


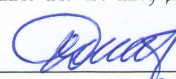
Вінницький національний технічний університет
Факультет інфокомунікацій, радіоелектроніки та наносистем
Кафедра біомедичної інженерії та оптико-електронних систем

МАГІСТЕРСЬКА КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА
на тему:
АНАЛІЗ ЕКГ СИГНАЛІВ ЗА ДОПОМОГОЮ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ

Виконав: студент 2-го курсу, гр. БМІ-22м
спеціальності 163 Біомедична інженерія

 Олійник Р.В.

Керівник: к. т. н., доц., каф. БМІОЕС

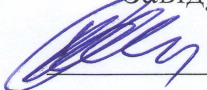
 Штофель Д.Х.

Опонент: ст.викл. каф. ІРТС

 Пастушенко О.Л.

Допущено до захисту

Завідувач кафедри БМІОЕС

 к. т. н., доц. Коваль Л. Г.

« 01 » 12 2023 р.

Вінницький національний технічний університет
Факультет інфокомунікацій, радіоелектроніки та наносистем
Кафедра біомедичної інженерії та оптико-електронних систем
Рівень вищої освіти другий (магістерський)
Галузь знань 16 Хімічна та біоінженерія
Спеціальність 163 Біомедична інженерія
Освітньо-професійна програма «Інтелектуальні штучні імпланти та медичні апарати в біоінженерії»

ЗАТВЕРДЖУЮ

завідувач кафедри БМІОЕС

 Д. Г. Коваль

« 18 » 09 2023 р.

ЗАВДАННЯ НА МАГІСТЕРСЬКУ КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ

Олійнику Роману Вадимовичу

1. Тема роботи: АНАЛІЗ ЕКГ СИГНАЛІВ ЗА ДОПОМОГОЮ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ

Керівник роботи: Штофель Д.Х., канд. техн. наук, доцент
затверджені наказом ВНТУ від «18» вересня 2023 року № 247.

2. Строк подання студентом роботи «01» грудня 2023 року.

3. Предмет дослідження: Глибока нейронна мережа

4. Об'єкт дослідження: Моделі архітектури багатошарової нейронної мережі на основні дешифровки ЕКГ.

5. Вхідні дані

Узагальнений депозитарій сигналів ЕКГ хворих і здорових пацієнтів з серцевими вадами і початкова архітектура нейронної мережі (НМ) для проведення експериментів.

6. Перелік завдань, які потрібно розробити :

- Вибір чи створення експериментальної НМ, на якій проводяться дослідження, і навчити її розпізнаванню і класифікації ознак сигналу
- Вилучення ознак сигналів ЕКГ хворих і здорових пацієнтів, які повинні бути класифіковані нейронною мережею: таких як амплітуда піку, площа під

кривою, зміщення по відношенню до базової лінії тощо хвиль P, Q, R, S та T, затримка часу між цими піками та долинами, частота серцевих скорочень (миттєва та середня) або інших .

- Алгоритми вторинної обробки ЕКГ (наприклад, аналізу Фур'є та вейвлет-аналізу) або логічної обробки з допомогою експертних систем на основі правил, імовірнісного байєсівського аналізу або нечітких логічних алгоритмів, кластерного аналізу, генетичних алгоритмів та інших методів для отримання висновків, інтерпретації та діагностики.

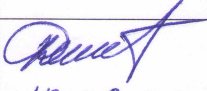

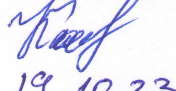
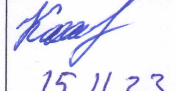
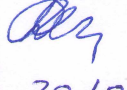

- Активна класифікація сигналів ЕКГ на основі глибокого навчання DL (Deep Learning)

- Порівняння результатів, отриманих мережами глибоких вірувань (DBN), згорткової нейронної мережі (CNN) використовуючи різного виду архітектури.

7. Зміст текстової частини:

- Аналітичний огляд предметної області;
- Аналіз вхідних наборів даних;
- Алгоритми вторинної та логічної обробки ЕКГ;
- Класифікація сигналів ЕКГ хворих і здорових пацієнтів для побудови нейронної мережі;
- архітектура нейронної мережі
- створення нейронної мережі для вирішення поставленої задачі
- програмна реалізація нейронної мережі та порівняння результатів;
- економічна частина;
- охорона праці та безпека в надзвичайних ситуаціях.

6. Консультанти розділів роботи

Розділ	Прізвище, ініціали та посада консультанта	Підпис, дата	
		завдання видав	завдання прийняв
Спеціальна частина	Штофель Д. Х. к. т. н., доц. каф. БМІОЕС	 18.09.23	 30.11.23
Економічна частина	Кавецький В. В. к. е. н., доц. каф. ЕП та ВМ	 19.10.23	 15.11.23
Охорона праці та безпека в надзвичайних ситуаціях	Дембіцька С. В. д. п. н., проф. каф. БЖДПБ	 20.10.23	 10.11.23

7. Дата видачі завдання «18» вересня 2023 року.

КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

Назва етапів магістерської кваліфікаційної роботи	Строк виконання	Прим.
Розробка технічного завдання	до 20.10.2023	
Техніко-економічний аналіз завдання, економічного середовища, обґрунтування вихідних даних та оптимального варіанту розробки	31.10.2023	
Розв'язання основної задачі	10.11.2023	
Розробка заходів з охорони праці	15.11.2023	
Розрахунок техніко-економічних показників	20.11.2023	
Оформлення графічної частини та пояснювальної записки	30.11.2023	
Попередній захист	01.12.2023	

Студент  Олійник Р. В.

Керівник роботи  Штофель Д. Х.

ПЕРЕЛІК СКОРОЧЕНЬ

ЕКГ – електрокардіограма

ШНМ – штучна нейронна мережа

НМ – нейронна мережа

CNN – згорткова нейронна мережа

DBN – глибока мережа довіри

LSTM – довга короткочасна пам'ять

АНОТАЦІЯ

УДК 621.374

Олійник Р.В. Аналіз ЕКГ сигналів за допомогою нейронної мережі: магістерська кваліфікаційна робота зі спеціальності 163 Біомедична інженерія, освітньо-професійна програма «Інтелектуальні штучні імпланти та медичні апарати в біоінженерії». Вінниця : ВНТУ, 2023. 115 с.

Укр. мовою. Бібліогр.: 48 найм.; 50 рис.; 30 табл.

У магістерській кваліфікаційній роботі були розглянуті основні поняття галузі ЕКГ та нейронних мереж, проведено аналіз відомих алгоритмів обробки сигналу, досліджено готові рішення та публікації за поставленою задачею. На основі проведених досліджень запропоновано власні CNN моделі гібридних нейронних мереж та обрано вже існуючі рішення для порівняння ефективності власних розробок. У ході виконання роботи було розроблено програмні реалізації обраних та створених моделей та проведено аналіз отриманих результатів.

У розділі охорони праці опрацьовано такі питання, як причини виникнення, дія на організм людини та нормування шкідливих та небезпечних виробничих факторів у виробничому приміщенні; карта умов праці (обґрунтування вибору нормованих значень шкідливих та небезпечних виробничих факторів, оцінка факторів виробничого і трудового процесів, гігієнічна оцінка умов праці, оцінка технічного і організаційного рівня, атестація робочого місця); рекомендації щодо поліпшення умов праці, а також розглянуто норми пожежної безпеки.

