні, розташовані у вигляді вектора;
- b – вектор, що представляє сінограмму. Кожна проєкція (ряд) сінограмми складається з ряду дискретних значень, розташованих уздовж поперечної осі. b складається з усіх цих значень з кожної окремої проєкції.

З огляду на матеріальну або комплексну матрицю A і речовинний або комплексний вектор b , відповідно, метод обчислює наближене рішення лінійних систем рівнянь, як в наступній формулі (2.1):

$$x^{k+1} = x^k + \lambda_k \frac{b_i - \langle a_i, x^k \rangle}{\|a_i\|^2} a_i^T \quad (2.1)$$

де: $i = k \bmod m + 1$; a_i – i -ий рядок матриці A ; b_i – i -ий компонент вектора b .

λ_k – це опціональний параметр релаксації в діапазоні $0 < \lambda_k \leq 1$. Параметр релаксації використовується для уповільнення збіжності системи. Це збільшує час обчислень, але може покращити відношення сигнал/шум на виході. В деяких реалізаціях параметра λ_k зменшується з кожною наступною ітерацією.

2.2 Ітеративний метод SAMV

SAMV (ітеративна розріджена асимптотична мінімальна дисперсія) – це алгоритм високої роздільної здатності без параметрів для лінійної оберненої задачі спектральної оцінки, оцінки напрямки прибуття (DOA) і томографічної реконструкції з додатками в обробці сигналів, медичної візуалізації та дистанційного зондування.

Назва була придумана в 2013 році, щоб підкреслити його основу на критерії асимптотично мінімальної дисперсії (AMV). Це потужний інструмент для відновлення амплітудних і частотних характеристик декількох сильно корельованих джерел в складних умовах (наприклад, обмежена кількість знімків і низьке відношення сигнал / шум). Програми включають радар з синтезованою апертурою, комп'ютерну томографію та магнітно-резонансну томографію (МРТ).

Формулювання алгоритму SAMV представлено у вигляді конкретної задачі в контексті оцінки DOA. Припустимо, що M -елементний рівномірний лінійний масив (ULA) приймає K вузькосмугових сигналів, випромінюваних джерелами, розташованими в точках $\theta = \{\theta_a, \dots, \theta_K\}$ відповідно. Датчики в ULA накопичують N знімків за певний час. Вектори знімків розмірністю $M \times 1$ мають вигляд (2.2):

$$y(n) = Ax(n) + e(n), n = 1, \dots, N \quad (2.2)$$

де: $A = [a(\theta_1), \dots, a(\theta_K)]$ – рульова матриця; $x(n) = [x_1(n), \dots, x_K(n)]^T$ – містить осцилограми джерел; $e(n)$ – коефіцієнт шуму.

Припустимо, що (2.3):

$$E(e(n) e^H(\bar{n})) = \sigma I_M \delta_{n,\bar{n}} \quad (2.3)$$

де: δ – дельта функція Дірака, і вона дорівнює 1 при рівності обох n , і 0 в протилежному випадку.

Також припустимо, що $e(n)$ і $x(n)$ незалежні, і (2.4):

$$E(x(n) x^H(\bar{n})) = P \delta_{n,\bar{n}} \quad (2.4)$$

де: $P = \text{Diag}(p_1, \dots, p_K)$.

Нехай p вектор, що містить невідомі потужності сигналу і дисперсію шуму, $p = [p_1, \dots, p_K, \sigma]^T$.

Коваріаційна матриця $y(n)$, що містить усю інформацію про p дорівнює $R = APA^H + \sigma I$.

Цю коваріаційну матрицю можна традиційно оцінити по вибірковій коваріаційній матриці $R_N = YY^H / N$, де $Y = [y(1), \dots, y(N)]$. Після застосування оператора векторизації до матриці R , отриманий вектор $r(p) = \text{vec}(R)$ лінійно пов'язаний до невідомого параметру p як $r(p) = \text{vec}(R) = Sp$.

Для оцінки параметру p зі статистики r_N , було розроблено серію ітеративних підходів SAMV, які базуються на критерії асимптотично мінімальної дисперсії.

2.3 Інші ітеративні методи

2.3.1 Статистична реконструкція

Зазвичай алгоритми статистичної ітеративної реконструкції зображень складаються з п'яти компонентів, напр.:

1. Модель об'єкта, яка виражає невідому функцію безперервного простору $f(r)$, що підлягає відновленню, у термінах кінцевого ряду з невідомими коефіцієнтами, які повинні бути оцінені за даними.

2. Модель системи, яка пов'язує невідомий об'єкт з "ідеальними" вимірами, які були б зареєстровані в відсутність шуму вимірювань. Часто це лінійна модель виду $Ax + \varepsilon$, де $\varepsilon \in$ шумом.

3. Статистична модель, яка описує, як зашумлені вимірювання змінюються навколо своїх ідеальних значень. Часто передбачається гаусівський шум або статистика Пуассона. Оскільки статистика Пуассона ближче до реальності, вона використовується більш широко.

4. Функція витрат, яку необхідно мінімізувати для оцінки вектора коефіцієнтів зображення. Часто ця функція витрат включає в себе деяку форму регуляризації. Іноді регуляризація заснована на марківських випадкових полях.

3. Алгоритм, звичайно ітеративний, для мінімізації функції витрат, включаючи деяку початкову оцінку зображення і деякий критерій зупинки для завершення ітерацій.

2.3.2 Ітеративна реконструкція, що навчається

У подібному варіанті ітеративної реконструкції алгоритм поновлення формується на основі навчальних даних з використанням методів машинного навчання, таких як згорткові нейронні мережі, але при цьому враховується модель формування зображення. Це зазвичай дає більш швидкі і якісні реконструкції і застосовується для реконструкції КТ і МРТ.

2.4 Переваги ітеративних методів реконструкції

Переваги ітераційного підходу включають поліпшену нечутливість до шуму і можливість відновлення оптимального зображення в разі неповних даних. Метод був застосований в таких модальностях емісійної томографії, як

ОФЕКТ і ПЕТ, де є значне загасання уздовж траєкторій променів і відносно погана статистика шуму.

Статистичні, засновані на ймовірності підходи:

Статистичні, засновані на ймовірності ітераційні алгоритми математичної оцінки очікувань в даний час є кращими методами реконструкції. Такі алгоритми обчислюють оцінки ймовірного розподілу подій анігіляції, які привели до виміряним даним, на основі статистичного принципу, часто забезпечуючи кращі профілі шуму і стійкість до артефактів смуг, характерних для FBP. Оскільки щільність радіоактивного трасера є функцією в просторі функцій, отже, надзвичайно високої розмірності, методи, які регуляризують рішення максимальної правдоподібності, перетворюючи його в штрафні або максимальні апостеріорні методи, можуть мати значні переваги для малих чисел. Такі приклади, як Sieve estimator Ульфа Гренандера або штрафні методи Байеса, або метод шорсткостей І.Дж. Гуда можуть дати більш високу продуктивність, ніж методи, засновані на очікуванні-максимізації, які використовують тільки функцію правдоподібності Пуассона.

Як інший приклад можна навести ситуацію, коли немає великого набору доступних проекцій, коли проекції розподілені нерівномірно по куту, або коли проекції розріджені або відсутні при певних орієнтаціях. Такі сценарії можуть мати місце при інтраопераційній КТ, при КТ серця або коли металеві артефакти вимагають виключення деяких частин проекційних даних.

У магнітно-резонансній томографії він може використовуватися для реконструкції зображень з даних, отриманих за допомогою декількох прийомних котушок і зі схемами вибірки, відмінними від звичайної декартової сітки, і дозволяє використовувати поліпшені методи регуляризації (наприклад, повну варіацію) або розширене моделювання фізичних процесів для поліпшення реконструкції. Наприклад, за допомогою ітераційних алгоритмів можна відновлювати зображення з даних, отриманих за дуже короткий час, як це потрібно для МРТ в реальному часі (rt-MPT).

У кріоелектронній томографії, де через апаратні обмежень і щоб уникнути пошкодження біологічних зразків виходить обмежена кількість проєкцій, він може використовуватися разом з методами компресійного зондування або функціями регуляризації (наприклад, функцією Хубера) для поліпшення реконструкції для кращої інтерпретації.

Ось приклад, який ілюструє переваги ітеративної реконструкції зображень для МРТ серця (рис. 2.1):

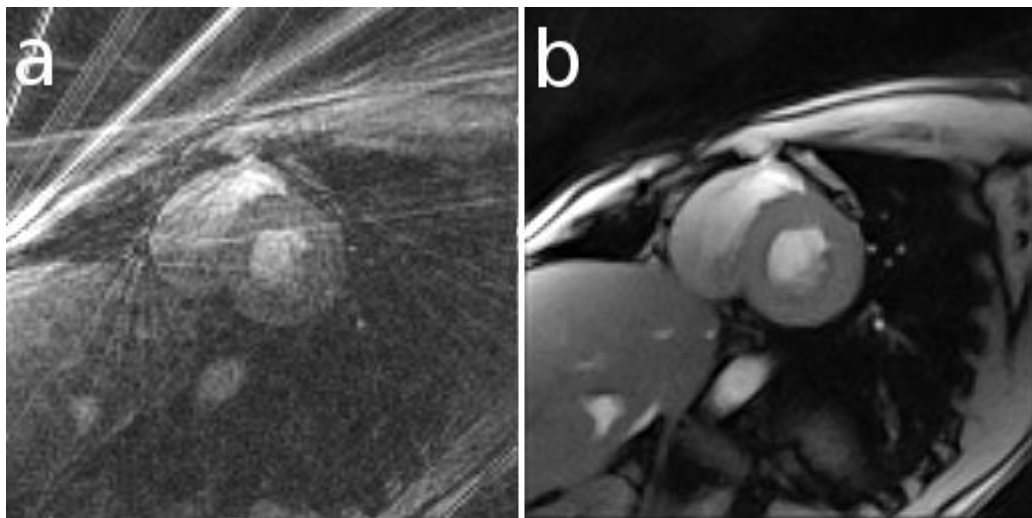


Рисунок 2.1. Кадр із фільму МРТ серця людини в реальному часі: а) пряма реконструкція; б) ітеративна (нелінійна обернена) реконструкція [35]

2.5 Глибоке навчання для реконструкції

Трансляційна комп'ютерна томографія (ТКТ), як система комп'ютерної томографії низького класу, користується гострим попитом в країнах, що розвиваються. При деяких обставинах, щоб скоротити час сканування, зменшити рентгенівське випромінювання або сканувати довгі об'єкти, а також уникнути неузгодженості детектора при скануванні під великим кутом, використовується режим сканування ТКТ з обмеженим кутом для сканування об'єкта в обмеженому кутовому діапазоні. Однак цей режим сканування вносить додатковий шум і артефакти обмеженого кута, які серйозно

погіршують якість зображення і впливають на точність діагностики. Щоб відновити високоякісне зображення для режиму сканування ТКТ з обмеженим кутом, в роботі [36] було розроблено алгоритм відновлення зображення ТКТ з обмеженим кутом на основі конволюційної нейронної мережі (КНМ) U-Net. Спочатку автори роботи використовували метод SART для проєкційних даних ТКТ з обмеженим кутом, потім імпортувалось зображення, відновлене методом SART, в добре навчену КНМ, яка може пригнічувати артефакти і зберігати структури для отримання більш якісного відновленого зображення. Для демонстрації ефективності розробленого алгоритму в режимі сканування ТКТ з обмеженим кутом огляду проведено кілька імітаційних експериментів. У порівнянні з деякими сучасними методами, розроблений алгоритм може ефективно гасити шум і артефакти під обмеженим кутом, зберігаючи структуру зображення.

2.5.1 Опис задачі, що розглядалась

Трансляційна комп'ютерна томографія (ТКТ) як нова низькорівнева система комп'ютерної томографії, яка може отримувати внутрішнє зображення без руйнування об'єкту сканування, використовуючи проєкційні дані, отримані з детектора, створена для країн, що розвиваються. У ній використовується трансляція для здійснення лінійного сканування, при якому джерело рентгенівського випромінювання і плоскопанельний детектор розташовуються лицем до лиця з об'єктом між ними і переміщаються в протилежних напрямках в процесі сканування. Коли проєкційні дані, зібрані за допомогою ТКТ, готові, алгоритми типу фільтрованої зворотної проєкції (FBP) можуть точно відновити деякі високоякісні зображення. Однак в деяких практичних застосуваннях ТКТ, щоб скоротити час сканування, зменшити рентгенівське випромінювання, яке може викликати потенційний ризик для пацієнтів, або сканувати деякі довгі об'єкти в обмеженому кутовому діапазоні, крім того, щоб уникнути неузгодженості детектора для сканування під великим кутом в схемі трансляційного сканування, отримані проєкційні дані об'єкту сканування зазвичай неповні.

У цих умовах на зображенні, відновленому методом FBP, з'являються деякі артефакти. Алгебраїчні алгоритми реконструкції, такі як метод одночасної алгебраїчної реконструкції (SART) і метод алгебраїчної реконструкції (ART), мають кращий ефект денуазифікації, ніж метод FBP, коли проєкційні дані повні. Однак, якщо наявні проєкційні дані неповні, ці методи не можуть отримати задовільне відтворене зображення.

В останні роки дослідники все більше цікавляться алгоритмами регуляризованої ітеративної реконструкції для неповних проєкційних даних, оскільки ці алгоритми можуть додати деякі попередні знання для отримання кращого відновленого зображення і не залежатимуть від геометричної структури режиму сканування. Тому все більше дослідників прагнуть розробити відповідне перетворення, яке могло б використовувати попередню інформацію про реконструйований об'єкт, і були запропоновані різні регуляризовані ітераційні алгоритми реконструкції. Як один з регуляризованих ітераційних алгоритмів реконструкції, метод мінімізації на основі повної варіації може придушити такі артефакти як смуг і шум, коли проєкційні дані отримані в режимі сканування декількох ракурсів. Однак при отриманні проєкційних даних за допомогою томографії з обмеженим кутом огляду на краях об'єкта у відновленому зображенні з'являються деякі артефакти. Крім того, ефект сходів або блокові артефакти також з'являються на відновленому зображенні через припущення, що відтворене зображення є кусочно-постійним. Для вирішення цієї проблеми Лозьє [24] запропонував алгоритм реконструкції зображення на основі попереднього зображення, отриманого при попередньому скануванні. Потім Чен [14] використовував попередні знання про відомий фактичний діапазон сканування, щоб запропонувати метод анізотропної повної варіації для поліпшення якості відновленого зображення за даними проєкції з обмеженим кутом. Ванг [37] запропонував алгоритм реконструкції зображень КТ з обмеженим кутом нахилу на основі вейвлет-кадру, і відновлені зображення показали, що він має переваги в придушенні шуму і артефактів нахилу. Ю [40] виявив, що член

регуляризації, заснований на L0-нормі градієнта зображення, може краще зберігати краї зображення, і запропонував метод реконструкції зображення зі збереженням країв для КТ з обмеженим кутом огляду. В цілому, ці регуляризовані ітеративні алгоритми реконструкції можуть в деякій мірі зменшити артефакти і шум при обмеженому куті. Однак важко вибрати відповідні умови регуляризації і налаштувати параметри регуляризації, а ці параметри відіграють вирішальну роль в якості відновлених зображень.

В даний час глибоке навчання стало потенційним методом, що забезпечує багатообіцяючу продуктивність для класифікації і сегментації зображень. В останні роки глибоке навчання також застосовується для вирішення завдання реконструкції зображень КТ. Пелт і ін. [33] розробили конволюційну нейронну мережу (КНМ), яка може розглядатися як зважена комбінація методу FBP і деяких навчених фільтрів. Експериментальні результати підтверджують, що вона краще, ніж пряме використання методу FBP для КТ з декількома видами. В [12] Бублій використовував КНМ для інтеграції декількох реконструйованих результатів, щоб отримати краще відтворене зображення в порівнянні з іншими алгоритмами ітеративної реконструкції. Чен і ін. [13] використовували КНМ для постобробки одного результату реконструкції з даних низькодозової проекції, і експериментальні результати показали, що вона має перевагу в збереженні структури і зменшенні артефактів. Ян та ін. [39] запропонували міру, названу перцепційною схожістю, для вимірювання втрат, яка може запобігти середньоквадратичної помилки від надмірного згладжування зображення. Джин і інші [21] запропонували новий глибокий КНМ під назвою FBPConvNet і продемонстрували ефективність FBPConvNet в реконструкції розрідженого зображення для рентгенівської комп'ютерної томографії з паралельним пучком. По-перше, вони застосували метод FBP до даних проекції розрідженого виду. По-друге, вони імпортують зображення, реконструйоване методом FBP, в КНМ, навчену таким чином, щоб зробити зображення,

реконструйоване методом ФВР, як можна ближче до зображення позначки. Нарешті, в кінці КНМ видає реконструйоване зображення.

Сучасні КТ-сканери, в яких використовуються ковзне кільце, детектори з широкими ґратами і множинні джерела, мають дуже високу швидкість обертання і коштують дорого. Вони зазвичай використовуються в лікарнях великих міст в розвинених країнах і рідко зустрічаються в сільських районах країн, що розвиваються через їх високу вартість; тому потрібна система КТ низького класу. Лю і ін. [25] запропонували режим збору даних на основі трансляції, названий трансляційною системою КТ. У цій системі схема збору даних заснована на протилежних паралельних лінійних переміщеннях. Як показано на рис. 2.2, джерело рентгенівського випромінювання і плоскопанельний детектор розташовуються лицем до лица з об'єктом між ними.

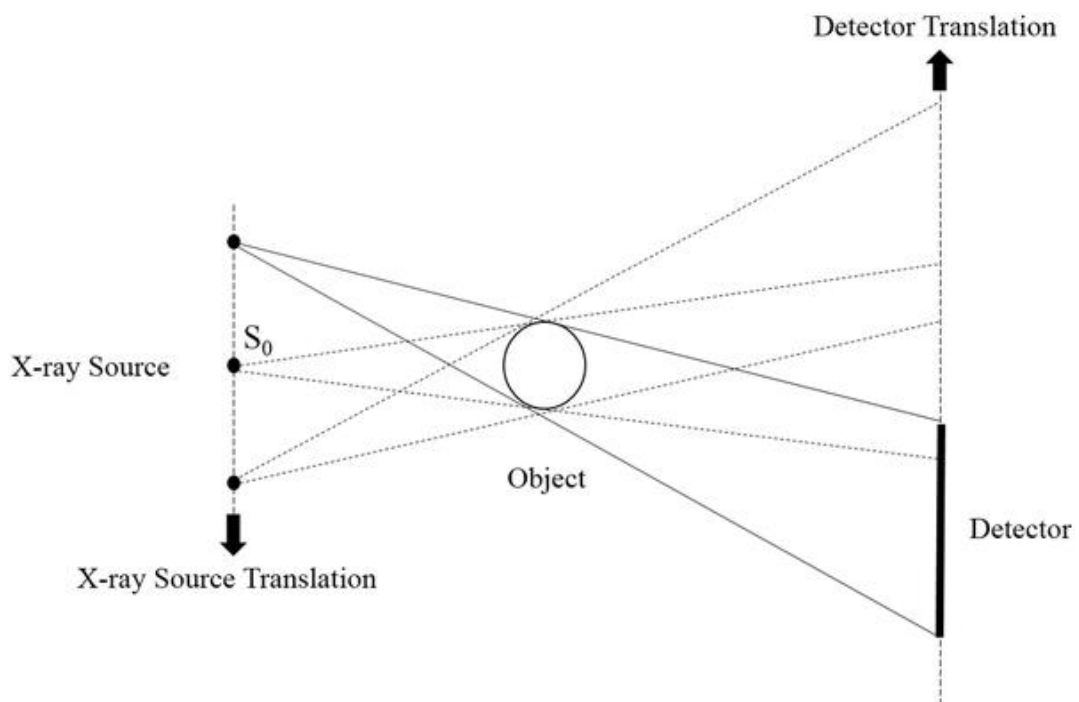


Рисунок 2.2. КТ на основі перекладу [36]

У процесі сканування джерело рентгенівського випромінювання і плоскопанельний детектор здійснюють протилежні рухи і утримують об'єкт

нерухомим. Іншими словами, портали з дорогими контактними кільцями замінюються цим трансляційним методом.