ABSTRACT

UDC 621.374

Oilynyk R.V. Analysis of ECG signals using a neural network: master's qualification thesis on specialty 163 Biomedical Engineering, educational and professional program "Intelligent artificial implants and medical devices in bioengineering". Vinnytsia: VNTU, 2023. 115 p.

Ukraine language Bibliography: 48 names; 50 pictures; 30 tables

In the master's qualification thesis, the main concepts of the field of ECG and neural networks were considered, analysis of known signal processing algorithms was carried out, ready-made solutions and publications on the given task were studied. On the basis of the conducted research, our own CNN models of hybrid neural networks were proposed and already existing solutions were selected to compare the effectiveness of our own developments. In the course of the work, software implementations of the selected and created models were developed and the results were analyzed.

In the occupational health and safety section, issues such as the causes of occurrence, effects on the human body, and regulation of harmful and dangerous production factors in the production premises are elaborated; map of working conditions (justification of the choice of standardized values of harmful and dangerous production factors, assessment of factors of production and labor processes, hygienic assessment of working conditions, assessment of technical and organizational level, certification of the workplace); recommendations for improving working conditions, as well as fire safety regulations were considered.

ЗМІСТ

ВСТУП.....	4
1 АНАЛІТИЧНИЙ ОГЛЯД ПРЕДМЕТНОЇ ОБЛАСТІ.....	6
1.1 Основна інформація щодо електрокардіограми	6
1.2 Проведення Електрокардіограми	7
1.3 Ознаки сигналів ЕКГ (PQRST complex).....	9
1.4 Опис зубців ЕКГ та їх характеристики	10
1.5 Основні принципи нейронних мереж.....	11
1.6 Висновки.....	12
2 АНАЛІЗ ВХІДНИХ НАБОРІВ ДАНИХ	13
2.1 MIT-BIH Arrhythmia Database.....	13
2.2 QT Database.....	14
2.3 PTB-XL	16
2.4 MAWI dataset	16
Висновки до розділу	17
3 АЛГОРИТМ ВТОРИННОЇ ТА ЛОГІЧНОЇ ОБРОБКИ ЕКГ	18
3.1 Аналіз Фур'є для обробки сигналів ЕКГ	18
3.2 Вейвлет-аналіз для здійснення обробки сигналу ЕКГ	19
3.3 Аналіз незалежних компонентів	20
3.4 Аналіз ефективності використаних алгоритмів.....	21
Висновки до розділу.....	22
4. КЛАСИФІКАЦІЯ СИГНАЛІВ ЕКГ ХВОРИХ І ЗДОРОВИХ ПАЦІЄНТІВ ДЛЯ ПОБУДОВИ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ	23
4.1 Пре-обробка вхідного сигналу	23
4.2 Сегментація ЕКГ	24
4.2.1 Алгоритми для визначення QRS-комплексу при сегментації ЕКГ.....	25
4.2.2 Методи ШНМ для визначення QRS-комплексу при допомозі сегментації ЕКГ	26
4.3 Вилучення ознак сигналу.....	29
4.4 Порівняння результатів.....	30

4.5 Висновки до розділу	31
5 АРХІТЕКТУРА НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ	32
5.1 Запропоновані CNN моделі	31
5.2 Запропоновані DBN моделі	35
5.3 Висновки до розділу	36
6 СТВОРЕННЯ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ ДЛЯ ВИРІННЯ ПОСТАВЛЕНОЇ ЗАДАЧІ	37
6.1 Нейронна мережа RpNet	37
6.2 Нейронна мережа 2-вхідна 1D CNN.....	39
6.3 Гібридна мережа 2D CNN + LSTM.....	41
6.4 Власні моделі згорткових та гібридних нейронних мереж.....	42
7 ПРОГРАМНА РЕАЛІЗАЦІЯ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ ТА ПОРІВНЯННЯ РЕЗУЛЬТАТІВ	48
7.1 Опис реалізації ключових функцій	49
7.1.1 Преобробка даних.....	49
7.1.2 Підбір даних для тренування та тестування.	51
7.1.3 Оцінка точності та втрат	52
7.1.4 ROC-крива	53
7.2 Аналіз отриманих результатів.....	54
7.2.1 Визначення R піків при допомозі алгоритмів визначення	54
7.2.2 Визначення R піків при допомозі RPNET.....	56
7.2.3 Визначення QRS за допомогою гібридної нейронної мережі 2D CNN+LSTM	57
7.2.4 Визначення QRS за допомогою власних моделей нейронної мережі	60
7.3 Порівняння отриманих результатів	69
Висновки до розділу	71
5 ЕКОНОМІЧНА ЧАСТИНА.....	73
8.1 Оцінювання наукового ефекту	73
8.2 Розрахунок витрат на здійснення науково-дослідної роботи	77

8.2.1 Витрати на оплату праці	77
8.2.2 Сировина та матеріали	80
8.2.3 Розрахунок витрат на комплектуючі	81
8.2.4 Спецустаткування для наукових (експериментальних) робіт.....	81
8.2.5 Програмне забезпечення для наукових (експериментальних) робіт	82
8.2.6 Амортизація обладнання, програмних засобів та приміщень.....	83
8.2.7 Паливо та енергія для науково-виробничих цілей	84
8.2.8 Службові відрядження	85
8.2.9 Витрати на роботи, які виконують сторонні підприємства, установи і організації	86
8.2.10 Інші витрати.....	86
8.2.11 Накладні (загальновиробничі) витрати	86
8.3 Оцінювання важливості та наукової значимості науково-дослідної роботи	87
8.4 Висновок до розділу.....	88
9 ОХОРОНА ПРАЦІ ТА БЕЗПЕКА В НАДЗВИЧАЙНИХ СИТУАЦІЯХ	89
9.1 Технічні рішення щодо безпечного виконання роботи.....	90
9.1.1. Обладнання приміщення та робочого місця	90
9.2. Електробезпека приміщення.....	92
9.3. Технічні рішення з гігієни праці та виробничої санітарії	93
9.3.1 Мікроклімат	93
9.4 Склад повітря робочої зони	94
9.5. Виробниче освітлення.....	95
9.6. Виробничий шум.....	96
9.7. Виробничі випромінювання	96
9.8 Психофізіологічні фактори	98
9.9. Розрахунок коефіцієнта протирадіаційного захисту приміщення першого поверху	100
ВИСНОВКИ	104
ПЕРЕЛІК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ.....	106
Додаток А	110

ВСТУП

Актуальність. У багатьох випадках традиційний підхід до діагностики, що базується на стандартних принципах, є непродуктивним через обробку великої кількості неоднорідних даних. Цей підхід вимагає значного аналітичного зусилля та медичного досвіду для досягнення достатньої точності діагностики. Проблема є особливо гострою у місцях, де недостатньо медичних експертів та клінічного обладнання, особливо в розвиваючихся країнах. Це викликає потребу у надійній, автоматизованій та доступній системі моніторингу та діагностики. Зростаючий попит на такі системи від постачальників медичних послуг підштовхує до використання комп'ютерної діагностики.

Електрокардіограма (ЕКГ) - це змінний фізіологічний сигнал, що відображає електричну активність серця. Він використовується не лише для виявлення патологічних закономірностей серцевих скорочень, але й для вимірювання регулярності ударів та оцінки інших станів, таких як психічний стрес.

Глибоке навчання широко використовується для класифікації та прогнозування в різних галузях. Останнім часом відзначається стрімкий розвиток цього методу, що значно покращує точність класифікації в багатьох медичних застосуваннях. Сучасні системи, які використовують глибоке навчання, успішно виявляють аритмії на основі сигналів ЕКГ, знижуючи вартість постійного моніторингу серця та підвищуючи точність прогнозів. Однак автоматична класифікація сигналів з ЕКГ часто відома кількома важливими викликами.

Об'єкт розробки – процес аналізу сигналів ЕКГ за допомогою нейронної мережі

Предмет розробки – алгоритми та методи а також технічні засоби аналізу сигналів ЕКГ за допомогою нейронної мережі.

Мета роботи магістерської кваліфікаційної – розробка нейронної мережі для аналізу сигналів ЕКГ.

В роботі проведено нейронної мережі для аналізу сигналів ЕКГ.

Новизна магістерської кваліфікаційної роботи полягає в удосконаленні аналізу сигналів ЕКГ, за допомогою нейронної мережі.

Актуальність магістерської кваліфікаційної роботи – підвищення точності та швидкості аналізу сигналів ЕКГ.

1 АНАЛІТИЧНИЙ ОГЛЯД ПРЕДМЕТНОЇ ОБЛАСТІ

1.1 Основна інформація щодо електрокардіограми

Електрокардіограма (ЕКГ), також відома як ЕКС, є одним з найпоширеніших та простих безболісних тестів для визначення електричних сигналів, які формуються серцем. За допомогою ЕКГ можна виявити багато захворювань або аномалій у роботі серця, що може служити попереднім сигналом захворювання.

Результат ЕКГ представляється графічним зображенням, а саме графічним записом змін різниці потенціалів серця, які виникають під час його збудження [1]. Зазвичай такі зміни тривають всього 0.26 – 0.36 секунди.

Залежно від канальності електрокардіографа, дані можуть записуватися послідовно або одночасно відразу в кількох точках.

ЕКГ проводиться як регулярне дослідження в діагностичних цілях або при наявності певних симптомів. Вік пацієнта не визначає необхідність проведення тесту, проте результати можуть використовуватися для аналізу ризиків у певному віковому діапазоні.

ЕКГ проводиться для виявлення [1]:

- Аномалій серцевого ритму
- Звуження або закупорення артерій у серці, що може вказувати на порушення серцевого м'яза
- Можливості серцевого нападу
- Проблем з обміном речовин
- Проблем з провідністю
- Гіпертрофії відділів серця (шлуночки та передсердя)

Також рекомендується ЕКГ при наявності незвичайних симптомів, таких як:

- Діабет
- Порушення пульсу без зрозумілого пояснення
- Больові відчуття в області грудної клітини
- Проблеми з диханням, задишка у спокійному стані
- Скачки артеріального тиску

1.2 Проведення Електрокардіограми

Процедура електрокардіограми (ЕКГ) є швидкою, зазвичай триває близько 7 хвилин, і включає наступні етапи:

Підготовка пацієнта: Пацієнт розголошує грудну клітину, передпліччя, зап'ястя та гомілку, а потім лягає на кушетку.

Підготовка шкіри: Зони прилягання електродів обробляються спиртом та спеціальним гелем для забезпечення кращого контакту між електродом та шкірою.

Закріплення електродів та манжети: Електроди та манжета закріплюються на визначених ділянках тіла.

Увімкнення електрокардіографу: Прилад для реєстрації ЕКГ активується.

Історія ЕКГ сягає 1903 року, коли Вільгельм Ейнтховен записав першу ЕКГ в світі. У той час він використовував відро з розчином солі для створення контакту між тілом та електродами. Він вимірював напругу між різними частинами тіла та створив три відведення.

У 1942 році Голдберг скоротив кути між відведеннями для поліпшення діагностики. У 1934 році Вілсон додав горизонтальну вісь через серце, що призвело до створення 12-відведеневої системи. Відведення Вілсона, відомі як V1-V6, зображують грудну клітину та ліву частину серця.

Сучасні системи ЕКГ використовують різні кількісні підходи. Системи з 1 відведенням можуть забезпечувати тривалий запис протягом 14 днів, тоді як системи з 12 відведеннями, які комбінують відведення Ейнтховена, Голдберга та Вілсона, залишаються золотим стандартом для діагностики серцевих захворювань, надаючи інформацію про вертикальну та горизонтальну осі серця.

Відведення ЕКГ: ЕКГ включає різні відведення, які відображають електричну активність серця. Кількість відведень може варіюватися від 1 до 12. Найчастіше використовуються кілька груп відведень:

Кінцівки: I, II, III, aVR, aVL, aVF.

Грудна клітина: V1, V2, V3, V4, V5, V6.

Обробка інформації: Отримані дані піддаються аналізу, де лікар оцінює різноманітні параметри, такі як серцевий ритм, провідність, аномалії розташування серця та інші показники.

Діагностика та розшифрування: Лікар робить діагноз, враховуючи отримані дані. ЕКГ допомагає виявити аномалії серцевого ритму, проблеми з провідністю, аритмії, ішемічні захворювання серця та інші порушення.

Документування результатів: Результати ЕКГ зазвичай документуються у медичному записі пацієнта для подальшого використання та порівняння при необхідності.

Системи ЕКГ можуть бути використані для різних цілей, включаючи регулярне діагностичне обстеження, моніторинг пацієнтів із серцевими захворюваннями, а також для виявлення патологій, що можуть бути передбачені або визначені через аналіз ЕКГ.

1.3 Ознаки сигналів ЕКГ (PQRST complex)

Графічне відображення електрокардіограми показує деяку сукупність зубців та інтервалів між ними. Існує позначення цих зубців: **P, Q, R, S, T** (рисунок 1.1).

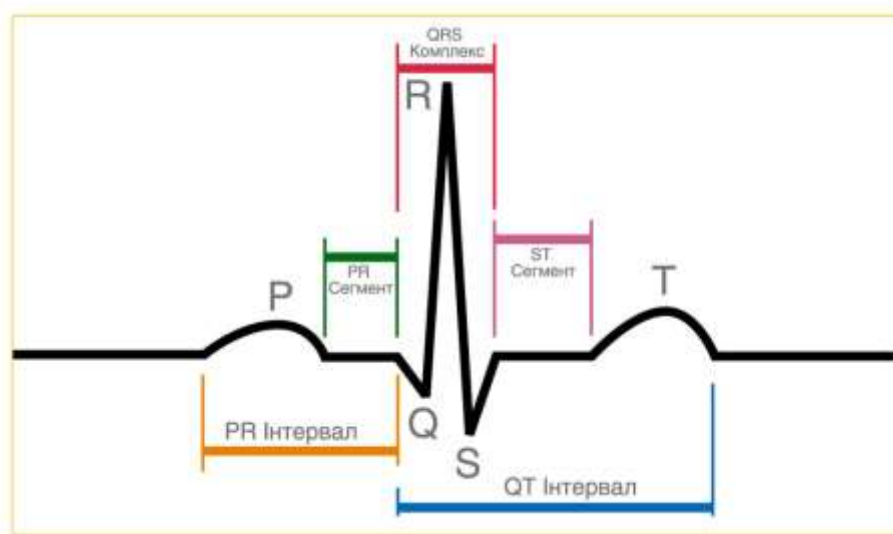


Рисунок 1.1 – ознаки сигналу ЕКГ

Інтервали та Сегменти на ЕКГ:

На електрокардіограмі (ЕКГ), інтервали представляють собою відстань між піками, які вказують на швидкість поширення деполяризації або реполяризації в

серці. Сегменти визначають відстань на ЕКГ, яка накладається на ізолінію, вказуючи на відсутність різниці потенціалів.