Для точної реконструкції об'єкта класичною умовою є наявність повних проєкційних даних в геометрії всерного променю; тобто проєкційні дані повинні бути доступні для кутового діапазону ($180^\circ + \text{кут віяла}$). Щоб задовольнити вищезазначену класичну умову, схема отримання проєкційних даних ТКТ повинна повертатися кілька разів. Наприклад, вона може бути повернута вручну два рази (2Т) або три рази (3Т). Схеми 1Т, 2Т і 3Т показані на рис. 2.3.

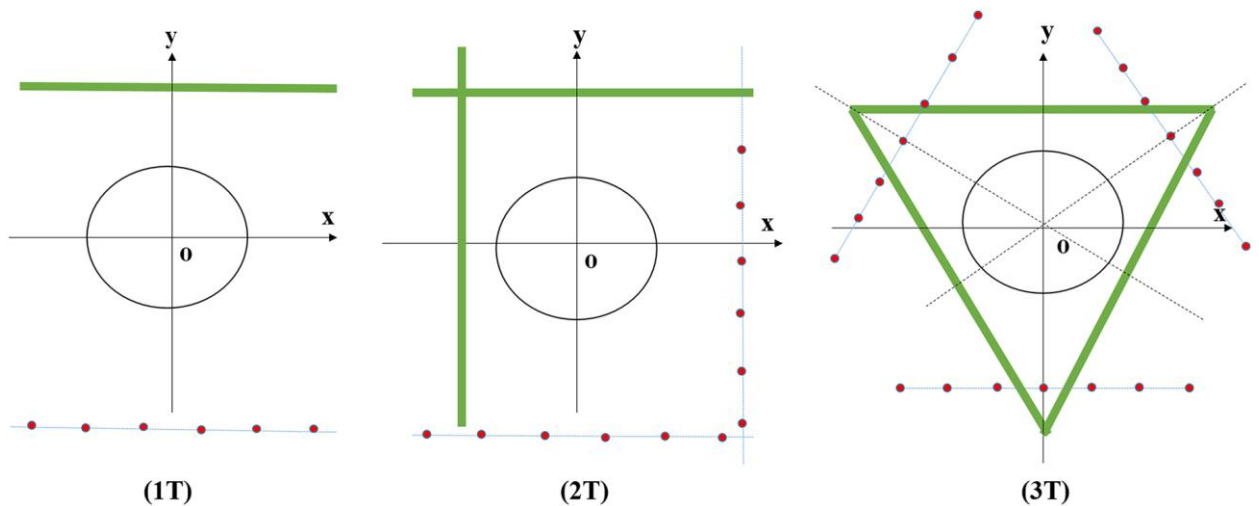


Рисунок 2.3. Різні режими трансляції [36]. Джерело рентгенівського випромінювання перекладається на лінію, де розташовані червоні точки, а відповідний плоскопанельний детектор навпаки перекладається на зелену лінію.

Процес сканування відбувається наступним чином: по-перше, виконується трансляційне сканування і зберігаємо об'єкт нерухомим. По-друге, зупиняється останнє сканування і вручну повертається джерело рентгенівського випромінювання і детектор в наступне задане місце і продовжується сканування об'єкту. Нарешті, вищевказані операції повторюються до тих пір, поки не будуть виконані всі вимоги.

Вищезазначені кілька схем отримання проекційних даних змушують плоскопанельний детектор переміщатися на велику відстань, а джерело рентгенівського випромінювання, що знаходиться далеко від середнього джерела S_0 (рис. 2.2), повинен відхилитися на кут для отримання проекційних даних через схеми трансляційного сканування. Однак чим далі відстань від S_0 , тим більший кут нахилу необхідний і тим гірше буде узгодженість освітлення детектора. Щоб уникнути неузгодженості детектора при скануванні під великим кутом в режимі трансляційного сканування, використовується режим сканування під меншим кутом, який вручну повертається на 30° в одиницю часу. Більш того, в деяких промислових додатках візуалізації джерело рентгенівського випромінювання і детектор не можуть повертатися багаторазово через обмеження сценарію сканування, наприклад, сканування крил літака або сканування трубопроводу в процесі експлуатації. В області медичної візуалізації для скорочення часу сканування і зменшення дози рентгенівського випромінювання, яке може представляти потенційний ризик для пацієнтів, сканування пацієнтів проводиться в обмеженому кутовому діапазоні. Ці сценарії призводять до проблеми реконструкції ТКТ з обмеженим кутом. Як показано на рис. 2.4, коли кут сканування становить 30° в одиницю часу, а діапазон сканування – $[0^\circ, 120^\circ]$, необхідно чотири рази повернути детектор і джерело рентгенівського випромінювання. Ця схема вимагає декількох поворотів, проте, відгук детектора має кращу сталість освітленості, ніж схеми сканування 2Т і 3Т. Оскільки проекційні дані отримані в обмеженому кутовому діапазоні, на відновленому зображенні будуть присутні деякі артефакти обмеженого кута. Далі зосередимося на тому, як вирішити проблему реконструкції ТКТ з обмеженим кутом.

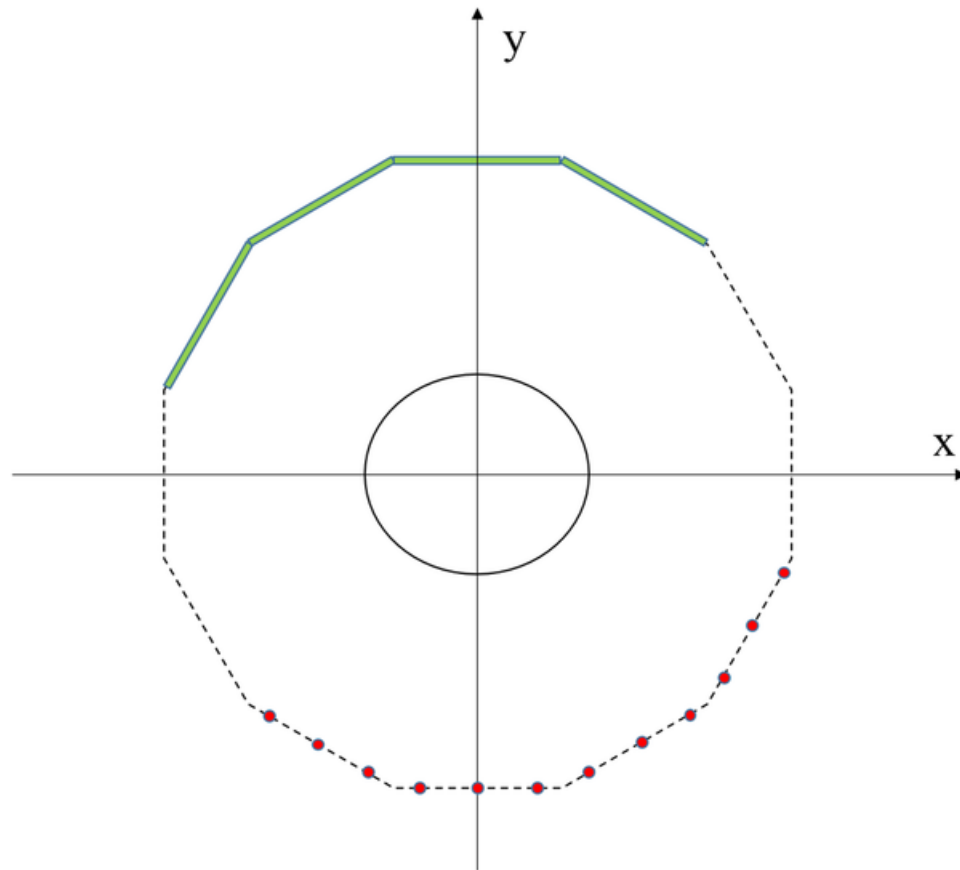


Рисунок 2.4. Режим сканування ТКТ з обмеженим кутом нахилу [36]

2.5.2 Методика

У режимі сканування ТКТ з обмеженим кутом огляду відновлення зображення за даними проекції ТКТ з обмеженим кутом огляду є погано розв'язуваним зворотнім завданням. Для вирішення цієї проблеми зазвичай використовуються регуляризовані ітераційні алгоритми реконструкції, які можуть включати в себе попередні знання про відновленому зображенні. Однак в цих алгоритмах складно вибрати відповідні умови регуляризації і налаштувати параметри регуляризації. З розвитком техніки глибокого навчання Джин і інші [21] запропонували метод реконструкції зображень на основі постобробки, названий FBPCNet, який використовує метод FBP для отримання початкового зображення для добре навченої мережі U-Net, і продемонстрували переконливі результати при обробці реконструкції розрідженого зображення для рентгеновської комп'ютерної томографії з паралельним променем.

Натхненні їх роботою, автори використовували метод SART для отримання початкового зображення для добре навченої мережі U-Net для обробки реконструкції зображень з обмеженим кутом для ТКТ. Причина цього полягає в тому, що метод SART краще, ніж метод FBP в режимі сканування ТКТ під обмеженим кутом (як показано на рис. 2.5).

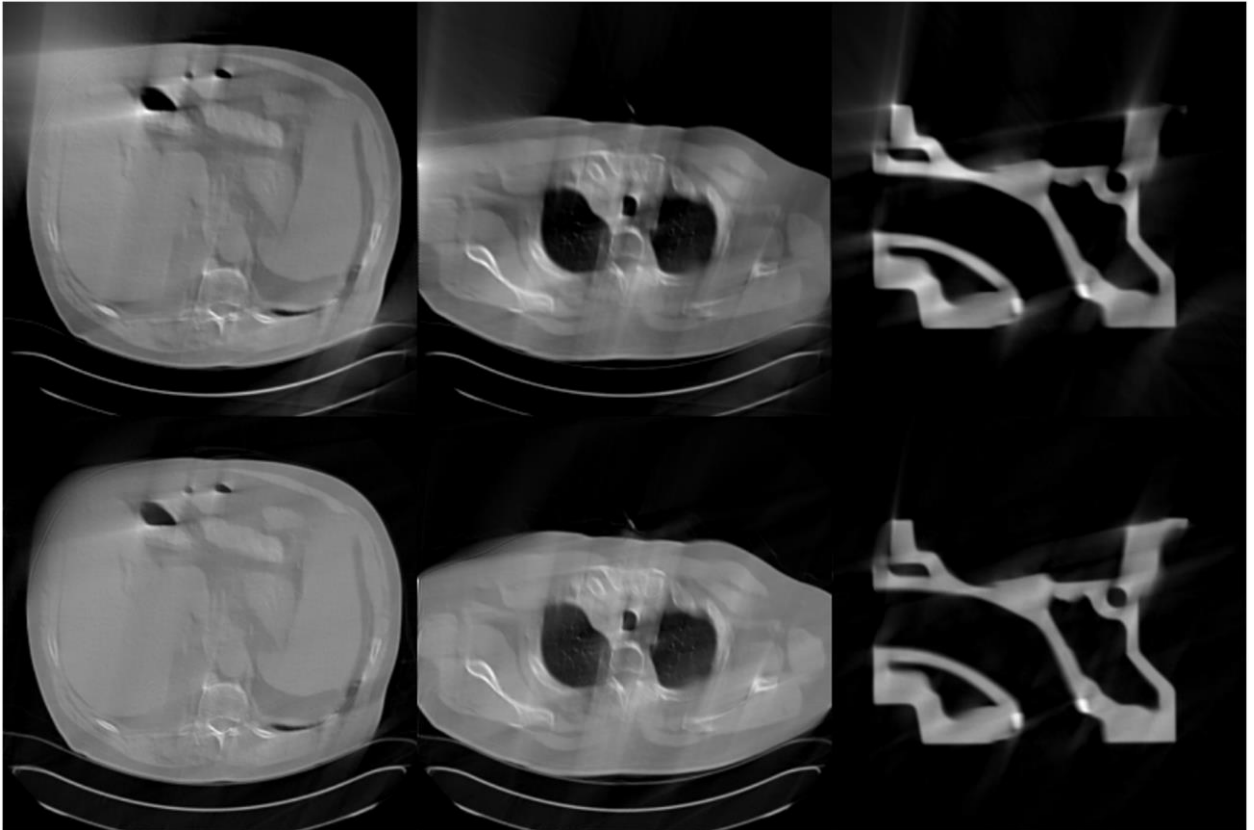


Рисунок 2.5. Результати реконструкції для діапазону сканування $[0^\circ, 120^\circ]$.

Перший ряд – зображення, відновлені методом FBP, другий ряд – зображення, відновлені методом SART [36]

Тому якість навчального набору для запропонованого алгоритму краще, ніж у методу FBPConvNet. Більш того, в області глибокого навчання якість навчального набору грає вирішальну роль в остаточному результаті. Отже, запропонований алгоритм, названий SARTConvNet, більш ефективний, ніж метод FBPConvNet для ТКТ з обмеженим кутом огляду. Крім того, якщо використовується зображення, відновлене методом TV, в якості вхідного

зображення КНМ, необхідно вручну налаштувати параметри регуляризації методу TV, що є складним завданням, і різні зображення мають різні оптимальні параметри.

Етапи роботи методу SARTConvNet наступні:

Спочатку застосовується метод SART до даних ТКТ-проекції з обмеженим кутом нахилу, які були отримані в результаті імітаційних експериментів. Потім імпортується зображення, відновлене методом SART, в КНМ, навчену таким чином, щоб зображення, відновлене методом SART, було якомога ближче до зображення позначки. Нарешті, в останньому шарі КНМ використовується згортковий шар, щоб КНМ видавав одноканальне зображення, яке є кінцевим відновленим зображенням SARTConvNet. Далі будуть представлені деталі методу SARTConvNet.

На етапі навчання мережі КНМ навчається на підмножині пар (T_q, L_q) , де T_q – зображення, відновлене методом SART за даними ТКТ-проекції з обмеженим кутом, L_q – відповідне зображення мітки. Формула методу SART виглядає наступним чином (2.5):

$$f_j^{(n+1)} = f_j^{(n)} + \beta \frac{1}{a_{+j}} \sum_{i=1}^M \frac{a_{ij}}{a_{i+}} (b_i - A_i f^{(n)}) \quad (2.5)$$

де: n – кількість ітерацій; β – фактор релаксації (за замовчуванням задана як 1).

Як показано на рис. 2.6, КНМ, яку автори використовували в своїй роботі, заснована на мережі U-Net, яка вперше була застосована для сегментації зображень. Вона складається з траєкторії спуску і траєкторії підйому.

Траєкторія спуску складається з безлічі згортки 3×3 з нульовою підстановкою, випрямлених лінійних блоків та операцій об'єднання 2×2 (max).

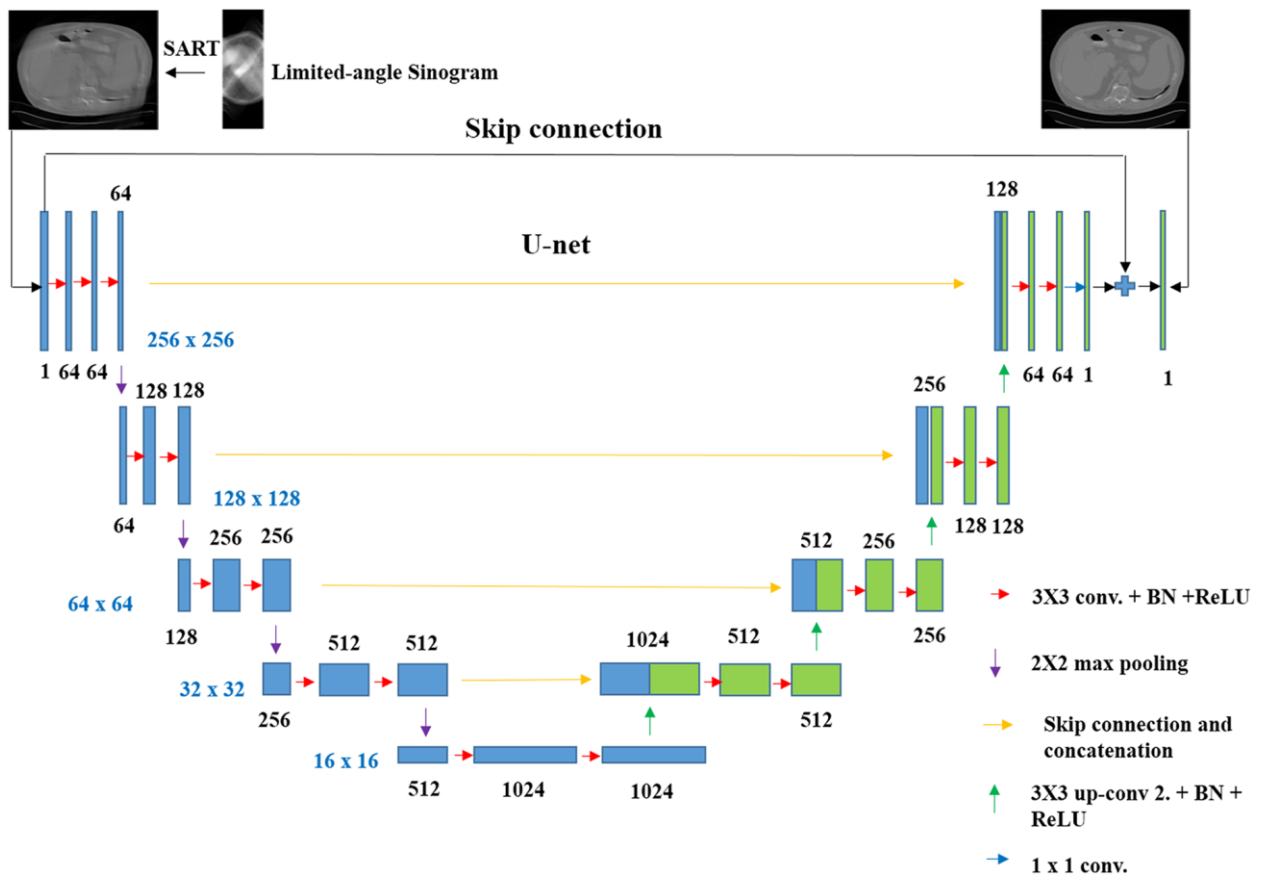


Рисунок 2.6. Архітектура SARTConvNet [36]

Після кожної операції max pooling, яка використовується для понижувальної вибірки, подвоюється кількість каналів ознак для шару згортки, щоб отримати більше зображень ознак, що може збільшити здатність мережі висловлювати ознаки. Висхідний шлях також складається з численних 2×2 ап-Конволюцій, пакетних нормалізацій і випрямлених лінійних блоків. Пропускне з'єднання і техніка конкатенації доступні через втрату корисної інформації при кожній згортці і максимальному об'єднанні. В останньому шарі КНМ використовується згортковий шар, щоб на виході КНМ отримати одноканальне зображення, яке є остаточним відновленим зображенням.

2.5.3 Результати експерименту

Конфігурація комп'ютера, використовуваного в експерименті, наступна: Inter (R) Core (TM) i5-6500 3.20 ГГц – центральний процесор; NVIDIA GTX 1080 пам'яттю 8 ГБ – графічний процесор. В ході експерименту використовувався фреймворк глибокого навчання MatConvNet, версія Matlab

– R2016b. Швидкість навчання логарифмічно змінювалась від 0.01 до 0.001, обирався розмір партії, розмір патча, імпульс, кількість епох і значення обрізання градієнта рівними 1, 256, 0,99, 151 і 10⁻² відповідно. Для навчання та оцінки КНМ використовувався GPU, а на рис. 2.7 наведені геометричні параметри сканування модельованої системи ТСТ.