На провідну систему серця, яка генерує імпульси в серці, складаються наступні елементи:

Синоатріальний вузол (СА-вузол): Створює синусовий ритм та задає ритм серця, генеруючи імпульси з частотою від 60 до 80 за хвилину. Збудження цього вузла не відображається на ЕКГ.

Міжвузлові передсердні шляхи: Мають три шляхи (передній, середній, задній), з'єднуючи СА-вузол та АВ-вузол. Деполяризація передсердь відображається як Р зубець на ЕКГ.

Атріовентрикулярний вузол (АВ-вузол): Створює затримку імпульсу перед його поширенням до шлуночків. Генерує імпульси з частотою від 40 до 60 за хвилину. Проходження збудження через АВ-вузол відображається як сегмент PQ.

Пучок Гіса та Волокна Пуркіне: Створюють імпульси для збудження міокарда шлуночків. Проходження імпульсу через них відображається як QRS комплекс.

Права та Ліва ніжки пучка Гіса: Направляються відповідно в правий та лівий шлуночок, збуджуючи їх міокард.

Волокна Пуркіне: Остання складова провідної системи серця.

На ЕКГ, проходження імпульсу через ніжки пучка Гіса та збудження міокарда шлуночків відображається як QRS комплекс. Після повної деполяризації шлуночків та реполяризації передсердь виникає сегмент ST, а реполяризація шлуночків відображається зубцем T.

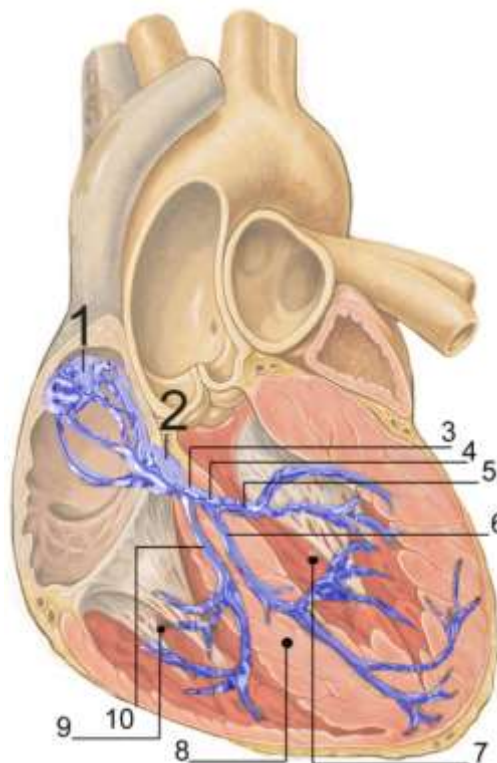


Рисунок 1.2 – принцип та будова провідної системи серця, де 1 – СА-вузол; 2 – АВ-вузол; 3 – пучок Гіса; 4 – ліва ніжка пучка Гіса; 5 – задня гілка лівої ніжки пучка Гіса; 6 – передня гілка лівої ніжки пучка Гіса; 7 – лівий шлуночок; 8 – міжпередсердна перегородка; 9 – правий шлуночок; 10 – права ніжка пучка Гіса.

1.4 Опис зубців ЕКГ та їх характеристики

Зубець Р: Функція: Відображає деполяризацію міокарда передсердь перед QRS комплексом.

Характеристики:

Амплітуда: Зазвичай не перевищує 0.25 мВ.

Тривалість: Не повинна перевищувати 0.11 с.

Позитивність/Негативність: Позитивний в 1 та 2 відведеннях, може бути позитивним або негативним в 3 відведенні. Негативність в 1-2 відведеннях вказує на патологію.

Інтервал PQ: Функція: Триває від початку зубця Р до початку зубця Q. Відображає затримку імпульсу перед поширенням до шлуночків.

Характеристики:

Тривалість: Від 0.12 до 0.2 с. Може бути відсутнім.

QRS Комплекс: Функція: Відображає деполяризацію міокарда шлуночків.

Характеристики:

Тривалість: До 0.11 с. Довше тривалість може вказувати на різні патології.

Зубець Q: Функція: Відображає початок деполяризації міжшлуночкової перегородки.

Характеристики:

Тривалість: Не повинна перевищувати 0.03 с. Збільшення може свідчити про наслідки інфаркту міокарда.

Зубець R: Функція: Відображає позитивне коливання та є головним вектором серця.

Характеристики:

Тривалість: 0.04 с.

Зубець S: Функція: Відображає негативне коливання після R.

Характеристики:

Тривалість: Близько 0.06 с.

Інтервал QT: Функція: Триває від початку Q до кінця T. Відображає час реполяризації шлуночків.

Характеристики:

Тривалість: Від 0.38 до 0.42 с.

Зубець T: Функція: Відображає реполяризацію шлуночків.

Характеристики:

Тривалість: Від 0.16 до 0.24 с.

Позитивність/Негативність: Позитивний у стандартних відведеннях, негативний у відведенні aVR.

1.5 Основні принципи нейронних мереж

Нейронні мережі є ключовою складовою глибокого навчання та відтворюють принципи роботи людського мозку для вирішення складних завдань, пов'язаних з обробкою даних.

Структура: Нейрони об'єднуються в шари, архітектура включає вхідний шар, приховані шари та вихідний шар.

Нейрони утворюють окремі блоки, які називаються нейронами.

Ключові поняття:

Вхідні дані: набір функцій, які вводяться в модель для навчання.

Вага: параметр, що надає значення характеристикам для оптимізації навчання.

Функція передачі: Об'єднує вхідні дані в одне вихідне значення для застосування функції активації.

Функція активації: Вносить нелінійність, розглядаючи різні лінійності з входами.

Біас: Зміщення для створення значення, створеного функцією активації.

Багатошаровість:

Багатошарова нейронна мережа містить вхідний, приховані та вихідні шари.

Шари обробляють дані та виділяють особливості.

Стандартні архітектури:

Деякі типові архітектури включають перцептрон, Feed-Forward Networks, Residual Networks, Recurrent Neural Networks, LSTM, Convolutional Neural Networks та інші.

1.6 Висновки

У цьому розділі було представлено основні концепції нейронних мереж. Нейронні мережі використовуються для вирішення складних завдань, опрацьовуючи дані через різні шари. Багатошарова структура дозволяє виділяти ключові особливості та робити прогнози. Описано ключові терміни, такі як вхідні дані, вага, функція передачі, функція активації та багатошаровість. Також розглянуто різні стандартні архітектури нейронних мереж.

2 АНАЛІЗ ВХІДНИХ НАБОРІВ ДАНИХ

У залежності від поставленої задачі та бажаних результатів з сигналу ЕКГ, використовуються різні набори даних. Під час вивчення предметної області було виділено декілька основних баз даних, які задовольняють умови завдання – дешифрування сигналу ЕКГ та виділення його ключових ознак, таких як Р-зубець, QRS-комплекс, Т-зубець.

2.1 MIT-BIH Arrhythmia Database

У наборі даних MIT-BIH Arrhythmia Database сигнали ЕКГ були отримані від 45 пацієнтів (19 жінок та 26 чоловіків) з різними серцевими захворюваннями.

Набір містить 17 класів, включаючи нормальний синусовий ритм, ритм кардіостимулятора та 15 видів серцевих дисфункцій. Для кожного класу зібрано щонайменше 10 фрагментів сигналу. Дані представлені у форматі .mat (Matlab).

Набір містить інформацію про стать та вік пацієнта, прийняті ліки, типи ритмів (наприклад, нормальний синусовий ритм, фібриляція передсердь). Цей набір даних може бути використаний для вирішення різних задач, таких як визначення аритмій, дешифрування ЕКГ сигналів та класифікація.

Цей набір даних забезпечує різноманітність та об'ємність для вирішення завдань аналізу сигналів ЕКГ та може бути використаний для розв'язання різних клінічних завдань. На рисунку 2.1 показано кардіограму при наборі даних MIT-BIH Arrhythmia Database.



Рисунок 2.1 –сигнал ЕКГ в базі даних MIT-BIH.

2.2 QT Database

Набір даних QT Database містить понад 100 записів 2-канальних сигналів ЕКГ разом з маркерами, такими як P, Q, R, S, T. Кожен із 105 записів включає текстовий заголовок, двійковий файл сигналу і до 9 двійкових файлів анотацій. Анотації визначені за допомогою суфіксу, який деталізує різні аспекти сигналу (див. таблицю 1.1) [5].

Таблиця 1.1 – Узагальнений опис файлів у базі даних QT Database:

Суфікс	Значення файлу
.hea	опис вмісту та формат файлу сигналу
.dat	сигнал
.q1c	вручну вимірювання границь форми хвилі для вибраних ударів анотатор 1)
.q2c	вручну визначені граничні вимірювання форми хвилі для вибраних ударів (анотатор 2)
.qt1	вручну визначені граничні вимірювання форми хвилі для ударів (лише анотатор 1)
.qt2	вручну визначені межі форми сигналу для вибраних ударів (лише анотатор 2)
.ru	автоматом визначені межі вимірювання форми хвилі для всіх ударів (обидва сигнали)
.ru0	автоматом визначені межі вимірювання форми хвилі для всіх ударів (сигнал 0)
.ru1	автоматом визначені межі вимірювання форми хвилі для всіх ударів (лише сигнал 1)

Приклад кардіограми при певному наборі даних QT database при ручному визначенню межі форми сигналу наведено на рисунку 2.2.

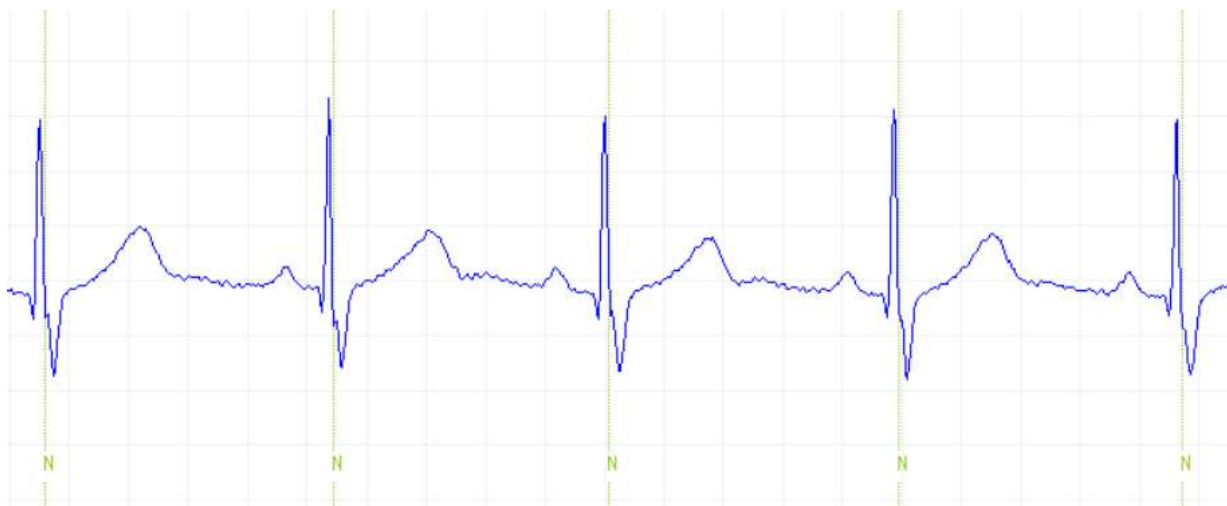


Рисунок 2.2 – приклад сигналу ЕКГ в базі даних QT Database без анотації [5].

Приклад кардіограми при звичайному наборі даних QT database після визначення меж та форми сигналу (суфікс .q1c) наведено на рисунку 2.3.

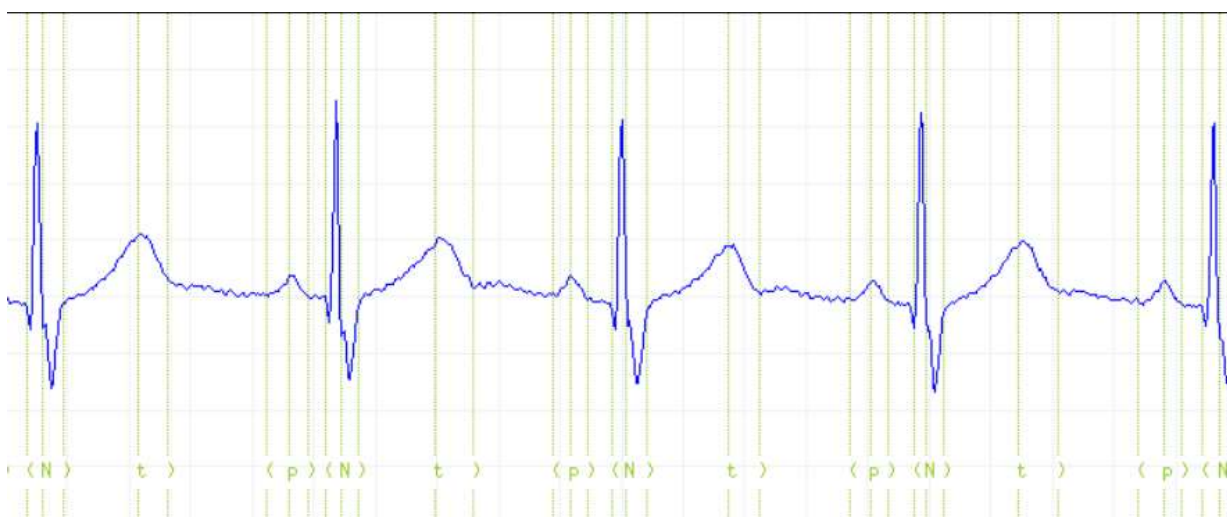


Рисунок 2.3 – приклад сигналу ЕКГ в базі даних QT Database з анотацією сигналів [5].