Parameter	Value
Distance between the center source and detector (mm)	1300
Distance between the center source and rotation axis (mm)	900
Sampling interval between two adjacent projection views (deg)	0.145
The angle between the first source and the last source (deg)	30
Number of the source	207
Number of the detector	800
Diameter of the field of view (mm)	352.90
Size of each detector element (mm)	1
Pixel size (mm ²)	1.38 x 1.38

Рисунок 2.7. Геометричні параметри сканування модельованої системи ТКТ [36]

Більш того, для моделювання ТСТ з обмеженим кутом сканування і кутом сканування 30° в одиницю часу, обиралось обертання детектора і джерела рентгенівського випромінювання три, чотири і п'ять разів, іншими словами, три різних діапазони сканування ([0°, 90°], [0°, 120°] і [0°, 150°]) використовуються для перевірки роботи алгоритму для ТСТ з обмеженим кутом сканування в даній роботі.

У цій роботі автори вибрали пікове відношення сигнал/шум (PSNR) і міру індексу структурної подібності (SSIM) для кількісної оцінки запропонованого алгоритму. PSNR використовується для оцінки різниці між двома зображеннями і визначається як (2.6):

$$PSNR(x, y) = 10 \times \log_{10} \left(\frac{(\max(\max(y)))^2}{MSE} \right) \quad (2.6)$$

$$MSE(x, y) = \frac{\sum_{i,j} (x_{i,j} - y_{i,j})^2}{N} \quad (2.7)$$

де: x – реконструйоване зображення; y – реальне зображення; x_{ij} – значення пікселю в позиції (i, j) ; N – загальна кількість пікселів в зображенні.

SSIM, який використовується для вимірювання структурної подібності між відновленим зображенням і зображенням мітки, визначається як (2.8):

$$SSIM(x, y) = \frac{(2\bar{x}\bar{y} + C_1)(2\sigma_{xy} + C_2)}{(\bar{x}^2 + \bar{y}^2 + C_1)(\sigma_x^2 + \sigma_y^2 + C_2)} \quad (2.8)$$

де: x та y – середні значення; σ_x та σ_y – стандартні відхилення; σ_{xy} – коваріація (міра лінійної залежності двох величин).

Константи C_1 та C_2 задані в роботі [38]. Добре реконструйоване зображення повинне дати найбільше значення SSIM/PSNR.

Щоб оцінити ефективність запропонованого алгоритму, було обрано три алгоритми для порівняння із запропонованим алгоритмом:

1. Метод L0, який являє собою метод реконструкції зображення зі збереженням країв для КТ з обмеженим кутом огляду.

2. Метод ATV, який використовує попередні знання про відомий фактичний діапазон сканування для поліпшення якості реконструйованого зображення з даних проекції з обмеженим кутом.

3. Метод FBPConvNet, який є видатним методом глибокої реконструкції на основі постобробки.

Було б непогано мати кілька реальних відновлених зображень ТСТ. Однак автори знаходились на початковій стадії дослідження ТКТ, і для навчання мережі недостатньо реальних проекційних даних. Крім того, більшість КТ не можуть надати необроблені проекційні дані, і можна отримати тільки реальні зображення КТ. Тому були використані ці реальні зображення КТ для моделювання проекційних даних ТКТ з обмеженим кутом нахилу, щоб

продемонструвати роботу цих алгоритмів. Більш того, було додано трохи гаусівського шуму в змодельовані проєкційні дані, щоб оцінити надійність цих алгоритмів.

Використовуваний набір даних отримано з TCIA Collections. Це 500 реальних повнокуткових КТ-зображень від багатьох пацієнтів, основний формат файлу – DICOM. Серед них є 450 навчальних зображень для навчання КНМ і 50 тестових зображень для перевірки продуктивності. Розташування цих зображень – груди і живіт, роздільна здатність – 256×256 .

У даній роботі основні етапи експериментів виглядають наступним чином: по-перше, реальні зображення повнокуткової комп'ютерної томографії використовуються в якості зображень-міток. По-друге, ці зображення міток використовуються для отримання симульованих проєкційних даних для обмежено-кутової ТКТ. Нарешті, ці чотири алгоритми використовуються для отримання реконструйованого зображення.

У КНМ-частини методу SARTConvNet і методу FBPCConvNet використовується та ж стратегія навчання, що і в [21]. В якості навчальних зображень використовується безліч пар зображень, реконструйованих методом SART або методом FBP, і зображень міток. Для набору даних TCIA потрібно близько 6 годин для навчання КНМ протягом 151 ітерації (епохи).

Для справедливого порівняння параметри цих конкуруючих методів оптимізуються для отримання найкращих результатів з точки зору значень індексу оцінки. Це було зроблено тому, що ці параметри зазвичай виходять методом проб і помилок, і як вибрати ці параметри – поки відкрите питання для всього світу. У даній роботі крок ітерації методу SART становить 2500, крок ітерації методу TV – 15, а значення альфа для TV – 0.1. Параметри методу L0 приведені у відповідність з посиланням [40], а параметри методу ATV – відповідно до посилання [14].

У даній роботі було обрано два репрезентативних зображення з області живота і грудей серед усіх тестових зображень, щоб оцінити ефективність цих

чотирьох методів. На рис. 2.8 і рис.2.9 показані результати реконструкції цих двох репрезентативних зображень.

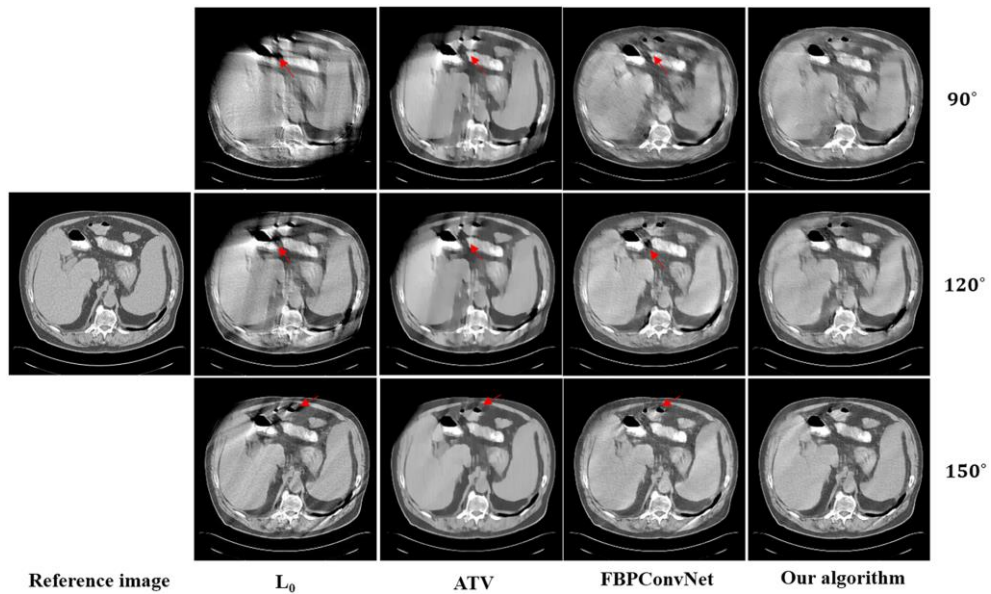


Рисунок 2.8. Реконструйовані результати зображення черевної порожнини [36]

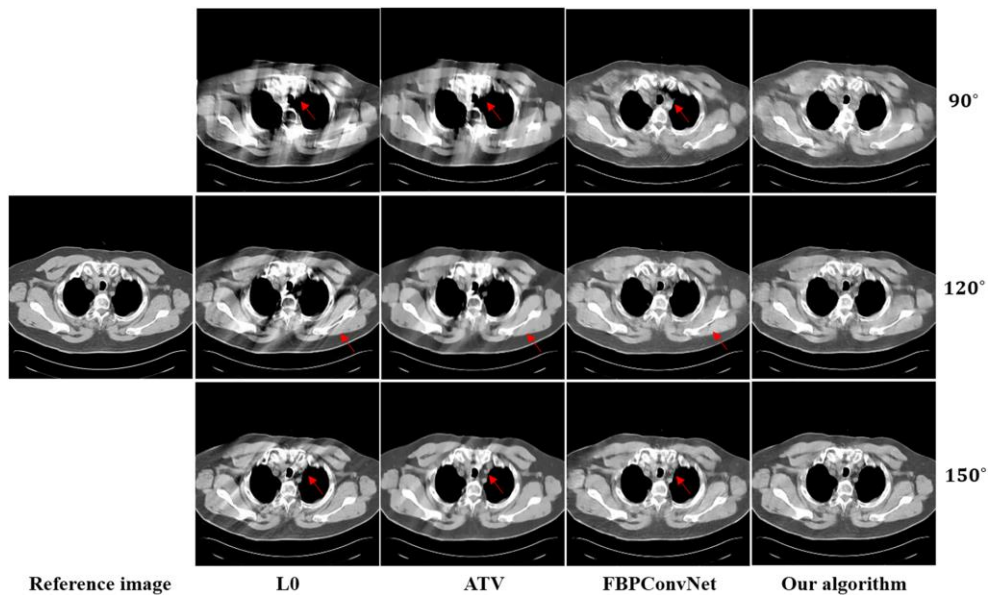


Рисунок 2.9. Реконструйовані результати зображення грудної клітини [36]

Зображення в першому стовпці – еталонне зображення. Наступні стовпці – результати, відновлені за допомогою методу L0, методу ATV, методу FBPConvNet і алгоритму авторів. Зображення зверху вниз в кожному рядку –

це результати реконструкції для діапазонів сканування $[0^\circ, 90^\circ]$, $[0^\circ, 120^\circ]$ і $[0^\circ, 150^\circ]$, відповідно. Червоні стрілки вказують на деякі очевидні артефакти, які збільшені на рис. 2.10 і рис.2.11.

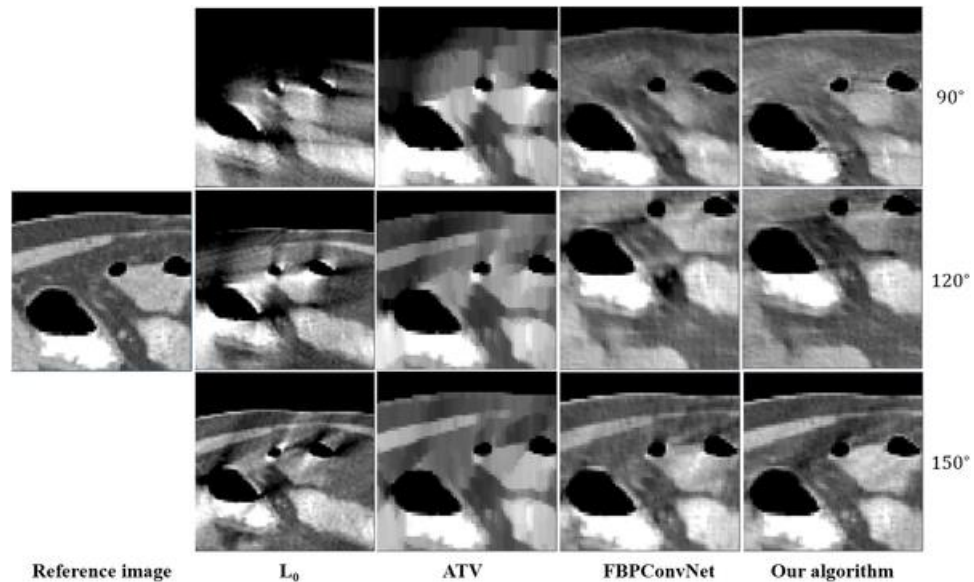


Рисунок 2.10. Збільшений вигляд областей інтересу із рис. 2.8 [36]

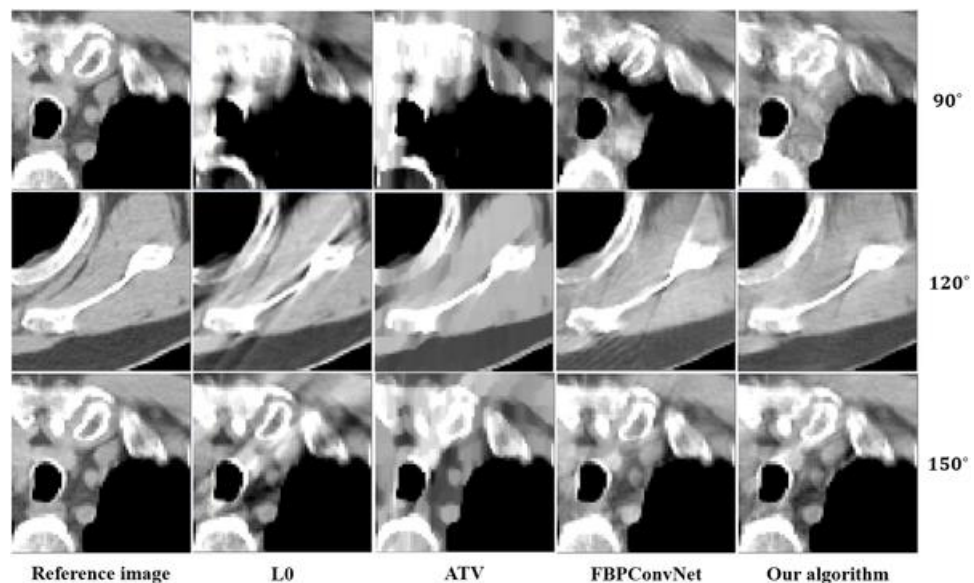


Рисунок 2.11. Збільшений вигляд областей інтересу із рис. 2.9 [36]

Як видно з рис. 2.8-2.11, зі збільшенням діапазону сканування якість реконструйованих зображень починає поліпшуватися в різному ступені. Метод L_0 дозволяє краще зберегти краї і структури, однак на відновленому

зображенні з'являється багато артефактів обмеженого кута через нестачу проєційованих даних. Метод ATV може краще зменшити артефакти обмеженого кута, однак, метод ATV призводить до блокового ефекту і згладжує деякі важливі дрібні структури, оскільки він передбачає, що зображення кусково-постійне. Зображення, відновлені методом FBPCConvNet, краще, ніж зображення, відновлені методом L0 і методом ATV. У той же час, деякі важливі деталі і структури були згладжені. Метод авторів демонструє найкращі результати з точки зору збереження безперервних структур (таких як краї органів), придушення артефактів обмеженого кута і збереження властивих деталей (див. червоні стрілки, що вказують на область очевидних відмінностей).

Кількісні результати, пов'язані з різними алгоритмами для різних зображень, наведені на рис. 2.12 і рис.2.13. Як видно з цих рисунків, алгоритм авторів досягає найкращих результатів для трьох діапазонів сканування за всіма показниками. Більш того, експерименти показують, що чим більше діапазон сканування, тим краще якість зображення.

Scanning ranges	Algorithm	PSNR	SSIM
[0, 90°]	L0	18.6806	0.8686
	ATV	20.9951	0.8882
	FBPCConvNet	24.0512	0.9007
	SARTConvNet	24.9359	0.9043
[0, 120°]	L0	23.2083	0.9136
	ATV	25.1692	0.9255
	FBPCConvNet	26.5857	0.9276
	SARTConvNet	26.8245	0.9467
[0, 150°]	L0	27.8970	0.9581
	ATV	27.9213	0.9597
	FBPCConvNet	28.6246	0.9416
	SARTConvNet	32.8672	0.9782

Рисунок 2.12. Кількісні результати, пов'язані з різними алгоритмами для зображення черевної порожнини, отриманого за даними різних кутових проєкцій [36]

Scanning ranges	Algorithm	PSNR	SSIM
[0, 90°]	L0	17.4586	0.8537
	ATV	18.5884	0.8811
	FBPConvNet	21.8918	0.9177
	SARTConvNet	23.8079	0.9419
[0, 120°]	L0	22.2210	0.9224
	ATV	23.1989	0.9328
	FBPConvNet	25.1959	0.9501
	SARTConvNet	25.7111	0.9607
[0, 150°]	L0	27.1260	0.9629
	ATV	28.0624	0.9689
	FBPConvNet	28.1614	0.9588
	SARTConvNet	30.5538	0.9825

Рисунок 2.13. Кількісні результати, пов'язані з різними алгоритмами для зображення грудної клітини за даними різних кутових проекцій [36]

Далі перевіряється здатність цих чотирьох алгоритмів до робастності. Додається гаусівський шум (m, σ^2) до даних проекції, середнє значення m встановлюється рівним нулю, а дисперсія $\sigma^2 = 10$. На рис. 2.14 і рис.2.15 показані результати експерименту по додаванню шуму.

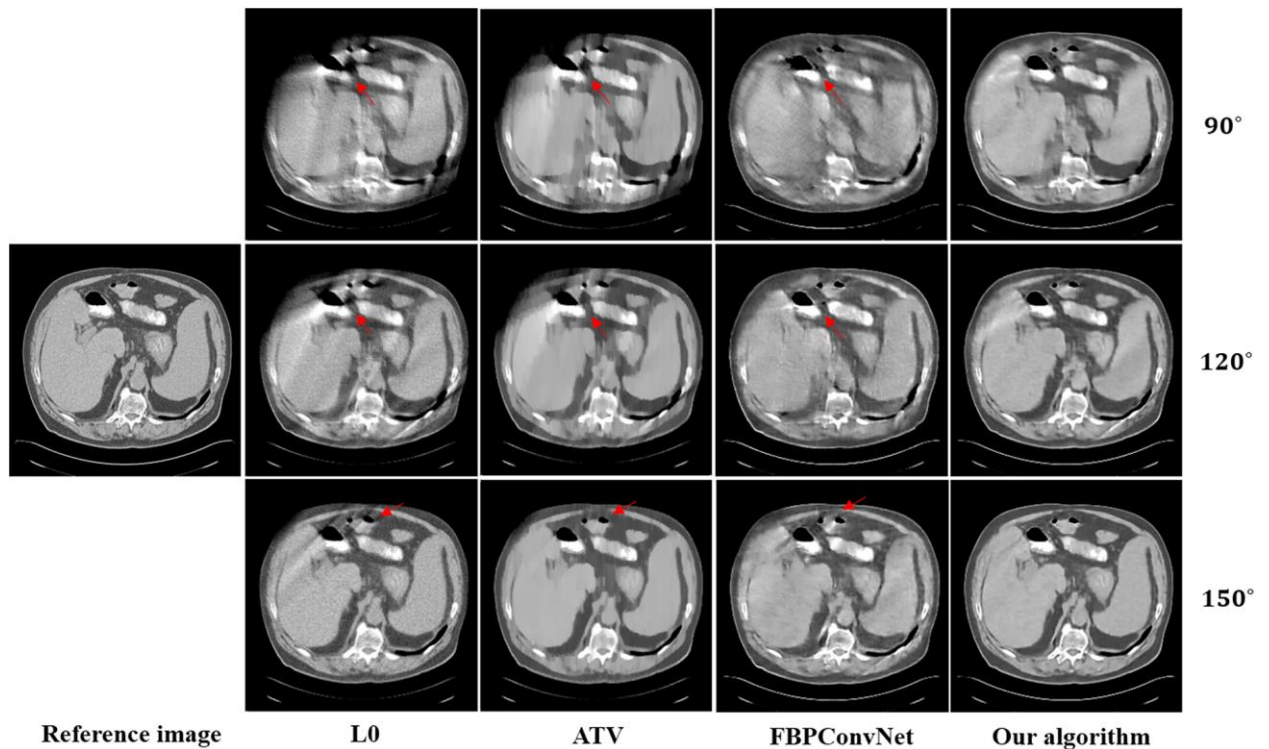


Рисунок 2.14. Результати реконструкції зображення черевної порожнини після експерименту з додаванням шуму [36]

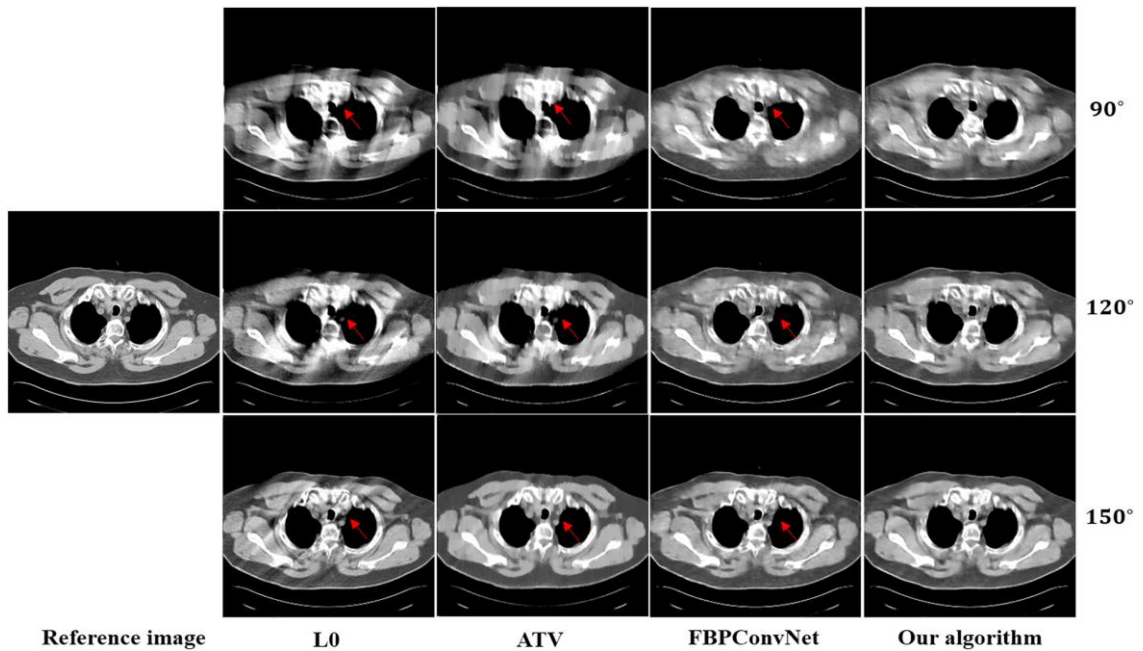


Рисунок 2.15. Результати реконструкції зображення грудної клітини після експерименту з додаванням шуму [36]

Крім того, на рис. 2.16 і рис.2.17 наведені кількісні результати, пов'язані з різними алгоритмами для експерименту по додаванню шуму. Можна помітити, що зображення, відновлені нашим алгоритмом, набагато краще, ніж результати методу L0, методу ATV і методу FBPConvNet. У порівнянні з іншими трьома методами, алгоритм авторів може краще зменшити артефакти обмеженого кута, придушити шум і зберегти безперервні структури.