Такий підхід до позначення меж сигналу, де кожен зубець (P, Q, R, S, T) визначається комбінацією символів для позначення початку, піку і кінця, є зручним та чітким способом визначення границь форми сигналу в електрокардіограмі (ЕКГ). Це дозволяє однозначно ідентифікувати кожен зубець та його елементи на сигналі.

Розділення набору даних на тренувальні та тестові може бути ефективним способом для навчання нейронної мережі розпізнавати інтервали кожного зубця на ЕКГ. Використовуючи ці дані, можна розробити модель для автоматичного дешифрування сигналів ЕКГ та визначення можливих аритмій на основі параметрів ознак ЕКГ.

Такий підхід може стати основою для подальших досліджень і розробки систем, які автоматизовано аналізують ЕКГ та виявляють аномалії у серцевому ритмі.

2.3 PTB-XL

Набір даних PTB-XL є великим та різноманітним, включаючи 21837 клінічних ЕКГ із 12 відведеннями від 18885 пацієнтів. З цього набору даних можна отримати багато цінної інформації, оскільки він враховує різні патології та здорові контрольні зразки. Завдяки демографічним показникам, характеристикам інфаркту та іншим метаданим, цей набір даних може слугувати багатим ресурсом для навчання та валідації алгоритмів автоматичної інтерпретації ЕКГ.

Рекомендовані поділи на навчальні та тестові набори дозволяють забезпечити порівнянність алгоритмів машинного навчання, а обширна анотація робить цей набір даних високоякісним ресурсом для розробки та оцінки алгоритмів аналізу ЕКГ.

2.4 MAWI dataset

Набори даних MAWI, які включають 346 сигналів тривалістю 1 хвилина з анотованими піками R, можуть бути корисними для вивчення конкретних аспектів сигналів ЕКГ, зокрема визначення положення піків R. Анотація цих піків у форматі індексів дозволяє точно визначити їхнє положення на сигналі.

Використання такого набору даних може бути спрямоване на вдосконалення алгоритмів визначення ключових моментів в ЕКГ, що має важливе значення в клінічній практиці для діагностики та моніторингу серцево-судинної системи.

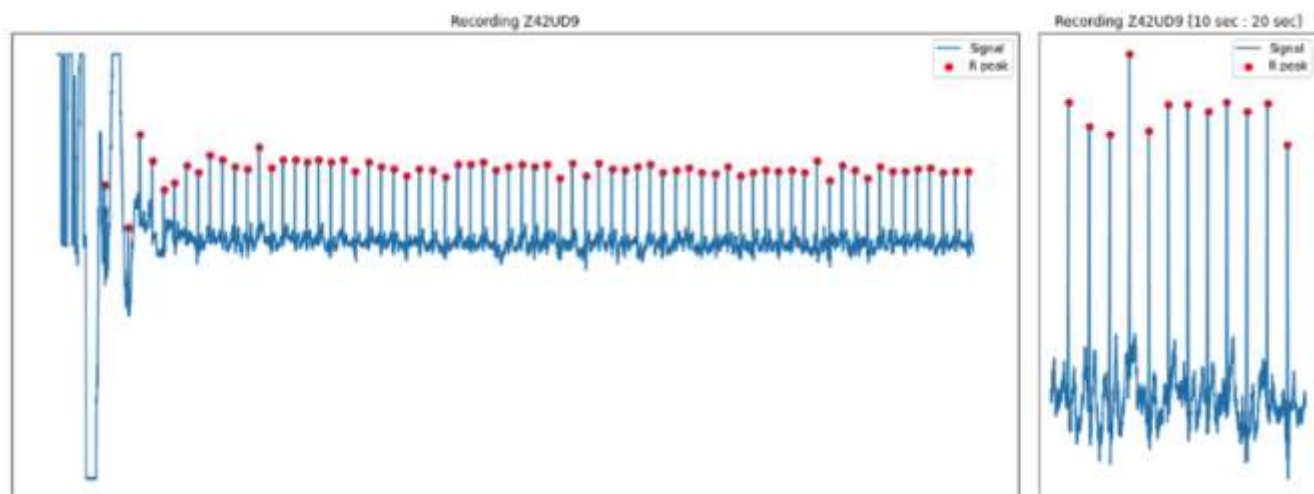


Рисунок 2.4 – приклад сигналу ЕКГ в базі даних MAWI [21].

Висновки до розділу:

Ваш аналіз структури файлів різних наборів даних сигналів ЕКГ включає важливі аспекти, що впливають на їхню придатність для вашого дослідження. Наведені критерії, такі як тривалість сигналу, наявність анотацій ознак та розподіл здорових і хворих пацієнтів, важливі для визначення придатності набору даних для ваших конкретних цілей.

З врахуванням ваших вимог, набір даних QTDB виглядає найбільш підходящим через його ручне маркування, що дозволяє навчання нейронної мережі для визначення ознак ЕКГ. Це важливо для вашої задачі розпізнавання та класифікації P, Q, R, S, T хвиль.

Інші набори даних, такі як MIT-BIH Arrhythmia Database, PTB-XL та MAWI, можуть слугувати для тестування та валідації навченої моделі, що робить ваш підхід до експерименту комплексним та добре обґрунтованим. Ваш вибір наборів даних враховує різноманітність та представництво, що важливо для розширення застосовуваності отриманих результатів.

3 АЛГОРИТМ ВТОРИННОЇ ТА ЛОГІЧНОЇ ОБРОБКИ ЕКГ

3.1 Аналіз Фур'є для обробки сигналів ЕКГ

Вибір аналізу Фур'є для обробки сигналу ЕКГ - це розумний підхід, оскільки він дозволяє вивчати періодичність у сигналі. Ваша здатність виділяти періодичні компоненти може допомогти в ідентифікації основних зубців та хвиль на сигналі ЕКГ, таких як P, QRS, і T.

Однак важливо врахувати, що аналіз Фур'є сам по собі може бути чутливим до шуму та нелінійних змін у сигналі. Розгляньте можливість застосування методів фільтрації або інших покращених технік для опрацювання сигналу перед застосуванням ШПФ.

Крім того, зверніть увагу на те, що ШПФ може бути використане для аналізу частот, але вам може бути також корисно використовувати інші методи обробки сигналу, такі як вейвлет-аналіз чи аналіз незалежних компонент.

Важливо обрати метод аналізу, який найкраще відповідає вашій конкретній задачі та властивостям сигналу ЕКГ, які ви хочете вивчити.

Приймаючи початковий період як T_0 і періодичний сигнал як $f(t)$, який представлений рядом Фур'є, ми отримуємо вираз згідно формули 1.

$$f(t) = A_0 + \frac{1}{2} \sum_{n=-\infty}^{+\infty} a_n - jbe^{\frac{j2\pi n}{T_0}} \quad (3.1)$$

де a_n представляє набір коефіцієнтів послідовності Фур'є.

Ваша аргументація вірна. Важливо розуміти обмеження смуг частот в сигналі ЕКГ та адаптувати методи аналізу сигналу відповідно до цих обмежень. Швидке перетворення Фур'є є потужним і широко використовуваним інструментом, але вам доведеться враховувати його обмеження, зокрема в частотній роздільності при аналізі близьких частот.

Проблема з тривалістю часу та квантуванням може впливати на точність визначення частот, особливо в умовах обмеженої роздільності в часі та кількості дискретних точок у сигналі. У вас правильна ідея враховувати ці обмеження та можливі перешкоди.

Якщо точність визначення двох близьких частот є критичною, ви можете розглянути використання інших методів аналізу, таких як вейвлет-аналіз, який може мати кращу роздільну здатність в часі та частоті для локалізації компонентів сигналу.

Шляхом експерименту та порівняння різних методів аналізу ви можете визначити оптимальний підхід для вашого конкретного завдання.

3.2 Вейвлет-аналіз для здійснення обробки сигналу ЕКГ

Знову ж таки, ваш вибір вейвлет-аналізу для обробки сигналу ЕКГ є добре обґрунтованим. Вейвлет-аналіз може допомогти подолати обмеження, які інші методи можуть мати в аналізі ЕКГ сигналу.

Вейвлет-аналіз дозволяє одночасно отримувати інформацію про час і частоту, що особливо важливо при роботі з сигналами, які змінюються в часі та мають різні частоти на різних етапах.

Зверніть увагу, що вейвлети можуть бути використані для визначення ефективних частот на різних часових ділянках, і це допоможе вам локалізувати та ідентифікувати різні компоненти сигналу, такі як P, QRS, T хвилі в ЕКГ.

Крім того, вейвлет-аналіз може забезпечити кращу роздільну здатність в частотному та часовому просторі, що робить його потужним інструментом для аналізу нестационарних сигналів, таких як ЕКГ.

$$\varphi^{a,b}(x) = |a|^{-\frac{1}{2}} \times \varphi\left(\frac{x-b}{a}\right) \quad (3.2)$$

Після певних перетворень, вейвлет-перетворення буде мати наступний вигляд формули 3.3

$$W_{\varphi}(f)(a, b) = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{-\infty}^{+\infty} f(t) \times \varphi\left(\frac{t-b}{a}\right) dt \quad (3.3)$$

Ви правильно визначили деякі потенційні обмеження вейвлет-аналізу при обробці сигналу ЕКГ. Дійсно, незважаючи на багато переваг вейвлет-методу, важливо враховувати його обмеження та вибрати методи відповідно до специфіки завдання.

Близькість до аритмії: Як ви правильно зазначили, аритмії можуть створювати труднощі при визначенні комплексів QRS. В таких випадках можуть виникнути помилкові виявлення, що може вплинути на точність результатів.

Використання обмеженого відведення: Використання лише 3 відведень ЕКГ може справлятися з обмеженням інформації, особливо коли потрібно отримати повний образ серцевого циклу. Деякі важливі деталі можуть бути втрачені, і це слід враховувати при виборі методів аналізу.

Важливо проводити валідацію та тестування ваших методів на різних наборах даних, включаючи ті, які містять аритмії та різноманітні умови. Також може бути корисно розглянути комбінацію різних методів обробки сигналу для забезпечення найкращої ефективності та надійності аналізу.

На рисунку 3.1 показано приклади материнських вейвлетів, що використовуються для обробки ЕКГ.

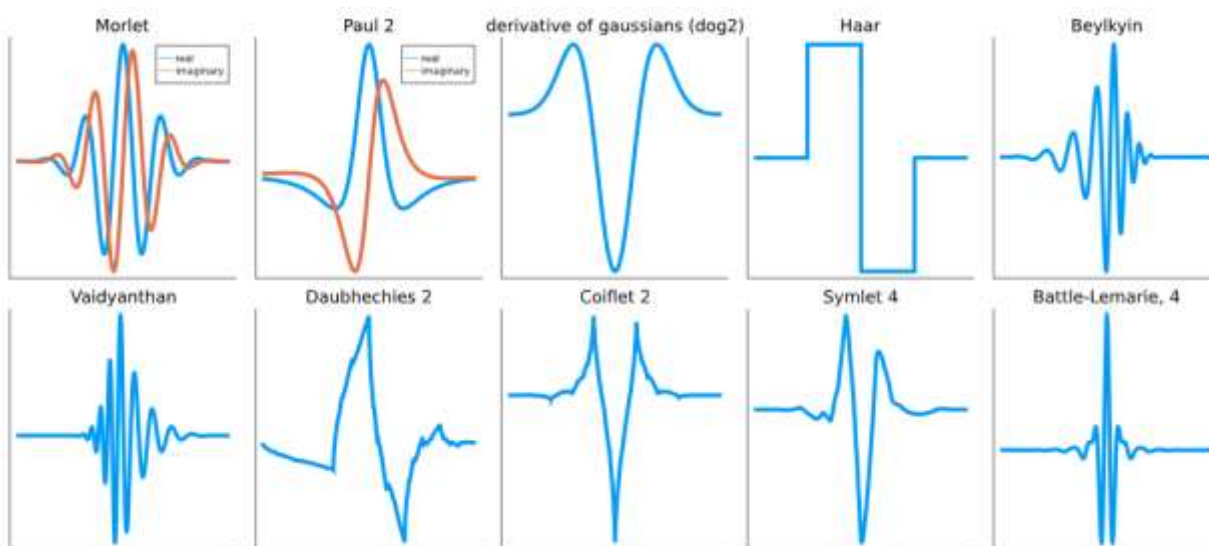


Рисунок 3.1 – набір Вейвлетів для обробки ЕКГ [12].

3.3 Аналіз незалежних компонентів

Аналіз незалежних компонент (Independent Component Analysis, ICA) є потужним методом обробки сигналу, і ваша пояснююча інформація добре передає основні припущення та використання цього методу.

ICA часто використовується для виділення незалежних сигналів змішаних у вимірних даних. У вас є правильне зауваження щодо важливості виконання

перших припущень про лінійні комбінації незалежних сигналів та других припущень про негауссовість незалежних сигналів джерела.

У контексті сигналів ЕКГ ІСА може бути корисним для виділення різних компонентів, таких як компоненти, пов'язані з серцевими циклами, артефакти або інші джерела в сигналі ЕКГ. Це може допомогти відокремити корисні сигнали від шуму та артефактів.

Як і у випадку з іншими методами обробки сигналу, важливо проводити валідацію та перевірку ефективності ІСА на відповідних даних, а також враховувати його обмеження та потенційні труднощі при застосуванні до конкретних сценаріїв.

При обробці ЕКГ сигналів, алгоритм буде припускати, що виміряний певним чином артефакт, який містить сигнали ЕКГ, є лінійною комбінацією вихідних сигналів. На це буде вказувати модель змішування в формулі 3.4.

$$Y = AX, \quad (3.4)$$

В даному контексті, математична модель Independent Component Analysis (ІСА) включає в себе використання матриці змішування (A), де зразки сигналу напруги, виміряні протягом короткого періоду часу через окремі відведення ЕКГ, утворюють один рядок у вимірювальній матриці Y . Для стандартного вимірювання ЕКГ у 12 відведеннях, матриця Y має $L = 12$ рядків і N стовпців. Тут N визначається кількістю вибірок сигналу, які обробляються за один раз, а це може бути пов'язано з частотою вибірки ЕКГ та іншими аспектами, які важливі для вивчення конкретних явищ, таких як один або кілька серцевих циклів.