Scanning ranges	Algorithm	PSNR	SSIM
[0, 90°]	L0	17.5167	0.7836
	ATV	18.8412	0.8234
	FBPConvNet	20.2429	0.8152
	SARTConvNet	22.6658	0.8527
[0, 120°]	L0	21.2196	0.8506
	ATV	22.4382	0.8828
	FBPConvNet	23.9244	0.8822
	SARTConvNet	25.1403	0.9077
[0, 150°]	L0	25.0614	0.9004
	ATV	26.2771	0.9354
	FBPConvNet	27.7295	0.9239
	SARTConvNet	29.7526	0.9456

Рисунок 2.16. Кількісні результати, пов'язані з різними алгоритмами, для зображення черевної порожнини, отриманого з проекційних даних з шумовий добавкою під різними кутами [36]

Scanning ranges	Algorithm	PSNR	SSIM
[0, 90°]	L0	16.6079	0.8087
	ATV	17.1182	0.8220
	FBPConvNet	16.9948	0.8225
	SARTConvNet	20.9816	0.8788
[0, 120°]	L0	21.5694	0.8980
	ATV	22.1944	0.9041
	FBPConvNet	22.9651	0.8876
	SARTConvNet	23.8609	0.9282
[0, 150°]	L0	25.4256	0.9490
	ATV	26.1960	0.9530
	FBPConvNet	27.1494	0.9372
	SARTConvNet	27.3750	0.9593

Рисунок 2.17. Кількісні результати, пов'язані з використанням різних алгоритмів для зображення грудної клітини, отриманого з проекційних даних з шумовий добавкою під різними кутами [36]

В процесі навчання КНМ може виникнути добре відома проблема надмірної підгонки, і ця мережа U-Net використовувала техніку під назвою "пропускання з'єднання", яке додається між входом і виходом, щоб полегшити цю проблему.

Потім використовуються результати експерименту із зображенням живота для діапазону сканування $[0^\circ, 150^\circ]$ в якості прикладу, щоб показати, як значення функції втрат змінюється з епохами як для набору даних для навчання, так і для набору даних для тестування (рис. 2.18).

Як показано на рис. 2.18, значення функції втрат зменшується зі збільшенням числа епох і, нарешті, досягає стійкої стадії, що означає, що проблема надлишкової підгонки зведена до мінімуму. Крім того, крива значення функції втрат для тестового набору даних має деякі коливання на початку, але вирівнюється на більш пізніх стадіях.

Було представлено час виконання різних алгоритмів в експерименті із зображенням живота для діапазонів сканування для діапазону сканування $[0^\circ, 150^\circ]$. Як показано на рис. 2.19, висока швидкість, яка дійсно є перевагою глибокого навчання, зникає, оскільки використовується зображення, реконструйоване методом SART, в якості вхідного зображення КНМ.

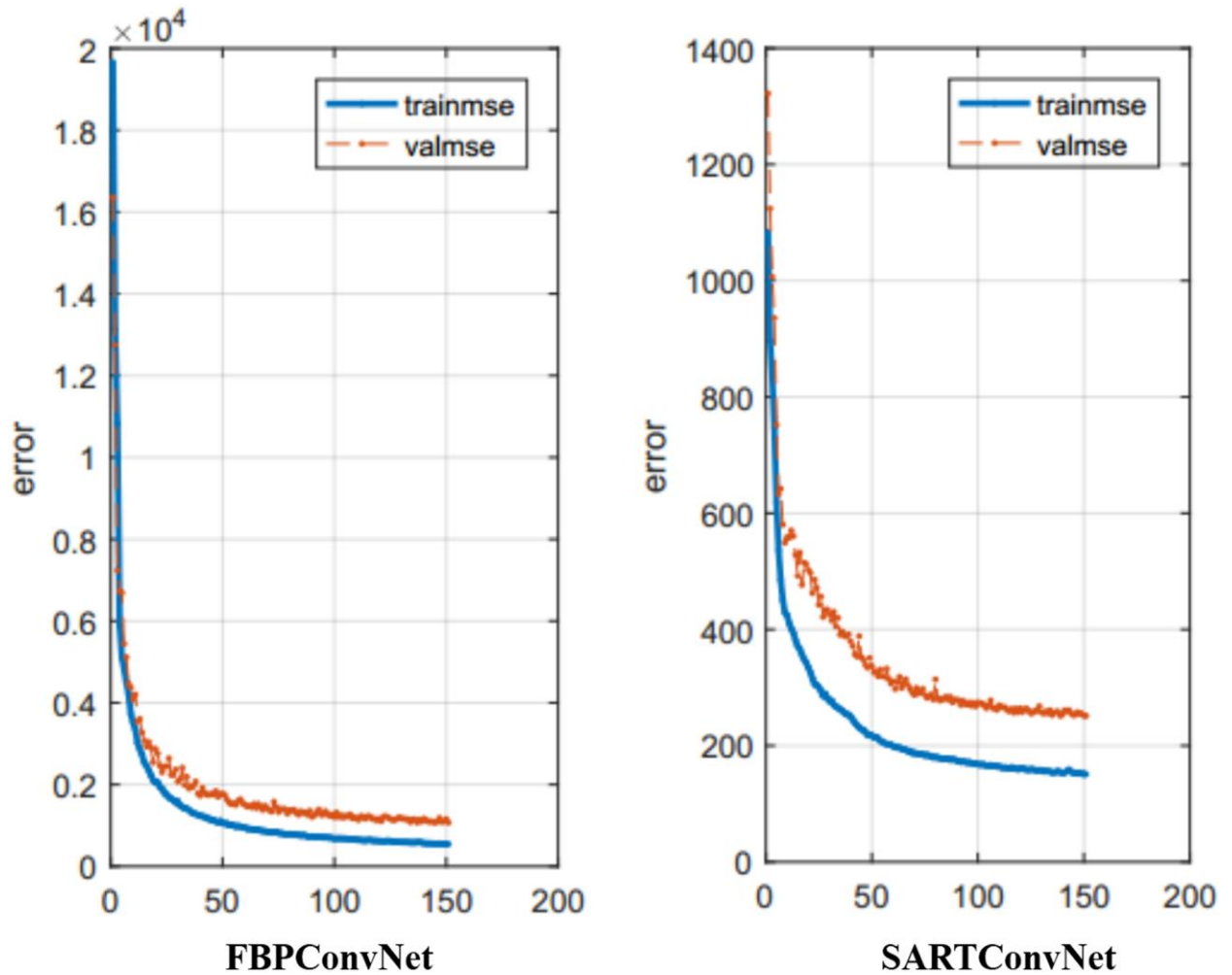


Рисунок 2.18. Зміна значення функції втрат при навчанні КНМ зі збільшенням кількості епох як для набору даних для навчання, так і для набору даних для тестування [36]

Algorithms	Time (s)
L0	513
ATV	960
FBPCovNet	13
SARTConvNet	85

Рисунок 2.19. Час виконання з різними алгоритмами [36]

Однак у методах авторів є ще дві переваги, одна з яких полягає в тому, що не потрібно вибирати член регуляризації і налаштовувати параметри регуляризації, а інше – в тому, що він дає кращі результати, ніж деякі сучасні методи ітеративної реконструкції з регуляризацією. Крім того, метод SART,

який є швидким алгоритмом серед алгоритмів ітеративної реконструкції, також може бути прискорений за допомогою комп'ютерного обладнання і техніки CUDA.

Як система КТ низького класу, ТКТ користується гострим попитом в країнах, що розвиваються. Щоб скоротити час сканування, зменшити рентгенівське випромінювання або сканувати деякі довгі об'єкти, а також уникнути невідповідності детектора для сканування під великим кутом в трансляційній схемі сканування, використовувався режим сканування з обмеженим кутом ТКТ, який вносить деякі додаткові шуми і артефакти, які серйозно погіршують якість зображення і впливають на точність, оскільки він не має безперервних даних кутовий проекції. В дослідженні авторів було розроблено алгоритм реконструкції зображень ТКТ з обмеженим кутом нахилу, заснований на глибокому навчанні. Експериментальні результати показали, що запропонований метод з використанням методу SART краще, ніж метод FBP в режимі сканування ТКТ з обмеженим кутом, і запропонований метод також має відмінну продуктивність з придушення шуму і артефактів обмеженого кута при збереженні структури зображення.

Новий алгоритм покращує якість відновленого зображення для моделі сканування ТКТ з обмеженим кутом, і це буде корисно для діагностики. Основна проблема даного алгоритму полягає в тому, що для його навчання потрібен великий набір даних і необхідний ефективний комп'ютер. В майбутньому є можливість поліпшити узагальнюючу здатність алгоритму і поширити його на випадки більш високої розмірності, такі як 3D-реконструкція, щоб використовувати більше корисної інформації. Хоча алгоритм запропонований для ТКТ з обмеженим кутом огляду, оскільки метод SART і техніка глибокого навчання не залежить від геометричної структури режиму сканування, алгоритм може бути поширений на загальну томографію з обмеженим кутом огляду, таку як конусно-променева КТ з С-подібним плечем.

На закінчення, в даній роботі використовувалась модель сканування з обмеженим кутом ТКТ і розроблений алгоритм реконструкції зображень з обмеженим кутом ТКТ на основі глибокого навчання. Деякі бази даних використовуються для оцінки ефективності запропонованого методу в порівнянні з іншими трьома методами. Експериментальні результати показують, що розроблений алгоритм демонструє кращу продуктивність з точки зору придушення шуму і артефактів обмеженого кута при збереженні структури зображення.

Висновки до розділу 2

Було розглянуто різні підходи до вирішення задачі реконструкції зображень. Існують як і традиційні рішення, такі як ітеративні методи реконструкції, так і інноваційні, які полягають у використанні методик глибокого навчання. В будь-якому випадку, подібна задача є дуже корисною при розгляданні такого видів медичних зображень, як комп'ютерна томографія чи рентгенівське дослідження, оскільки реконструкція дозволяє використовувати меншу дозу опромінення. В наступному ж розділі буде приділено більше уваги задачі реконструкції зображень, поставленій в даній роботі, та буде надано безпосередньо сам алгоритм для вирішення подібної задачі.

РОЗДІЛ 3

МОДЕЛЮВАННЯ ТЕКСТУРИ ЗОБРАЖЕННЯ

На відміну від класичної задачі реконструкції медичних зображень, в якій використовуються метадані для їхнього відновлення, в даній роботі пропонується використовувати зображення для вирішення так званої множинної класифікації. Тобто, можна використовувати значення пікселів зображення для того, щоб отримати структуру моделі текстури зображення, і працюючи в просторі даної моделі можна передбачити клас зображення. В першу чергу необхідно розібрати, в чому полягає поставлена задача.

3.1 Постановка задачі

Національним інститутом серцево-судинної кардіохірургії імені Амосова [4, 30, 34] були надані відеодані ехокардіографії серця, які були отримані за допомогою технології спекл-трекінг (ехокардіографія реєструвалась у В-режимі). Задача є, по суті, класикою комп'ютерного зору, де необхідно за зображеннями, отриманими із відеоданих, вирішити задачу класифікації типу «норма-патологія», де в якості патології виступає ішемічна хвороба серця [19].

3.1.1 Опис клінічних даних

Ультразвук (УЗ) – це технологія візуалізації, що використовує високочастотні звукові хвилі для визначення характеристик тканин. Це корисна і гнучка модальність в медичній візуалізації, яка часто забезпечує додаткову або унікальну характеристику тканин в порівнянні з іншими модальностями, такими як звичайна рентгенографія або КТ.

Ультразвук спирається на властивості акустичної фізики (стиснення/розрідження, відображення, імпеданс і т.д.) для локалізації і визначення характеристик різних типів тканин. Частота звукових хвиль, використовуваних в медичному ультразвуку, знаходиться в діапазоні

мільйонів циклів в секунду (мегагерц, МГц). На відміну від цього, верхній діапазон чутних людиною частот становить близько 20 тисяч циклів в секунду (20 кГц).

Ультразвуковий датчик посилає ультразвуковий імпульс в тканини, а потім отримує луна-сигнали назад. Відлуння-сигнали містять просторову і контрастну інформацію. Ця концепція аналогічна сонару, використовуваному в мореплавстві, але техніка медичного ультразвуку більш складна, вона збирає достатньо даних для формування двомірного півтонування, що швидко рухається.

Деякі характеристики ехосигналів, які повертаються від тканин, можуть бути виділені для отримання додаткової інформації, що виходить за рамки півтонування. Наприклад, доплерівське ультразвукове дослідження може виявити зрушення частоти ехосигналів і визначити, чи рухається тканина до датчика або від нього. Це неоціненно для оцінки деяких структур, таких як кровоносні судини або серце (ехокардіографія).

Ультразвук продовжує розвивати додаткові функції, включаючи тривимірну ультразвукову візуалізацію, еластографію і ультразвук з контрастним посиленням з використанням мікропухирців.

Переваги ультразвуку:

1. Ультразвук використовує неіонізуючі звукові хвилі і не пов'язаний з канцерогенезом. Це особливо важливо для оцінки тканин плода і гонад.
2. У більшості центрів ультразвукове дослідження доступніше, ніж більш сучасні методи поперечного перерізу, такі як КТ або МРТ.
3. Проведення ультразвукового дослідження обходиться дешевше, ніж КТ або МРТ.
4. Протипоказань до застосування УЗД небагато (якщо вони взагалі є) в порівнянні з МРТ або КТ з контрастним підсиленням.
5. Ультразвукова візуалізація в режимі реального часу корисна для оцінки фізіології, а також анатомії (наприклад, частоти серцевих скорочень плода).

6. Доплерівська оцінка органів та судин додає фізіологічні дані, недоступні при інших методах дослідження (за винятком деяких послідовностей МРТ).

7. На ультразвукові зображення не так негативно впливають металеві предмети, на відміну від КТ або МРТ.

8. Ультразвукове дослідження можна легко розширити, щоб охопити іншу систему органів або оцінити контралатеральну кінцівку.

Недоліки:

1. Для точного і ефективного проведення ультразвукового дослідження потрібна підготовка, а якість досліджень неоднорідне ("залежність від оператора").

2. УЗД не здатне оцінити внутрішню структуру тканин з високим акустичним опором (наприклад, кістка, повітря). Він також обмежений в оцінці структур, укладених в кістку (наприклад, паренхіма головного мозку всередині кальварія).

3. Високі частоти ультразвуку призводять до потенційного ризику термічного нагріву або механічного пошкодження тканин на мікроскопічному рівні. Це викликає найбільшу заклопотаність при візуалізації плода.

4. УЗД має свій власний набір унікальних артефактів, які потенційно можуть погіршити якість зображення або привести до неправильної інтерпретації.

5. Деякі ультразвукові дослідження можуть бути обмежені аномально великою статуєю.

Медичне ультразвукове дослідження засноване на використанні високочастотного звуку для допомоги в діагностиці та лікуванні пацієнтів. Частота ультразвуку варіюється від 2 до приблизно 15 МГц, хоча в деяких ситуаціях можуть використовуватися і більш високі частоти.

Ультразвуковий промінь виникає в результаті механічних коливань численних кристалів в перетворювачі, який збуджується електричними

імпульсами (п'єзоелектричний ефект). Перетворювач перетворює один вид енергії в інший (електрична <-> механічна / звукова).

Ультразвукові хвилі (звукові імпульси) надсилаються від датчика, поширюються через різні тканини, а потім повертаються до датчика у вигляді відбитої луни. Повернуті луна-сигнали перетворюються в електричні імпульси кристалами датчика і далі обробляються для формування ультразвукового зображення, що виводиться на екран.

Ультразвукові перетворювачі мають діапазон частот ультразвуку, званий пропускнуою здатністю. Наприклад, 2.5-3.5 МГц для загальної абдомінальної візуалізації і 5.0-7.5 МГц для поверхневої візуалізації.

Ультразвукові хвилі відбиваються від поверхонь між тканинами різної щільності, причому відображення пропорційне різниці в імпедансі. Якщо різниця в щільності збільшується, частка відбитого звуку збільшується, а частка переданого звуку пропорційно зменшується.

Якщо різниця в щільності тканин дуже велика, то звук повністю відбивається, що призводить до повного акустичного затінення. Акустичне затінення присутнє за кістками, камінням (камені в нирках, жовчному міхурі і т.д.) і повітрям (кишковий газ), як це показано на рис. 3.1.



Рисунок 3.1. Заднє акустичне затемнення і посилення [15]

Відлуння не виникає, якщо в тканині або між тканинами немає відмінностей. Однорідні рідини, такі як кров, жовч, сеча, вміст простих кіст, асцит і плевральний випіт, виглядають як структури без луни.

Ехокардіограма використовує звукові хвилі для отримання зображення людського серця. Цей поширений тест дозволяє лікарю побачити, як б'ється серце і перекачує кров. Лікар може використовувати зображення ехокардіограми для виявлення захворювань серця. Залежно від того, яка інформація потрібна лікареві, пацієнтові можуть провести один з декількох видів ехокардіограми. Кожен тип ехокардіограми пов'язаний з незначними ризиками, якщо такі взагалі є.

Лікар може запропонувати зробити ехокардіограму з наступних причин:

- Перевірити наявність проблем з клапанами або камерами серця.
- Перевірити, чи не є проблеми з серцем причиною таких симптомів, як задишка або біль у грудях.
- Виявлення вроджених вад серця до народження (ехокардіограма плоду).

Існують наступні типи ехокардіограми:

1. Трансторакальна ехокардіограма.

В цьому стандартному типі ехокардіограми:

- Технік (сонографія) завдає гель на пристрій (датчик).
- Сонограф щільно притискає датчик до шкіри, направляючи ультразвуковий промінь через грудну клітку на серце.
- Датчик реєструє відгомони звукових хвиль від серця.
- Комп'ютер перетворює луна-сигнали в рухомі зображення на моніторі.

Якщо легені або ребра пацієнта загороджують огляд, йому може знадобитися введення невеликої кількості підсилюючого препарату через внутрішньовенну крапельницю. Підсилюючий препарат, який зазвичай безпечний і добре переноситься, зробить структури людського серця чіткішими на моніторі.

2. Трансезофагеальна ехокардіограма.

Якщо лікареві потрібні більш детальні зображення або важко отримати чітке зображення серця з допомогою стандартної ехокардіограми, лікар може порекомендувати черезстравохідну ехокардіограму. В ході цієї процедури:

- Знеболюють горло і дадуть ліки, які допоможуть вам розслабитися.
- Гнучка трубка з датчиком проводиться в горло і в трубу, яка з'єднує рот зі шлунком (стравохід).
- Датчик реєструє відгомони звукових хвиль від серця.
- Комп'ютер перетворює ехосигнали в детальне рухоме зображення серця, яке лікар може переглянути на моніторі.

3. Доплерівська ехокардіограма.

Звукові хвилі змінюють кут нахилу, коли вони відбиваються від клітин крові, що рухаються через серце і кровоносні судини. Ці зміни (доплерівські сигнали) можуть допомогти лікареві виміряти швидкість і напрямок кровотоку в серці.

Методи доплерографії зазвичай використовуються при трансторакальній і черезстравохідній ехокардіограмі. Доплерівські методи також можуть використовуватися для перевірки проблем з кровотоком і кров'яним тиском в артеріях серця, які традиційне ультразвукове дослідження може не виявити.

Потік крові, що відображається на моніторі, забарвлюється в різні кольори, щоб допомогти лікареві точно визначити будь-які проблеми, пов'язані з серцем пацієнта.

4. Стрес-ехокардіограма.

Деякі проблеми з серцем – особливо ті, які пов'язані з артеріями, постачальними кров'ю серцевий м'яз (коронарними артеріями), – виникають тільки під час фізичної активності. Лікар може порекомендувати зробити пацієнту стрес-ехокардіограму, щоб перевірити наявність проблем з коронарними артеріями. Однак ехокардіограма не може дати інформацію про закупорку артерій серця. При проведенні стрес-ехокардіограми:

- Ультразвукові зображення серця робляться до і відразу після ходьби по бігівій доріжці або їзди на стаціонарному велосипеді.
- Якщо пацієнта не може займатися спортом, йому можуть зробити ін'єкцію ліків, які змусить його серце працювати так само інтенсивно, як якщо б він займався спортом.

Спекл-трекінг ехокардіографія (СТЕ) – це недавно розроблений метод для характеристики і кількісної оцінки деформації міокарда. Дозволяючи вимірювати різні компоненти деформації міокарда, вона дає інформацію, яка недоступна жодному з використовуваних в даний час ехокардіографічних параметрів, включаючи фракцію викиду лівого шлуночка (ФВЛШ). Потенційна клінічна цінність такої інформації чітко відображена у вибуховому збільшенні за останнє десятиліття числа публікацій з СТЕ. Однак СТЕ має свої обмеження, які необхідно подолати, перш ніж її можна буде впровадити в звичайну клінічну практику. Проте, з огляду на величезний інтерес, викликаний СТЕ, для тих, хто займається ехокардіографією, знайомство з цією методикою є цілком своєчасним.

Міокард лівого шлуночка (ЛШ) піддається складній багатовимірній деформації під час серцевого циклу. Однак для простоти деформація міокарда при ехокардіографії описується в вигляді трьох основних деформацій – поздовжньої, радіальної і окружної (рис. 3.2). Поздовжня деформація позначає вкорочення ЛШ уздовж його поздовжньої осі. Окружна деформація відображає зменшення окружності порожнини ЛШ протягом серцевого циклу, а радіальна деформація означає потовщення стінки ЛШ по радіусу. На додаток до скорочення і розслаблення ЛШ також піддається обертанню навколо своєї поздовжньої осі. Якщо дивитися з боку верхівки, то під час систоли верхівка обертається проти годинникової стрілки, тоді як підстава обертається за годинниковою стрілкою.

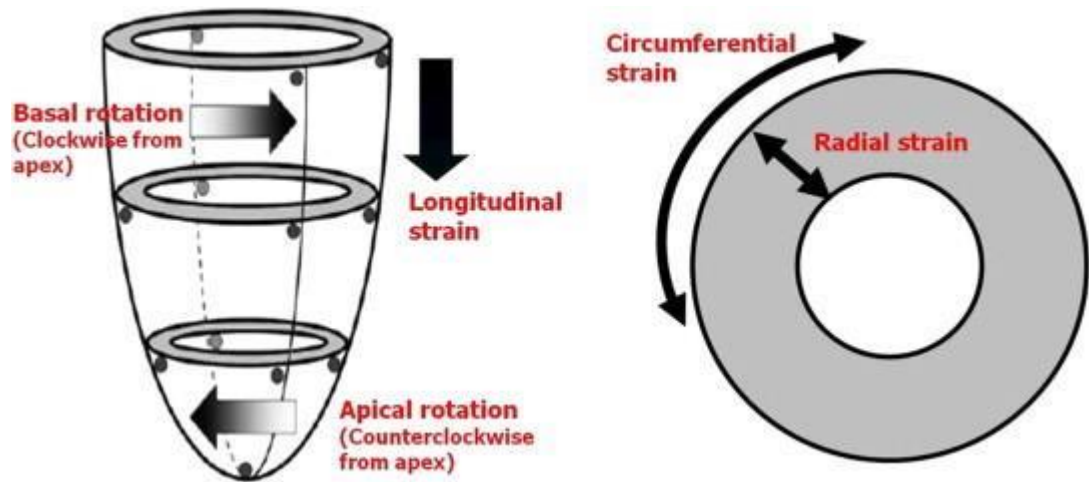


Рисунок 3.2. Різні компоненти деформації міокарда лівого шлуночка, які можна виміряти за допомогою спекл-трекінгової ехокардіографії [11]

Це протилежне обертання верхівки і підстави ЛШ під час систоли створює рух вичавлювання або скручування ЛШ, яке є критичним для нормального систолічного функціонування ЛШ. Подальше розкручування під час діастоли створює присосуючу силу, яка, мабуть, є ключовим механізмом, що визначає раннє діастолічне наповнення ЛШ.

Складна деформація міокарда ЛШ зумовлена настільки ж складним розташуванням міофібрил в стінці ЛШ. Міокард ЛШ являє собою безперервний лист міоволокон, які розташовані багат шарово, спіралевидно. Внутрішні субендокардіальні волокна орієнтовані щодо паралельно поздовжньої осі ЛШ і визначають переважно поздовжнє скорочення. Навпаки, волокна в середньому міокардіальній і субепікардіальному шарах розташовані більш паралельно колу ЛШ і, отже, визначають радіальну, окружну і ротаційну механіку. Як буде показано нижче, ці механістичні властивості ЛШ мають важливе значення для впливу різних серцевих патологій на систолічну та діастолічну функцію ЛШ.

Однією з найбільш важливих цілей ехокардіографії, виконуваної практично з будь-якого показання, є оцінка систолічної функції ЛШ. Протягом багатьох років був розроблений ряд ехокардіографічних параметрів для виконання цього завдання. Серед них LVEF представляється найбільш

надійним і клінічно найбільш значущим параметром для цієї мети. Однак, незважаючи на його переважне клінічне значення, LVEF має ряд обмежень. По-перше, він дає лише непрямую оцінку функції міокарда і не вимірює її безпосередньо. По-друге, він легко піддається впливу ряду факторів, включаючи умови навантаження, частоту серцевих скорочень і т.д. По-третє, і це найважливіше, вона недостатньо чутлива для виявлення тонких змін скорочувальної функції і тому не підходить для виявлення субклінічного пошкодження міокарда, яке може мати важливе терапевтичне і прогностичне значення при різних клінічних станах. Візуалізація деформації, або більш відповідна назва "візуалізація деформації міокарда", пропонує спосіб прямої кількісної оцінки ступеня скорочення міокарда і обіцяє подолати багато з обмежень LVEF. Деформація – це процентна зміна довжини сегмента міокарда за певний період часу, одиниця виміру – %. Швидкість деформації – це швидкість, з якою відбувається вкорочення або подовження, і має одиницю вимірювання 1/с. Коли міокард коротшає під час систоли, деформація і швидкість деформації мають негативне значення, але коли відбувається розтягнення або подовження міокарда, деформація і швидкість деформації стають позитивними.

Спочатку візуалізація деформації міокарда була розроблена як продовження доплерівської візуалізації швидкості. Однак, з огляду на кутову залежність доплерівської візуалізації, при такому підході можна було виміряти тільки поздовжню деформацію і отримати дуже мало інформації про інші компоненти деформації міокарда. Більш недавно розроблена методика STE, що заснована на сірошкальному зображенні, яке не залежить від кута і, отже, дозволяє більш повно оцінити деформацію міокарда. Як відомо, сірошкальне зображення при ехокардіографії складається з декількох яскравих плям, які утворюються в результаті розсіювання ультразвукового променя тканиною. Програмне забезпечення STE ідентифікує ці плями і потім відстежує їх покадрово, використовуючи алгоритм "сума абсолютних різниць". На основі цих даних програмне забезпечення автоматично визначає

величину деформації міокарда в різних напрямках і будує криві деформації і швидкості деформації (рис. 3.3).

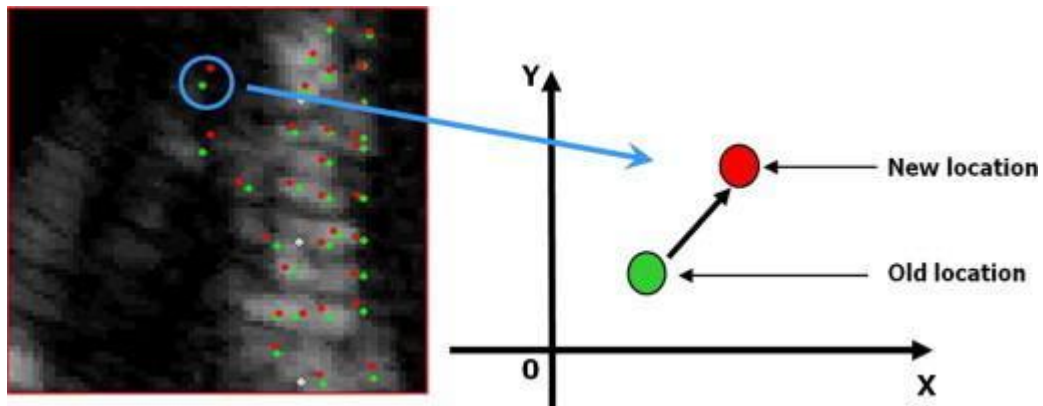


Рисунок 3.3. Фундаментальна основа ехокардіографії з відстеженням спеклів. Спекли міокарда на напівтоновому зображенні відслідковуються покадрово для визначення деформації міокарда в різних напрямках [11]

Поздовжня деформація вимірюється на апікальних довгоосевих зображеннях, а короткоосеве зображення використовуються для вимірювання радіальної і окружної деформації і обертання. Оскільки в STE використовуються напівтонові зображення, деформація, отримана за допомогою STE, також відома як двовимірна деформація, щоб відрізнити її від деформації, заснованої на доплерографії.

Нещодавно була розроблена тривимірна STE, яка дозволяє вимірювати все різні компоненти деформації міокарда на основі одного пірамідального тривимірного набору даних.

В даний час є безліч ультразвукових систем, які пропонують можливості STE. Всі ці системи використовують власне програмне забезпечення для візуалізації деформації міокарда, але основні етапи роботи однакові. Спочатку на ехокардіографічному апараті отримують необхідні напівтонові зображення і зберігають їх на цифровому носії для передачі на робочу станцію. Потім використовується автономне програмне забезпечення для аналізу цих зображень і отримання даних про деформації. Деякі з доступних в даний час

ультразвукових систем також пропонують аналіз STE в режимі онлайн, на самому ехокардіографічному апараті. Однак це відносно громіздко, а також забирає час роботи апарату, тому використовується в основному для швидкої оцінки тільки поздовжньої деформації.

Оскільки STE – це метод, заснований на використанні сірої шкали, отримання високоякісних сірошкальних зображень є найбільш важливою вимогою для STE. Під час отримання зображення необхідно враховувати наступні моменти:

- Для вимірювання поздовжньої деформації ЛШ необхідні зображення в апікальній чотирикамерній, двокамерній і трикамерній проекціях, а для вимірювання радіальної і окружної деформації – короткоосеві зображення на базальному, середньому і апікальному рівнях. Базальні і апікальні короткоосеві зображення також використовуються для вимірювання обертання і скручування ЛШ.

- Найбільш пильну увагу слід приділяти якості зображень. Налаштування посилення повинні бути оптимізовані. Глибина повинна бути зменшена таким чином, щоб ЛШ займав більшу частину сектора зображення. У довгоосевих проекціях необхідно стежити за тим, щоб уникнути перекосу ЛШ. У короткоосевих видах порожнина ЛШ повинна бути якомога більш круглою, щоб площина візуалізації була перпендикулярна довгій осі ЛШ.

- Частота кадрів в сірому масштабі повинна перебувати в межах 30-70 кадрів/с. При більш низькій частоті кадрів велике зміщення плям між послідовними кадрами не дозволяє задовільно відстежувати плями, а при більш високій частоті кадрів погіршується просторова роздільна здатність зображення.

- Обов'язковою умовою є стропування ЕКГ. Для правильного стропування зображень необхідний високоякісний сигнал ЕКГ. Необхідно докласти зусиль для отримання всіх зображень при майже однаковій частоті серцевих скорочень.

- Для кожного циклу має бути отримано не менше трьох серцевих циклів. Це гарантує, що для аналізу завжди буде доступний хоча б один повний серцевий цикл (середній), без будь-яких усікань.

- Всі зображення повинні бути отримані на затримці дихання, щоб уникнути артефактів дихання.

STE також може використовуватися для аналізу деформації міокарда правого шлуночка (ПШ) і лівого передсердя (ЛП). Для оцінки функції ПЖ потрібно апікальне чотирикамерне зображення з фокусом на ПЖ. Для візуалізації деформації ЛШ необхідно отримати апікальні чотирикамерні, двокамерні і трикамерні зображення, що оптимізують візуалізацію ЛШ.

Аналіз подібних зображень відбувається наступним чином:

- Після передачі зображень на робочу станцію запускається додаток для відстеження спеклів, і зображення відкривається в додатку.

- Рекомендується спочатку проаналізувати апікальне довгоосеве зображення (тобто трикамерний вид). На цьому зображенні рух стулок аортального клапана допомагає визначити час закриття аортального клапана, що необхідно для того, щоб програмне забезпечення змогло виконати аналіз деформації.

- Коли зображення відкрито в програмі, програма автоматично підбирає кадр кінцевої систоли серцевого циклу. Якщо автоматичний вибір кадру здається неточним, його можна налаштувати вручну.

- В кінці систолічного кадру ендокардіальна межа простежується вручну повністю, починаючи з одного кінця мітрального кільця і закінчуючи іншим кінцем.

- Потім програмне забезпечення генерує область інтересу (ROI), що включає всю товщину міокарда (рис. 3.4). Ширина області інтересу може бути відрегульована вручну в міру необхідності. Необхідно стежити за тим, щоб в зону інтересу не потрапив яскравий, ехогенний перикард.

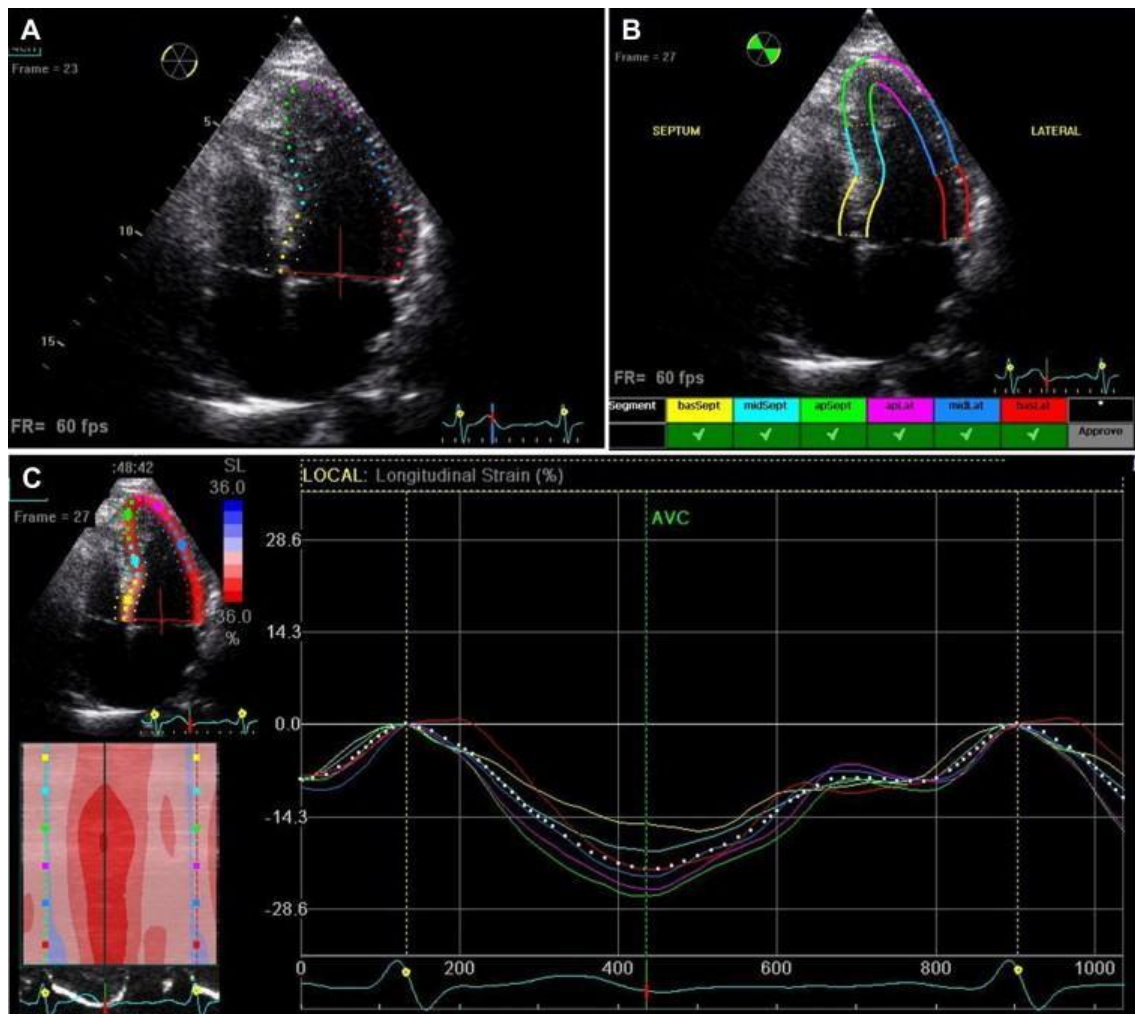


Рисунок 3.4. Етапи проведення ехокардіографії з спекл-трекінгом. А. Кордон ендокарду простежується вручну в кінці систолічного періоду.

Автоматизоване програмне забезпечення створює область інтересу, яка включає всю товщину міокарда. В. Оператору пропонується переглянути і схвалити адекватність відстеження для кожного сегмента. С. Остаточні криві деформації. Кольорові криві показують сегментарну деформацію, а пунктирна біла крива – середню деформацію. У лівому нижньому кутку показано параметричне зображення, яке відображає час і величину сегментарної поздовжньої деформації [11]

- Потім програмне забезпечення відстежує міокардіальні плями кадр за кадром і генерує рухомі зображення, що відображають відстеження. Візуальний контроль рухомого зображення дозволяє оператору визначити адекватність відстеження. Якщо відстеження не здається точним, можна

повернутися назад і скоригувати область сканування або вибрати абсолютно нову область сканування. Після досягнення задовільного відстеження, воно затверджується натисканням кнопки затвердити (рис. 3.4).

- Потім програмне забезпечення ділить міокард ЛШ на шість сегментів і генерує сегментарні і глобальні криві поздовжньої деформації, швидкості деформації, швидкості і зміщення. Оскільки під час систоли міокард зазвичай скорочується в поздовжньому напрямку, криві поздовжньої деформації і швидкості деформації відображаються нижче базової лінії. На основі цих кривих можна зареєструвати піково-систолічну поздовжню деформацію і швидкість деформації для кожного сегмента міокарда. Деякі системи також генерують параметричні зображення з колірним кодуванням, які дають швидко візуальне уявлення про час і ступінь сегментарної деформації міокарда (рис. 3.4).

- Потім той же процес повторюється з апікальними чотирикамерним і двокамерним зображеннями. Значення деформації для всіх сегментів реєструються і усереднюються для отримання глобальної поздовжньої деформації (GLS) і швидкості деформації. Деякі системи також забезпечують відображення регіональної і глобальної поздовжньої деформації в режимі "Bull's eye" (биче око) (рис. 3.5).

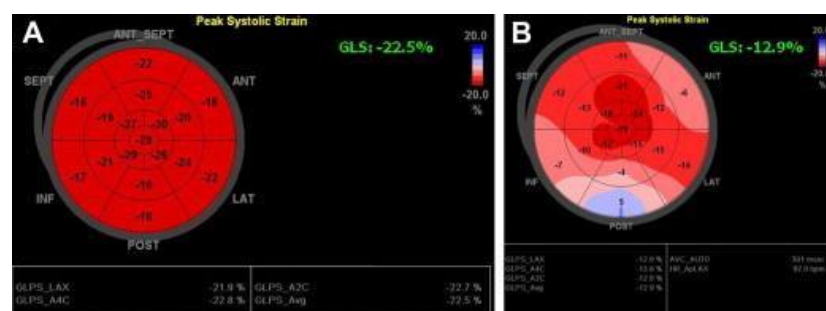


Рисунок 3.5. Відображення сегментарної і глобальної піко-систолічної поздовжньої деформації. А. Нормальна людина з нормальною (-22.5%) глобальною поздовжньою деформацією (GLS). В. Пацієнт з важким аортальним стенозом з помітно зниженою GLS (-12.9%), незважаючи на збережену ФВЛШ [11]

3.1.2 Експериментальні дані

Для проведення дослідження у даній роботі із наданих Інститутом відеоданих СТЕ було обрізано 308 фреймів (кадрів). Половина із цих фреймів відображають систолу серця (початок серцевого циклу), а інша половина – діастолу (кінець серцевого циклу). Усі інші фрейми було вирішено не приймати до уваги, оскільки за думкою спеціалістів вони не є надто інформативними для аналізу.

Ці фрейми були повторно обрізані, щоб сформувати 3 вибірки: фреймів чотирикамерної проекції (рис. 3.6a), двокамерної (рис. 3.6b) і трикамерної (рис. 3.6c):

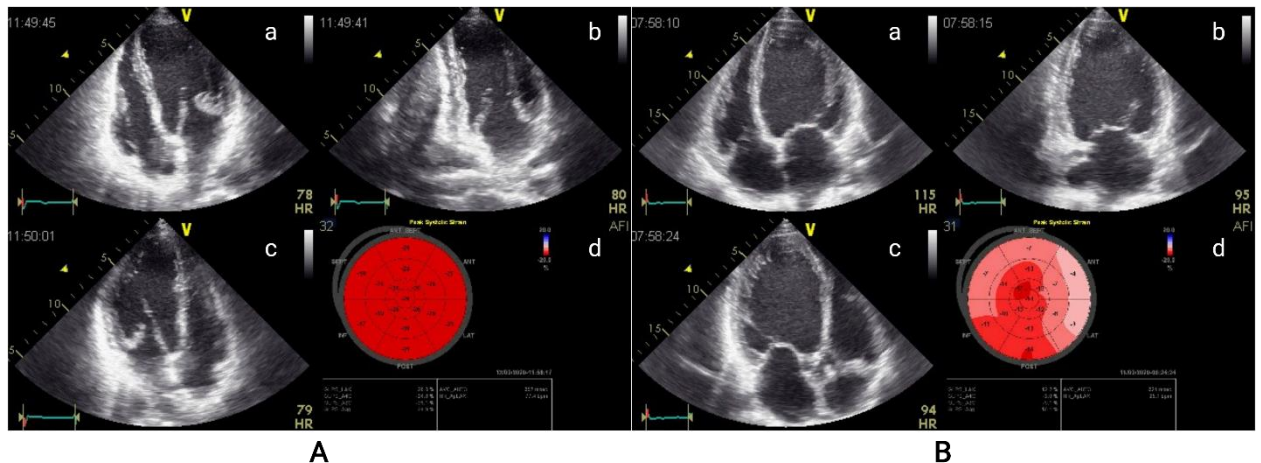


Рисунок 3.6. Надані ЕхоКГ з спекл-трекінгом: А – універсально нормальна деформація у всіх коронарних руслах без порушень руху стінок у всіх сегментах; В – ішемічний патерн з легким або помірним ступенем свободи передньо-латеральних сегментів є ознакою ішемії в дистальних сегментах території лівої передньої низхідної гілки ЛКА (значно більш світлі відтінки скомпromетованих сегментів з більш низькими значеннями LS)

На рис. 3.6d зображене биче око.

В результаті маємо 3 задачі бінарної класифікації «норма-патологія» для кожної із трьох вибірок, які і будуть вирішуватись за допомогою методу моделювання текстури зображень.

3.2 Описання методу моделювання

Під текстурою зображень мається на увазі те, що ми бачимо в результаті. Тобто це набір пікселей певного кольору шкали сірого (від чорного до білого), які, в залежності від того, яке зображення ми спостерігаємо, мають відповідну структуру. Для отримання описання даної структури використовують так званий текстурний аналіз [4, 27, 29, 30]. Ця область розглядає зображення у якості матриці значення, із якої можна дістати певну корисну інформацію, наприклад середнє значення пікселів у зображенні. Проте, мало хто розглядав можливість отримати модель подібної структури.

В роботі [5], яка є попередньою роботою автора, розглядалась можливість виконання подібної задачі через використання комбінації генетичного алгоритму [9, 10, 32] і методу групового урахування аргументів (МГУА), тобто метода генетичного МГУА (його детальне описання наведене в роботі [34]). Використовуючи подібний метод, можна отримати оптимальну структуру моделі текстури зображення. Щоб її отримати, зображення необхідно подати у вигляді багатовимірного масиву пікселей, де кожний елемент включає в себе наступні складові:

- x_1 – індекс рядку, в якому знаходиться елемент.
- x_2 – індекс стовпця, в якому знаходиться елемент.
- x_3 – середнє значення ядра 3×3 .
- x_4 – стандартне відхилення ядра 3×3 .
- x_5 – медіана ядра 3×3 .
- x_6 – коефіцієнт варіації ядра 3×3 .
- x_7 – розмах ядра 3×3 .
- x_8 – міжквартильний розмах ядра 3×3 .
- x_9 – середнє значення ядра 5×5 .
- x_{10} – стандартне відхилення ядра 5×5 .
- x_{11} – медіана ядра 5×5 .
- x_{12} – коефіцієнт варіації ядра 5×5 .

- x_{13} – розмах ядра 5×5 .
- x_{14} – міжквартильний розмах ядра 5×5 .
- x_{15} – середнє значення ядра 7×7 .
- x_{16} – стандартне відхилення ядра 7×7 .
- x_{17} – медіана ядра 7×7 .
- x_{18} – коефіцієнт варіації ядра 7×7 .
- x_{19} – розмах ядра 7×7 .
- x_{20} – міжквартильний розмах ядра 7×7 .
- y – значення пікселю елемента сірошкального зображення, яке нормоване в межах від 0 до 1.

Необхідне пояснення щодо даних складових. y – це вихід моделі, який необхідно отримати за допомогою вхідних змінних x_1, \dots, x_{20} . Якщо представити змінні y вигляді $(\sin w_i x_i + \cos w_i x_i)$, можна виконати так званий гармонійний синтез, тобто отримати гармонічну структуру моделі для отримання текстури зображення, яка буде ідеально описувати усі його пікселі.

Також слід наголосити, що під ядрами розмірами 3×3 , 5×5 і 7×7 розуміються околиці пікселів, де центром є розглядаємий піксель, а все інше є його сусідами. При розрахунку різних статистичних ознак (середнє значення, стандартне відхилення і т.д.) центр ядра не враховується.

Висновки до розділу 3

В даному розділі було дано пояснення щодо спекл-трекінг ехокардіографії, і для чого її використовують (щоб було розуміння клінічних даних), а також надано алгоритм для вирішення задачі моделювання текстури зображення. Ключовими особливостями обраного алгоритму є використання методу генетичного МГУА, а також гармонійного аналізу для отримання оптимальної структури моделі.

РОЗДІЛ 4

КЛАСИФІКАЦІЯ ІШЕМІЧНОЇ ХВОРОБИ СЕРЦЯ

Для класифікації фреймів відеопотоків спекл-трекінг ехокардіографії серця було використано алгоритм моделювання текстури зображення через метод генетичного МГУА. Тобто спочатку задача полягає у реконструкції зображень, для отримання коефіцієнтів моделі текстури, які потім будуть використані у якості вхідних ознак («фіч») для вирішення задачі класифікації. Як уже згадувалось раніше, подібний підхід було вперше використано в роботі [31].

Щоб виконати поставлену задачу в даному розділі, були використані вище описані дані трьох вибірок (4-камерна, 2-камерна і 3-камерна проекції ЕхоКГ), статистика по яким показана в табл. 4.1.

Таблиця 4.1

Клінічні дані для дослідження

Вибірка даних	Коротка назва вибірки	Кількість зображень норми	Кількість зображень патології
Чотирикамерна проекція ЕхоКГ	A4C	116	192
Двокамерна проекція ЕхоКГ	A2C	130	178
Трикамерна проекція ЕхоКГ	A3C	92	216

На круговій діаграмі (рис. 4.1) показано загальне розподілення об'єктів норми і патології.

Перш ніж приступити до виконання задачі, необхідно проговорити певні важливі моменти. Задача класифікації буде вирішуватись окремо для кожної із 3 вибірок: A4C, A2C і A3C. Слід відмітити також таку річ, що пропорція норми і патології, показана в табл. 4.1, є незбалансованою, що необхідно буде враховувати при вирішенні задачі класифікації.

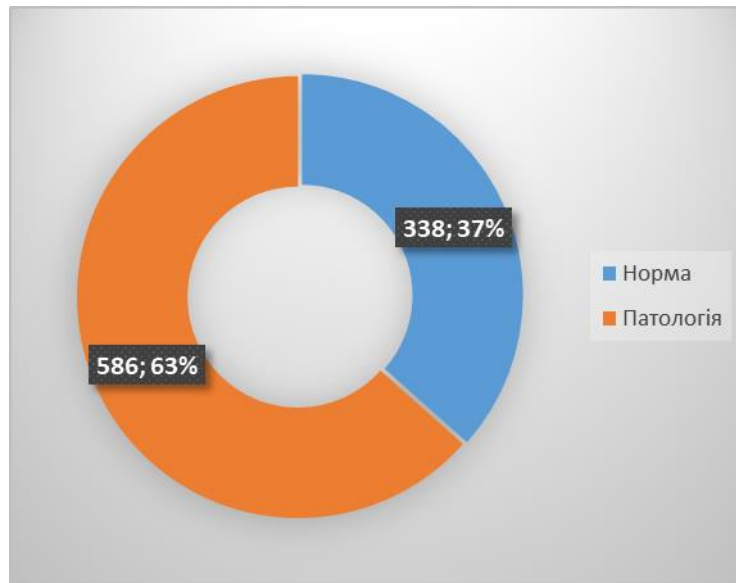


Рисунок 4.1. Розподілення даних в загальній вибірці

В кожній із цих вибірок буде виділена незалежна екзаменаційна вибірка (10%), яка не буде приймати участь у процесі моделювання текстури зображення, а буде застосуватись лише на фінальному етапі для об'єктивної оцінки отриманої моделі класифікації. Ті 90%, що залишаться (навчальна вибірка), якраз і будуть використовуватись для знаходження оптимальної структури моделей моделювання текстури, а потім для навчання моделей класифікації. Більш чітко це показано на рис. 4.2.

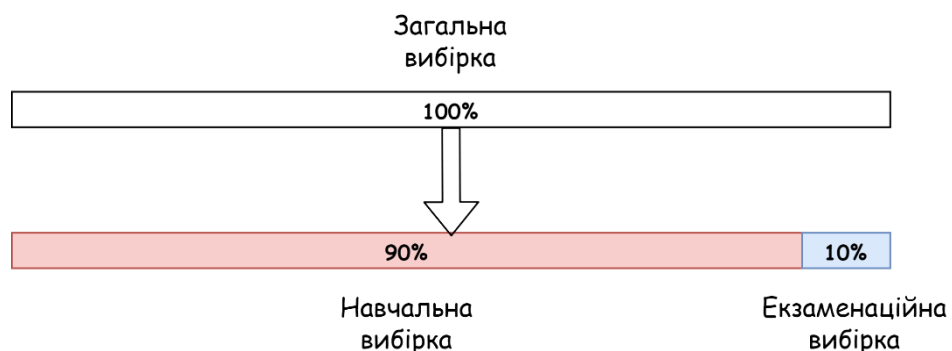


Рисунок 4.2. Перший етап ділення даних

Після цього виконується другий етап ділення даних, де навчальна вибірка розподіляється на: тренувальну (60% від навчальної), валідаційну (20%) і тестову (20%). Це наглядно продемонстровано на рис. 4.3.

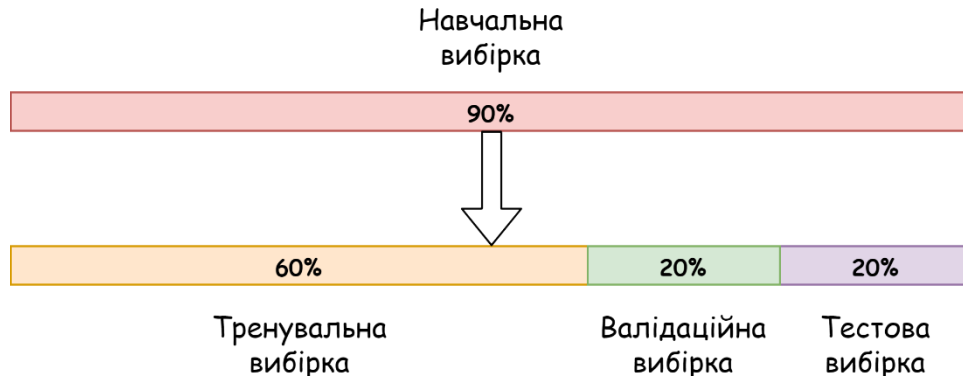


Рисунок 4.3. Другий етап ділення даних

Тренувальна вибірка використовується для навчання моделей моделювання текстур зображень (тобто моделей регресії), на валідаційній дані моделі перевіряються (валідуються). Навчання і валідація моделей відбувається під час генетичного МГУА, де задається значення F (кількість ступенів свободи), тобто задається кількість найкращих моделей, які зберігаються для остаточної їхньої перевірки, що відбувається на тестовій вибірці.

Щоб оптимально виділити вище описані вибірки, був застосований метод з використанням внутрішньокласових дисперсій, який було запропоновано в роботі [1].

Критерієм оцінки моделей є наступна формула (4.1):

$$Cr = \alpha \cdot MSE^A + (1 - \alpha) \cdot MSE^B \quad (4.1)$$

де: A – зазвичай тренувальна вибірка; B – валідаційна чи тестова вибірки; α – ваговий коефіцієнт вибірки A ; MSE – середньоквадратична помилка (2.7).

Однак, для вирішення задачі класифікації зображень через використання ознак простору моделей моделювання текстур, недостатньо отримати високоточні моделі регресії, необхідно також враховувати роздільну здатність отриманих ознак на норму і патологію. Тому перед виконанням задачі класифікації, кожна із оптимальних структур буде перевірена через наступну формулу (4.2):

$$\min_{K, x_i \in X_j} \left(\frac{\frac{1}{K} \sum_{q=1}^K \frac{1}{n_q} \sum_{i=1}^{n_q} \sum_{p=1}^m (x_{ip} - \bar{x}_p^q)^2}{\frac{1}{C_K^2} \sum_{i=1}^K \sum_{j=i+1}^K \sum_{p=1}^m (\bar{x}_p^i - \bar{x}_p^j)^2} \right) \quad (4.2)$$

де: x_{ip} – це p -та координата i -ої точки (їх усього n_q штук) в q -ом кластері (їх усього K штук), $i = 1, \dots, n_q$, $p = 1, \dots, m$.

Метрика вище є фактично відношенням між сумою внутрішньогрупових дисперсій та сумою міжгрупових дисперсій.

На третьому етапі розділення даних будуть сформовані лише 2 вибірки (рис. 4.4): тренувальна (80% від навчальної) і тестова (20%).

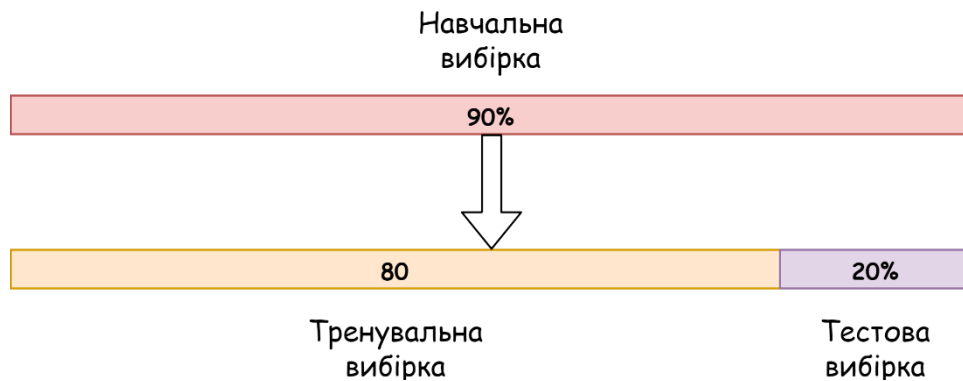


Рисунок 4.4. Третій етап ділення даних

Це необхідно для виконання класифікації ішемічної хвороби серця за отриманими ознаками у просторі моделей текстури зображень. Тренувальна і тестова вибірки будуть так само виділятися, як це було в роботі [1]. Тренувальна буде необхідна для навчання моделей класифікації, а тестова для вибору оптимальної моделі.

Для оцінки моделей класифікації буде запропоновано наступні 4 метрики:

- Точність (доля правильно класифікованих об'єктів).
- Чутливість (доля правильно класифікованих об'єктів першого класу).

- Специфічність (доля правильно класифікованих об'єктів другого класу).
- Зважена F1-міра.

Перші 3 метрики будуть необхідні для наглядності, а F1-міра буде критерієм для вибору оптимальної моделі, оскільки вона буде враховувати дизбаланс класів.

Обраними алгоритмами для вирішення задачі класифікації будуть наступні:

- Випадковий ліс.
- Логістична регресія.
- Наївний Байєс.
- k -найближчих сусідів (KNN).

Також були думки щодо використання ансамблевого методу стекінгу, однак подібний алгоритм є трохи складним для інтерпретації та пояснення лікарям, тому було прийнято рішення зупинитись на чотирьох варіантах, що представлені вище.

4.1 Класифікація фреймів А4С

За результатами генетичного МГУА були одержані наступні 3 моделі регресії, які моделюють текстуру фреймів А4С (4.3-4.5):

$$\begin{aligned}
 y = & a_0 + a_1 * \sin(2.2226142393194435 * x_3) + a_2 * \cos(2.2226142393194435 * x_3) + \\
 & + a_3 * \sin(2.2226142393194435 * x_4) + a_4 * \cos(2.2226142393194435 * x_4) + \\
 & + a_5 * \sin(2.2226142393194435 * x_5) + a_6 * \cos(2.2226142393194435 * x_5) + \\
 & + a_7 * \sin(2.2226142393194435 * x_{14}) + a_8 * \cos(2.2226142393194435 * x_{14})
 \end{aligned}
 \tag{4.3}$$

де: a_i – i -ий коефіцієнт моделі (a_0 – константа моделі); x_i – вхідна ознака (які були описані вище в третьому розділі); y – вихідна ознака.

$$\begin{aligned}
y = & a_0 + a_1 * \sin(0.8604420702700464 * x_1) + a_2 * \cos(0.8604420702700464 * x_1) + \\
& + a_3 * \sin(0.8604420702700464 * x_3) + a_4 * \cos(0.8604420702700464 * x_3) + \\
& + a_5 * \sin(0.8604420702700464 * x_7) + a_6 * \cos(0.8604420702700464 * x_7) + \\
& + a_7 * \sin(0.8604420702700464 * x_8) + a_8 * \cos(0.8604420702700464 * x_8) + \\
& + a_9 * \sin(0.8604420702700464 * x_9) + a_{10} * \cos(0.8604420702700464 * x_9) + \\
& + a_{11} * \sin(0.8604420702700464 * x_{11}) + a_{12} * \cos(0.8604420702700464 * x_{11}) + \\
& + a_{13} * \sin(0.8604420702700464 * x_{12}) + a_{14} * \cos(0.8604420702700464 * x_{12}) + \\
& + a_{15} * \sin(0.8604420702700464 * x_{13}) + a_{16} * \cos(0.8604420702700464 * x_{13}) + \\
& + a_{17} * \sin(0.8604420702700464 * x_{16}) + a_{18} * \cos(0.8604420702700464 * x_{16}) + \\
& + a_{19} * \sin(0.8604420702700464 * x_{19}) + a_{20} * \cos(0.8604420702700464 * x_{19})
\end{aligned} \tag{4.4}$$

$$\begin{aligned}
y = & a_0 + a_1 * \sin(1.1274969553339873 * x_2) + a_2 * \cos(1.1274969553339873 * x_2) + \\
& + a_3 * \sin(1.1274969553339873 * x_7) + a_4 * \cos(1.1274969553339873 * x_7) + \\
& + a_5 * \sin(1.1274969553339873 * x_9) + a_6 * \cos(1.1274969553339873 * x_9) + \\
& + a_7 * \sin(1.1274969553339873 * x_{12}) + a_8 * \cos(1.1274969553339873 * x_{12}) + \\
& + a_9 * \sin(1.1274969553339873 * x_{14}) + a_{10} * \cos(1.1274969553339873 * x_{14}) + \\
& + a_{11} * \sin(1.1274969553339873 * x_{16}) + a_{12} * \cos(1.1274969553339873 * x_{16}) + \\
& + a_{13} * \sin(1.1274969553339873 * x_{17}) + a_{14} * \cos(1.1274969553339873 * x_{17}) + \\
& + a_{15} * \sin(1.1274969553339873 * x_{20}) + a_{16} * \cos(1.1274969553339873 * x_{20})
\end{aligned} \tag{4.5}$$

В табл. 4.2 показані результати, отримані через генетичне МГУА.

Таблиця 4.2

Результат генетичного МГУА для фреймів А4С

Модель	Критерій	Вибірка	min	max	avg	std	Фінальний критерій
(4.3)	0.0024	Тренувальна + Валідаційна	0.0018	0.0029	0.0024	0.0002	792.7008
		Тестова	0.0016	0.0028	0.0024	0.0002	
(4.4)	0.0022	Тренувальна + Валідаційна	0.017	0.0026	0.0022	0.0002	67.6028
		Тестова	0.0016	0.0025	0.0022	0.0002	
(4.5)	0.0038	Тренувальна + Валідаційна	0.0031	0.0046	0.0038	0.0003	50.1676
		Тестова	0.0027	0.0043	0.0037	0.0003	

Слід надати уточнення щодо метрик, показаних в таблиці вище:

- критерій – це оцінка структури моделі із (4.1);
- min – мінімальна середньоквадратична помилка із усіх моделей;
- max – максимальна середньоквадратична помилка із усіх моделей;

- avg – середнє арифметичне середньоквадратичних помилок із усіх моделей;
- std – стандартне відхилення середньоквадратичних помилок із усіх моделей;
- фінальний критерій – роздільна здатність ознак в просторі отриманої структури моделі із (4.2); даний критерій використовується як об'єктивна метрика для вибору оптимальної структури моделі.

Таким чином було обрано структуру моделі, що наведена в (4.5). В табл. 4.3 наведені результати класифікації ішемічної хвороби серця за фреймами A4C.

Таблиця 4.3

Результат класифікації для фреймів A4C

Алгоритм класифікації	Тренувальна вибірка (80%)				Тестова вибірка (20%)			
	Точн.	Чутл.	Спец.	F1-міра	Точн.	Чутл.	Спец.	F1-міра
Випадковий ліс	0.991	0.988	0.993	0.991	0.857	0.7	0.944	0.853
Логістична регресія	0.615	0.625	0.61	0.623	0.804	0.8	0.806	0.806
Наївний Байєс	0.629	0.475	0.716	0.628	0.839	0.65	0.944	0.833
KNN	0.824	0.75	0.865	0.823	0.875	0.75	0.944	0.872

Як видно із таблиці вище, найкращим алгоритмом для класифікації ішемічної хвороби серця за фреймами A4C виявився метод k -найближчих сусідів (KNN), гіперпараметр кількості сусідів становив 3. Дана гіпотеза була підтверджена розрахованою F1-мірою на тестовій вибірці, що становила 0.872. Застосувавши навчену модель KNN на екзаменаційній вибірці (10% від початкової загальної вибірки), було одержано наступні результати:

- точність – 0.71;
- чутливість – 0.562;
- специфічність – 0.867;
- F1-міра – 0.704.

Хоч фінальний результат не виявився ідеальним, але він є допустимим.

4.2 Класифікація фреймів А2С

За результатами генетичного МГУА були одержані наступні 3 моделі регресії (4.6-4.8), які моделюють текстуру фреймів А2С (табл. 4.4):

$$\begin{aligned}
 y = & a_0 + a_1 * \sin(0.3227780397903043 * x_1) + a_2 * \cos(0.3227780397903043 * x_1) + \\
 & + a_3 * \sin(0.3227780397903043 * x_2) + a_4 * \cos(0.3227780397903043 * x_2) + \\
 & + a_5 * \sin(0.3227780397903043 * x_7) + a_6 * \cos(0.3227780397903043 * x_7) + \\
 & + a_7 * \sin(0.3227780397903043 * x_8) + a_8 * \cos(0.3227780397903043 * x_8) + \\
 & + a_9 * \sin(0.3227780397903043 * x_{10}) + a_{10} * \cos(0.3227780397903043 * x_{10}) + \\
 & + a_{11} * \sin(0.3227780397903043 * x_{14}) + a_{12} * \cos(0.3227780397903043 * x_{14}) + \\
 & + a_{13} * \sin(0.3227780397903043 * x_{16}) + a_{14} * \cos(0.3227780397903043 * x_{16}) + \\
 & + a_{15} * \sin(0.3227780397903043 * x_{18}) + a_{16} * \cos(0.3227780397903043 * x_{18})
 \end{aligned} \tag{4.6}$$

$$\begin{aligned}
 y = & a_0 + a_1 * \sin(0.8928617407199181 * x_2) + a_2 * \cos(0.8928617407199181 * x_2) + \\
 & + a_3 * \sin(0.8928617407199181 * x_9) + a_4 * \cos(0.8928617407199181 * x_9) + \\
 & + a_5 * \sin(0.8928617407199181 * x_{19}) + a_6 * \cos(0.8928617407199181 * x_{19}) + \\
 & + a_7 * \sin(0.8928617407199181 * x_{20}) + a_8 * \cos(0.8928617407199181 * x_{20})
 \end{aligned} \tag{4.7}$$

$$\begin{aligned}
 y = & a_0 + a_1 * \sin(1.5490917730995046 * x_1) + a_2 * \cos(1.5490917730995046 * x_1) + \\
 & + a_3 * \sin(1.5490917730995046 * x_7) + a_4 * \cos(1.5490917730995046 * x_7) + \\
 & + a_5 * \sin(1.5490917730995046 * x_8) + a_6 * \cos(1.5490917730995046 * x_8) + \\
 & + a_7 * \sin(1.5490917730995046 * x_9) + a_8 * \cos(1.5490917730995046 * x_9) + \\
 & + a_9 * \sin(1.5490917730995046 * x_{12}) + a_{10} * \cos(1.5490917730995046 * x_{12}) + \\
 & + a_{11} * \sin(1.5490917730995046 * x_{15}) + a_{12} * \cos(1.5490917730995046 * x_{15}) + \\
 & + a_{13} * \sin(1.5490917730995046 * x_{16}) + a_{14} * \cos(1.5490917730995046 * x_{16}) + \\
 & + a_{15} * \sin(1.5490917730995046 * x_{18}) + a_{16} * \cos(1.5490917730995046 * x_{18}) + \\
 & + a_{17} * \sin(1.5490917730995046 * x_{20}) + a_{18} * \cos(1.5490917730995046 * x_{20})
 \end{aligned} \tag{4.8}$$

Таблиця 4.4

Результат генетичного МГУА для фреймів А2С

Модель	Критерій	Вибірка	min	max	avg	std	Фінальний критерій
(4.6)	0.002	Тренувальна + Валідаційна	0.0016	0.0026	0.0022	0.0002	112908.2504
		Тестова	0.0016	0.0026	0.0022	0.0002	
(4.7)	0.0022	Тренувальна + Валідаційна	0.003	0.0054	0.0041	0.0004	106.5217
		Тестова	0.0031	0.0054	0.0042	0.0005	
(4.8)	0.0036	Тренувальна + Валідаційна	0.0028	0.0044	0.0036	0.0003	22.534
		Тестова	0.0027	0.0045	0.0036	0.0003	

Таким чином було обрано структуру моделі, що наведена в (4.8). В табл. 4.5 наведені результати класифікації ішемічної хвороби серця за фреймами А2С.

Таблиця 4.5

Результат класифікації для фреймів А2С

Алгоритм класифікації	Тренувальна вибірка (80%)				Тестова вибірка (20%)			
	Точн.	Чутл.	Спец.	F1-міра	Точн.	Чутл.	Спец.	F1-міра
Випадковий ліс	0.995	1	0.992	0.995	0.929	0.913	0.939	0.929
Логістична регресія	0.729	0.75	0.713	0.73	0.875	0.826	0.909	0.875
Наївний Байєс	0.688	0.511	0.814	0.679	0.821	0.739	0.879	0.82
KNN	0.9	0.859	0.93	0.9	0.964	0.913	1	0.964

Як видно із таблиці вище, найкращим алгоритмом для класифікації ішемічної хвороби серця знову виявився метод k -найближчих сусідів (KNN). Дана гіпотеза була підтверджена розрахованою F1-мірою на тестовій вибірці, що становила 0.964. Застосувавши навчену модель KNN на екзаменаційній вибірці (10% від початкової загальної вибірки), було одержано наступні результати:

- точність – 0.645;
- чутливість – 0.6;
- специфічність – 0.688;
- F1-міра – 0.644.

Як і в минулий раз, хоч було одержано доволі високі результати на тренувальній і тестовій вибірках, на екзаменаційній було одержано доволі середній результат.

4.3 Класифікація фреймів А3С

За результатами генетичного МГУА були одержані наступні 3 моделі регресії (4.9-4.11), які моделюють текстуру фреймів А3С (табл. 4.6):

$$\begin{aligned}
y = & a_0 + a_1 * \sin(0.26582372444413094 * x_1) + a_2 * \cos(0.26582372444413094 * x_1) + \\
& + a_3 * \sin(0.26582372444413094 * x_4) + a_4 * \cos(0.26582372444413094 * x_4) + \\
& + a_5 * \sin(0.26582372444413094 * x_6) + a_6 * \cos(0.26582372444413094 * x_6) + \\
& + a_7 * \sin(0.26582372444413094 * x_{10}) + a_8 * \cos(0.26582372444413094 * x_{10}) + \\
& + a_9 * \sin(0.26582372444413094 * x_{17}) + a_{10} * \cos(0.26582372444413094 * x_{17})
\end{aligned} \tag{4.9}$$

$$\begin{aligned}
y = & a_0 + a_1 * \sin(1.2851881884006584 * x_2) + a_2 * \cos(1.2851881884006584 * x_2) + \\
& + a_3 * \sin(1.2851881884006584 * x_4) + a_4 * \cos(1.2851881884006584 * x_4) + \\
& + a_5 * \sin(1.2851881884006584 * x_9) + a_6 * \cos(1.2851881884006584 * x_9) + \\
& + a_7 * \sin(1.2851881884006584 * x_{10}) + a_8 * \cos(1.2851881884006584 * x_{10}) + \\
& + a_9 * \sin(1.2851881884006584 * x_{14}) + a_{10} * \cos(1.2851881884006584 * x_{14}) + \\
& + a_{11} * \sin(1.2851881884006584 * x_{15}) + a_{12} * \cos(1.2851881884006584 * x_{15}) + \\
& + a_{13} * \sin(1.2851881884006584 * x_{17}) + a_{14} * \cos(1.2851881884006584 * x_{17}) + \\
& + a_{15} * \sin(1.2851881884006584 * x_{20}) + a_{16} * \cos(1.2851881884006584 * x_{20})
\end{aligned} \tag{4.10}$$

$$\begin{aligned}
y = & a_0 + a_1 * \sin(1.258976246360152 * x_7) + a_2 * \cos(1.258976246360152 * x_7) + \\
& + a_3 * \sin(1.258976246360152 * x_{11}) + a_4 * \cos(1.258976246360152 * x_{11}) + \\
& + a_5 * \sin(1.258976246360152 * x_{19}) + a_6 * \cos(1.258976246360152 * x_{19})
\end{aligned} \tag{4.11}$$

Таблиця 4.6

Результат генетичного МГУА для фреймів АЗС

Модель	Критерій	Вибірка	min	max	avg	std	Фінальний критерій
(4.9)	0.004	Тренувальна + Валідаційна	0.0033	0.005	0.004	0.0003	1910.1741
		Тестова	0.0032	0.0045	0.004	0.0003	
(4.10)	0.0033	Тренувальна + Валідаційна	0.0028	0.004	0.0033	0.0002	228.1154
		Тестова	0.0027	0.0039	0.0033	0.0002	
(4.11)	0.0033	Тренувальна + Валідаційна	0.0027	0.004	0.0033	0.0003	116.5674
		Тестова	0.0027	0.0038	0.0032	0.0002	

Таким чином було обрано структуру моделі, що наведена в (4.11). В табл. 4.7 наведені результати класифікації ішемічної хвороби серця за фреймами А2С. Як видно із неї, найкращим алгоритмом для класифікації ішемічної хвороби серця в цей раз виявився метод випадкового лісу з гіперпараметром кількості дерев 20.

Таблиця 4.7

Результат класифікації для фреймів АЗС

Алгоритм класифікації	Тренувальна вибірка (80%)				Тестова вибірка (20%)			
	Точн.	Чутл.	Спец.	F1-міра	Точн.	Чутл.	Спец.	F1-міра
Випадковий ліс	0.995	0.985	1	0.995	0.893	0.765	0.949	0.891
Логістична регресія	0.606	0.585	0.615	0.623	0.804	0.765	0.821	0.808
Наївний Байєс	0.643	0.308	0.782	0.632	0.804	0.412	0.974	0.778
KNN	0.869	0.692	0.942	0.865	0.839	0.647	0.923	0.834

Як видно в таблиці вище, гіпотеза про те, що випадковий ліс є найкращим в даному випадку, була підтверджена розрахованою F1-мірою на тестовій вибірці, яка становила 0.891. Застосувавши навчену модель випадкового лісу на екзаменаційній вибірці, було одержано наступні результати:

- точність – 0.806;
- чутливість – 0.6;
- специфічність – 0.905;
- F1-міра – 0.8.

Тобто, можна помітити, що на фреймах АЗС були отримані найкращі результати класифікації. Скоріш за все, трикамерна проекція (або довга вісь) ЕхоКГ є найбільш інформативними для виявлення подібної патології.

Висновки до розділу 4

В результаті виконання дослідження у даному розділі були отримані оптимальні структури гармонічних моделей реконструкції зображень ехокардіографії через метод КОМБІ-ГА (генетичного МГУА), за якими були побудовані моделі класифікації ішемічної хвороби серця. На тестовій (10%) вибірці результати точності варіювались від 64.5% до 80.6%.

РОЗДІЛ 5

СТАРТАП АНАЛІЗ ПРОЕКТУ

Стартап-проект за темою магістерської дисертації є продовженням комплексного диплому бакалавра [5], що було виконано у співавторстві з колишнім студентом кафедри біомедичної кібернетики Клименком Денисом Владиславовичем під патронажем завідувача кафедри біомедичної кібернетики Настенка Євгена Арнольдовича та доцента кафедри біомедичної кібернетики Павлов Володимира Анатолійовича. Виконаний диплом бакалавра був розрахований на вирішення задачі реконструкції ультразвукових зображень, та послідовної класифікації патології печінки за зображеннями, в той час як нинішній стартап-проект розрахований на вирішення задачі для будь-яких біомедичних зображень, включаючи зображення ехокардіографії серця, які були розглянуті у попередніх розділах.

Даний розділ має на меті проведення маркетингового аналізу подібного стартап-проекту задля визначення можливості його впровадження на ринку та потенційних напрямів реалізації цього впровадження.

5.1 Резюме бізнес-плану

5.1.1 Найменування проекту

ImageReconstructor (класифікатор патології людського органу через гармонійні моделі текстури зображення).

5.1.2 Характеристика стартапу

В дипломі бакалавра на основі даних про патологію печінки на основі знімків ультразвукового дослідження, що були надані Інститутом ядерної медицини і променевої діагностики, вирішувалася задача реконструкція і класифікація зображень, де були використані новітні алгоритми. Даний стартап-проект є продовженням цієї роботи, зі створенням програмного застосунку, яка буде універсальною для будь-яких даних.

5.1.3 Персонал проекту

1. Петруніна Олена Олександрівна (рис. 5.1) – виконавець, магістр кафедри біомедичної кібернетики.



Рисунок 5.1. Виконавець стартап-проекту

2. Настенко Євген Арнольдович (рис. 5.2) – науковий керівник, завідувач кафедри біомедичної кібернетики, доктор біологічних наук, кандидат технічних наук, професор.

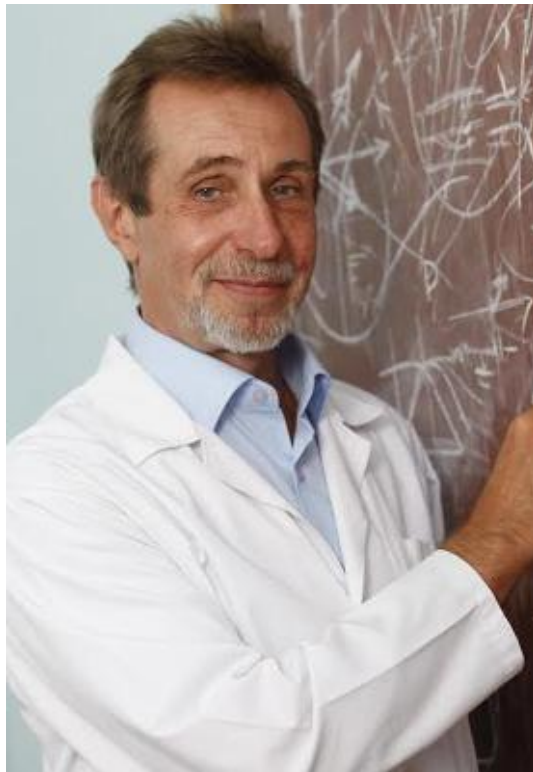


Рисунок 5.2. Науковий керівник стартап-проекту

3. Павлов Володимир Анатолійович (рис. 5.3) – науковий консультант, доцент кафедри біомедичної кібернетики, кандидат технічних наук, доцент.



Рисунок 5.3. Науковий консультант стартап-проекту

4. Бабенко Віталій Олегович (рис. 5.4) – додатковий консультант, асистент кафедри біомедичної кібернетики.



Рисунок 5.4. Додатковий консультант стартап-проекту

5.1.4 Переваги нового продукту

Завдяки інноваційній технології реконструкції зображень за знаходженням оптимальних структур гармонічних моделей через КОМБІ-ГА (генетичне МГУА), з'являється можливість виконувати класифікацію будь-якої патології будь-якого органу за їхніми знімками, працюючи у векторі коефіцієнтів гармонічних моделей. Це дає перспективу створення програмного застосунку на кшталт того, що зображений на рис. 5.5.

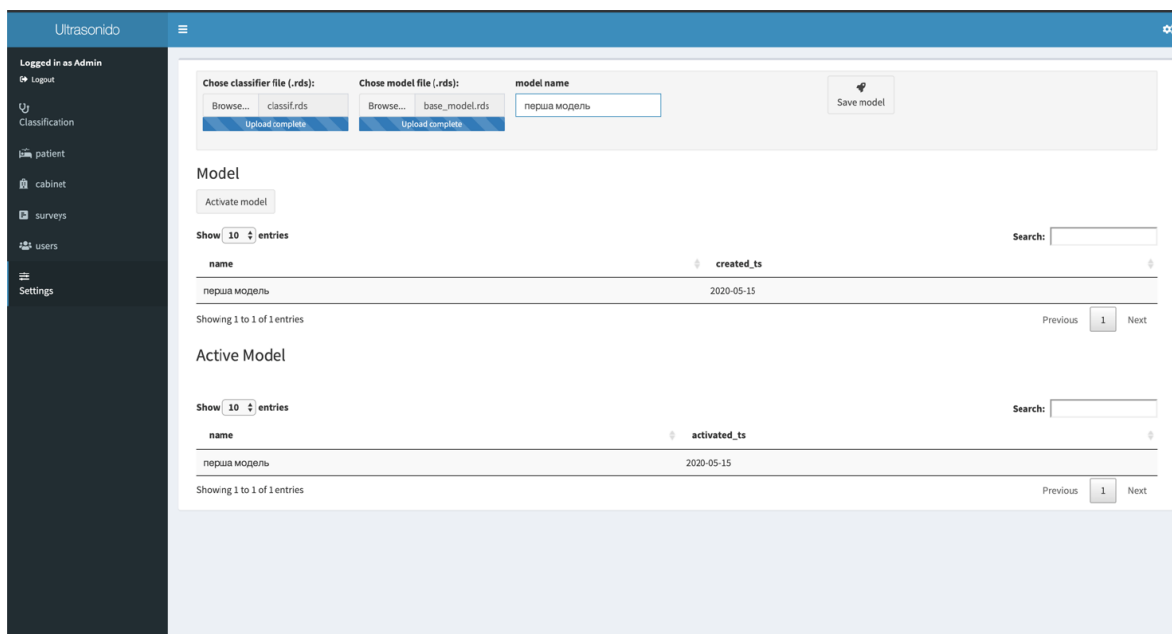


Рисунок 5.5. Приклад програмного застосунку

5.2 Опис ідеї стартап-проекту

Було послідовно проаналізовано:

- зміст ідеї;
- можливі напрямки застосування;
- основні вигоди, що може отримати користувач товару;
- чим відрізняється від існуючих аналогів та заміників.

В табл. 5.1 подано цілісне уявлення про зміст ідеї та можливі базові потенційні ринки, в межах яких потрібно шукати групи потенціальних клієнтів.

Таблиця 5.1

Ідея стартап-проекту

Зміст ідеї	Напрямки застосування	Вигоди для користувача
Створення програмного застосунку для реконструкції медичних зображень та подальшої класифікації патології людського органу	Медицина	Користувачами даної системи будуть лікарі, які проводять діагностику людського органу. Основною вигодою для них є автоматичне діагностування програмного застосунку, що стане у нагоді лікарям в якості підтримки під час прийняття рішень

В табл. 5.2 наведені сильні, слабкі та нейтральні сторони ідеї стартап-проекту.

Проблема полягає у тому, що в даний проміжок часу на українському ринку не існує аналогів подібного програмного застосунку, оскільки він є в своєму роді експериментальним, в тому плані, що, по-перше, подібні медичні зображення дістати не так вже й легко, по-друге, лікарі зі скептицизмом будуть відноситися до подібного програмного застосунку (по крайній мірі зараз), оскільки довіряти машині приймати рішення щодо діагностування стану людського органу має певні ризики. Дану проблему необхідно вирішити через

метод проб та помилок, і лише в тих випадках, коли це не нашкодить пацієнтові.

Таблиця 5.2

Визначення характеристик ідеї стартап-проекту

№ п/п	Техніко-економічні характеристики ідеї	W (слабка сторона)	N (нейтральна сторона)	S (сильна сторона)
1	Можливе хибне діагностування стану людського органу пацієнта, що може призвести до непередбачуваних наслідків	+		
2	Мала кількість даних на українському ринку для аналізу та обробки	+		
3	Створення програмного застосунку при малому бюджеті		+	
4	Використання сучасних інноваційних алгоритмів науки про дані			+
5	Створення універсального програмного забезпечення для будь-якої задачі реконструкції медичного зображення та подальшої класифікації людського органу			+

Висновки до розділу 5

Було проведено стартап-аналіз проекту магістерської дисертації. Він показав, що розробка класифікатору патології людського органу через реконструкцію медичного зображення є доволі перспективною для розвитку на сучасному українському ринку медицини, але необхідно трохи більше часу та ресурсів, для успішної реалізації подібної ідеї. Також необхідно буде у майбутньому проробити варіант з тим, щоб отримувані результати автоматичної діагностики людського органу були максимально точними, та простими для інтерпретації кінцевим користувачам.

ЗАГАЛЬНІ ВИСНОВКИ

В результаті виконання даної магістерської дисертації за темою «Класифікація ішемічної хвороби серця через гармонійні моделі текстури зображення ехокардіографії» було досягнуто головної мети дослідження, а саме – розроблено та реалізовано алгоритм гармонічного синтезу для реконструкції та класифікації медичних зображень. Дана мета була успішно реалізована завдяки виконанню поставлених на початку роботи завдань:

1. Аналіз джерел (вітчизняні та/або іноземні), які стосуються проблематики розпізнавання ішемічної хвороби серця. Результат аналізу показав, що подібна патологія є однією із найпоширеніших хвороб у світі, і її своєчасне розпізнавання є пріоритетною задачею для усіх країн світу.

2. Опис відомих у світі методи, що використовуються для реконструкції зображень. Подібні методи хоч і не є схожими на той варіант алгоритму реконструкції, який було реалізовано у даній магістерській дисертації, і несуть у собі іншу мету, проте є доволі цікавими для виконання подальших досліджень.

3. Отримання алгоритму для реконструкції зображень відеопотоків спекл-трекінг ехокардіографії. Даний алгоритм можна використовувати не лише для подібних зображень, однак класифікація ішемічної хвороби серця була головною задачею даного дослідження, тому маємо те що маємо.

4. Успішна класифікація ішемічної хвороби серця за отриманими оптимальними структурами моделей реконструкції зображень. Були використані різні алгоритми класифікації, включаючи логістичну регресію, наївний Байєс і k -найближчих сусідів, але найкращим чином себе проявив випадковий ліс, показав аж 80.6% точності на тестовій (10%) вибірці.

5. Виконання стартап-аналізу проекту для перспективи виведення результатів роботи даної магістерської дисертації на ринок.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Бабенко В. Класифікація ультразвукових зображень методом генетичного лісу дерев оптимальної складності (дипломна робота магістра). 2021. С. 1–125. DOI: 10.13140/RG.2.2.18348.18562/1
2. Грішко Д. Рішення задачі реконструкції та класифікації УЗ зображень печінки у просторі параметрів моделі ковзного вікна. 2021. С. 1–114.
3. Настенко Є., Максименко В., Поташев С., Павлов В., Бабенко В., Рисін С., Матвійчук О., Лазоришинець В. Застосування методу групового урахування аргументів для побудови алгоритмів діагностики ішемічної хвороби серця. *Біомедична інженерія і технологія*. 2021. Вип. 5, № 5. С. 1–9. DOI: 10.20535/2617-8974.2020.4.221876
4. Настенко Є., Павлов В., Носовець О., Круглий В., Гончарук М., Карлюк А., Грішко Д., Трофименко О., Бабенко В. Застосування текстурного аналізу у вирішенні задачі класифікації медичних зображень. *Біомедична інженерія і технологія*. 2020. Вип. 4. С. 69–82. DOI: 10.20535/2617-8974.2021.5.227141
5. Петруніна О. Класифікація УЗД зображень методом моделювання поверхні генетичним МГУА. 2020. С. 1–81.
6. Трофименко О. Рішення задачі реконструкції та класифікації УЗ зображень печінки у просторі параметрів моделі просторової розгортки. 2021. С. 1–107.
7. Alizadehsani R., Abdar M., Roshanzamir M., Khosravi A., Kebria P. M., Khozeimeh F., Nahavandi S., Sarrafzadegan N., Acharya U. R. Machine learning-based coronary artery disease diagnosis: A comprehensive review. *Computers in Biology and Medicine*. 2019. Vol. 111. DOI: 10.1016/j.compbimed.2019.103346
8. Alizadehsani R., Khosravi A., Roshanzamir M., Abdar M., Sarrafzadegan N., Shafie D., Khozeimeh F., Shoeibi A., Nahavandi S., Panahiazar M., Bishara A., Beygui R. E., Puri R., Kapadia S., Tan R. S., Acharya U. R. Coronary artery disease detection using artificial intelligence techniques: A survey of trends, geographical

differences and diagnostic features 1991–2020. *Computers in Biology and Medicine*. 2021. Vol. 128. DOI: 10.1016/j.compbiomed.2020.104095

9. Babenko V., Nosovets O. Calculating the Personalized Treatment Strategy by Genetic Algorithm Using Optimal Complexity Models. Zbarazh, Ukraine:2020. DOI: 10.1109/CSIT49958.2020.9321947

10. Babenko V., Nosovets O., Nastenka I., Pavlov V., Iakymchuk V., Matviichuk O., Suvorov M. Forming the System with the Functionality of Clinical Pharmacist for Personalized Treatment Strategy Searching. 2022. DOI: 10.1007/978-981-16-2377-6_47

11. Bansal M., Kasliwal R. R. How do i do it? Speckle-tracking echocardiography. *Indian Heart Journal*. 2013. Vol. 65, No. 1. DOI: 10.1016/j.ihj.2012.12.004

12. Boubilil D., Elad M., Shtok J., Zibulevsky M. Spatially-Adaptive Reconstruction in Computed Tomography Using Neural Networks. *IEEE Transactions on Medical Imaging*. 2015. Vol. 34, No. 7. DOI: 10.1109/TMI.2015.2401131

13. Chen H., Zhang Y., Zhang W., Liao P., Li K., Zhou J., Wang G. aLow-dose CT via convolutional neural network. *Biomedical Optics Express*. 2017. Vol. 8, No. 2. DOI: 10.1364/boe.8.000679

14. Chen Z., Jin X., Li L., Wang G. A limited-angle CT reconstruction method based on anisotropic TV minimization. *Physics in Medicine and Biology*. 2013. Vol. 58, No. 7. DOI: 10.1088/0031-9155/58/7/2119

15. Cikes M., D'hooge J., Solomon S. D. Physical Principles of Ultrasound and Generation of Images. *Essential Echocardiography: A Companion to Braunwald's Heart Disease*. 2019. DOI: 10.1016/B978-0-323-39226-6.00001-1

16. Flohr T. G., Joseph Schoepf U., Ohnesorge B. M. Chasing the heart: New developments for cardiac CT. 2007. DOI: 10.1097/RTI.0b013e318032132c

17. Flohr T. G., Schaller S., Stierstorfer K., Bruder H., Ohnesorge B. M., Schoepf U. J. Multi-detector row CT systems and image-reconstruction techniques. *Radiology*. 2005. Vol. 235, No. 3. DOI: 10.1148/radiol.2353040037

18. Gordon R., Bender R., Herman G. T. Algebraic Reconstruction Techniques (ART) for three-dimensional electron microscopy and X-ray photography. *Journal of Theoretical Biology*. 1970. Vol. 29, No. 3. DOI: 10.1016/0022-5193(70)90109-8
19. Hajar R. Risk factors for coronary artery disease: Historical perspectives. *Heart Views*. 2017. Vol. 18, No. 3. DOI: 10.4103/heartviews.heartviews_106_17
20. Hsieh J. Computed Tomography: Principles, Design, Artifacts, and Recent Advances. 2015. DOI: 10.1117/3.2197756
21. Jin K. H., McCann M. T., Froustey E., Unser M. Deep Convolutional Neural Network for Inverse Problems in Imaging. *IEEE Transactions on Image Processing*. 2017. Vol. 26, No. 9. DOI: 10.1109/TIP.2017.2713099
22. Kannel W. B., LeBauer E. J., Dawber T. R., McNamara P. M. Relation of body weight to development of coronary heart disease. The Framingham study. *Circulation*. 1967. Vol. 35, No. 4. DOI: 10.1161/01.CIR.35.4.734
23. Kannel W. B., McGee D. L. Diabetes and Cardiovascular Disease: The Framingham Study. *JAMA: The Journal of the American Medical Association*. 1979. Vol. 241, No. 19. DOI: 10.1001/jama.1979.03290450033020
24. Lauzier P. T., Tang J., Chen G. H. Prior image constrained compressed sensing: Implementation and performance evaluation. *Medical Physics*. 2012. Vol. 39, No. 1. DOI: 10.1118/1.3666946
25. Liu F., Yu H., Cong W., Wang G. Top-level design and pilot analysis of low-end CT scanners based on linear scanning for developing countries. *Journal of X-Ray Science and Technology*. 2014. Vol. 22, No. 5. DOI: 10.3233/XST-140453
26. Morris J. N., Crawford M. D. Coronary Heart Disease and Physical Activity of Work. *BMJ*. 1958. Vol. 2, No. 5111. DOI: 10.1136/bmj.2.5111.1485
27. Nastenکو I. A., Konoval O. O., Nosovets O. K., Pavlov V. A. Set Classification. *Techno-Social Systems for Modern Economical and Governmental Infrastructures*. 2018. P. 44–83. DOI: 10.4018/978-1-5225-5586-5.ch003
28. Nastenکو I., Maksymenko V., Dykan I., Nosovets O., Tarasiuk B., Pavlov V., Babenko V., Kruhlyi V., Soloduschenko V., Dyba M., Umanets V. Liver

Pathological States Identification in Diffuse Diseases with Self-Organization Models Based on Ultrasound Images Texture Features. Zbarazh, Ukraine:2020. DOI: 10.1109/CSIT49958.2020.9321999

29. Nastenko I., Maksymenko V., Galkin A., Pavlov V., Nosovets O., Dykan I., Tarasiuk B., Babenko V., Umanets V., Petrunina O., Klymenko D. Liver Pathological States Identification with Self-organization Models Based on Ultrasound Images Texture Features. *Advances in Intelligent Systems an Computing V. Cham:Springer International Publishing*, 2021. P. 401–418. DOI: 10.1007/978-3-030-63270-0_26

30. Nastenko I., Maksymenko V., Potashev S., Pavlov V., Babenko V., Rysin S., Matviichuk O., Lazoryshinets V. Random Forest Algorithm Construction for the Diagnosis of Coronary Heart Disease Based on Echocardiography Video Data Streams. *Innovative Biosystems and Bioengineering*. 2021. Vol. 5, No. 1. P. 61–69. DOI: 10.20535/ibb.2021.5.1.225794

31. Nastenko I., Pavlov V., Hrishko D., Honcharuk M. Forming the Stack of Texture Features for Liver Ultrasound Images Classification. *Herald of Advanced Information Technology*. 2020. Vol. 3, No. 4. P. 240–251. DOI: 10.15276/hait.04.2020.3

32. Nosovets O., Babenko V., Davydovych I., Petrunina O., Averianova O., Zyonh L. D. Personalized Clinical Treatment Selection Using Genetic Algorithm and Analytic Hierarchy Process. *Advances in Science, Technology and Engineering Systems Journal*. 2021. Vol. 6, No. 4. C. 406–413. DOI: 10.25046/aj060446

33. Pelt D. M., Batenburg K. J. Fast tomographic reconstruction from limited data using artificial neural networks. *IEEE Transactions on Image Processing*. 2013. Vol. 22, No. 12. DOI: 10.1109/TIP.2013.2283142

34. Petrunina O., Shevaga D., Babenko V., Pavlov V., Rysin S., Nastenko I. Comparative Analysis of Classification Algorithms in the Analysis of Medical Images from Speckle Tracking Echocardiography Video Data. *Innovative Biosystems and Bioengineering*. 2021. Vol. 5, No. 3. P. 153–166. DOI: 10.20535/ibb.2021.5.3.234990

35. Uyanik I., Lindner P., Tsiamyrtzis P., Shah D., Tsekos N. V., Pavlidis I. T. Applying a level set method for resolving physiologic motions in free-breathing and non-gated cardiac MRI. 2013. DOI: 10.1007/978-3-642-38899-6_55
36. Wang J., Liang J., Cheng J., Guo Y., Zeng L. Deep learning based image reconstruction algorithm for limited-angle translational computed tomography. *PLoS ONE*. 2020. Vol. 15, No. 1. DOI: 10.1371/journal.pone.0226963
37. Wang T., Nakamoto K., Zhang H., Liu H. Reweighted Anisotropic Total Variation Minimization for Limited-Angle CT Reconstruction. *IEEE Transactions on Nuclear Science*. 2017. Vol. 64, No. 10. DOI: 10.1109/TNS.2017.2750199
38. Wang Z., Bovik A. C., Sheikh H. R., Simoncelli E. P. Image quality assessment: From error visibility to structural similarity. *IEEE Transactions on Image Processing*. 2004. Vol. 13, No. 4. DOI: 10.1109/TIP.2003.819861
39. Yang Q., Yan P., Zhang Y., Yu H., Shi Y., Mou X., Kalra M. K., Zhang Y., Sun L., Wang G. Low-Dose CT Image Denoising Using a Generative Adversarial Network With Wasserstein Distance and Perceptual Loss. *IEEE Transactions on Medical Imaging*. 2018. Vol. 37, No. 6. DOI: 10.1109/TMI.2018.2827462
40. Yu W., Wang C., Huang M. Edge-preserving reconstruction from sparse projections of limited-angle computed tomography using ℓ_0 -regularized gradient prior. *Review of Scientific Instruments*. 2017. Vol. 88, No. 4. DOI: 10.1063/1.4981132