3.4 Аналіз ефективності використаних алгоритмів

Аналіз ефективності використаних алгоритмів включає оцінку трьох методів виділення ознак ЕКГ. Оцінка ефективності включає розрахунок чутливості і специфічності цих ознак за допомогою кількісних параметрів. Аналіз проводиться на одному і тому ж наборі даних при однаковій розмірності. Результати цього аналізу представлені у таблиці 3.1.

Таблиця 3.1 – Узагальнений опис для порівняння методів при повторній обробці сигналу ЕКГ.

Використаний алгоритм	Аналіз Фур'є	Вейвлет-аналіз	Аналіз незалежних компонент
Чутливість	81%	61%	97.8%
Специфічність	98%	75%	99%
Точність	92.47%	92.20%	90.13%
Компетентність	Короткочасна варіабельність серцевого ритму	Локальне дослідження швидких змінних і нерегулярних сигналів	Лінійне поєднання незалежних джерел

Висновки до розділу:

Використані стратегії вилучення ознак відзначаються високою потужністю, яка забезпечує точне відтворення вихідного сигналу. Це вказує на важливість цих стратегій при визначенні ефективності сигналу. У даному розділі були досліджені різні методи, такі як аналіз Фур'є, Вейвлет-аналіз та аналіз незалежних компонент для обробки сигналу ЕКГ. Незважаючи на отримані результати, чутливість і специфічність застосовуваних стратегій залишаються недостатньо задовільними.

Отже, можна зазначити, що серед вивчених стратегій швидкий аналіз Фур'є виявив кращу продуктивність при дослідженні сигналу ЕКГ. Зазначимо, що цей метод також може надавати оцінку на основі сигналів із врахуванням наявності шуму.

4. КЛАСИФІКАЦІЯ СИГНАЛІВ ЕКГ ХВОРИХ І ЗДОРОВИХ ПАЦІЄНТІВ ДЛЯ ПОБУДОВИ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ

Важливим завданням у вилученні ознак з сигналів ЕКГ є визначення специфічних точок - зубців P, QRS і T, що відображає процес сегментації ЕКГ. Для кожної хвилі ознаки важливі точки включають початок, пік і кінець.

Сегментацію ЕКГ можна провести за допомогою класичних математичних методів, таких як евристичні правила та ймовірнісні моделі [10]. Проте ці підходи можуть вимагати значних обчислювальних ресурсів, особливо при обробці шумних сигналів.

У сучасних умовах моделі глибокого навчання, зокрема штучні нейронні мережі, вважаються найбільш перспективними для подолання цих обмежень ресурсів.

Загалом, процес вилучення ознак з сигналу ЕКГ складається з чотирьох етапів:

1. Пре-обробка вхідного сигналу.
2. Сегментація ЕКГ.
3. Вилучення ознак сигналу.
4. Порівняння результатів.

4.1 Пре-обробка вхідного сигналу

Пре-обробка сигналу охоплює різноманітні методи та алгоритми, спрямовані на фільтрацію, нормалізацію, стандартизацію та очищення сигналу. До цих методів відносяться:

1. Видалення низькочастотного артефакту на сигналі ЕКГ (baseline wander):

Цей процес включає в себе додавання низькочастотного шуму до сигналу ЕКГ для зміни базової лінії. Цей шум може виникати через зміни імпедансу між електродом і шкірою пацієнта, викликані рухами, диханням або потовиділенням.

2. Видалення високочастотного артефакту на сигналі ЕКГ (movement/muscle artefact):

Методи цієї області призначені для подолання перешкод, викликаних рухами м'язів та іншими факторами. Це може включати в себе моделювання м'язових порушень за допомогою білого гаусівого шуму чи бази даних для моделювання шуму.

3. Неперервне вейвлет-перетворення (continuous wavelet transform): Цей метод частотно-часового аналізу дозволяє підвищити роздільну здатність за часом при збільшенні центральної частоти фільтра смуги пропускання. Використання цього аналізу поліпшує візуальну видимість QRS комплексу, хвиль Р і Т.

4. Нормалізація сигналу: Цей фільтр використовується для уникнення порушень сигналу, викликаних диханням, шляхом нормалізації сигналу на основі локальних мінімальних та максимальних значень.

4.2 Сегментація ЕКГ

Сегментація ЕКГ: Підходи та Методи

Зазвичай, алгоритми автоматичної сегментації ЕКГ використовують пік комплексу QRS як точку відліку, оскільки вона є найбільш помітною на сигналі ЕКГ. Застосування методу кроків вперед і назад в межах часових вікон навколо QRS-піка дозволяє знайти інші ознаки.

Алгоритми сегментації можна класифікувати за наступними категоріями:

Методи на основі адаптивного порогу (евристичні правила):

Ці методи використовують заздалегідь встановлені пороги або евристичні правила для визначення точок відліку. Наприклад, визначення моменту, коли сигнал перетинає певний поріг, може слугувати точкою початку або кінця певного сегмента.

Ймовірнісні моделі:

Методи, які використовують ймовірнісні моделі, базуються на ймовірностях виникнення певних подій. Вони можуть використовувати статистичні методи або байєсівські підходи для визначення точок сегментації.

Методи глибокого навчання:

Сучасні алгоритми використовують глибоке навчання, зокрема штучні нейронні мережі, для автоматичної сегментації ЕКГ. Ці методи можуть самостійно

вивчати та адаптуватися до складних паттернів у сигналі, забезпечуючи високу точність визначення точок відліку.

Кожен із цих підходів має свої переваги та обмеження, і вибір конкретного методу може залежати від конкретних вимог завдання та властивостей сигналів ЕКГ.

4.2.1 Алгоритми для визначення QRS-комплексу при сегментації ЕКГ

1. Алгоритм Гамільтона (2002) для виявлення комплексу QRS в сигналі ЕКГ:

Ігнорування піків:

Алгоритм ігнорує всі піки, які передують або слідуєть за більшими піками менше ніж на 200 мс.

Визначення комплексу QRS чи шуму:

Якщо пік більший за поріг виявлення, він вважається комплексом QRS, в іншому випадку - шумом.

Критерії для класифікації піків як комплексів QRS:

Якщо з моменту останнього виявлення пройшов інтервал, що в 1,5 рази перевищує середній інтервал R-R-R.

У цьому інтервалі був пік, який був більшим за половину порогу виявлення.

Пік слідував за попереднім виявленням щонайменше на 360 мс.

Визначення порогу виявлення:

Поріг виявлення є функцією середнього шуму та середніх пікових значень QRS.

Розрахунок середніх значень:

Середній пік шуму, середній пік QRS та середні оцінки інтервалу R-to-R розраховуються як середнє/медіана з останніх восьми значень.

Цей алгоритм спрямований на ефективне виявлення комплексів QRS у сигналі ЕКГ, враховуючи інтервали та порогові значення для визначення правильності класифікації піків.

2. Алгоритм Христова для виявлення комплексу QRS в сигналі ЕКГ:

Фільтрація шуму:

Використання фільтру ковзного середнього для придушення шуму електроміограми.

Комплексний аналіз відведень:

Побудова комплексного аналізу з усіх відведень.

Сканування складного відвідного сигналу:

Сканування складного відвідного сигналу, побудованого з усіх відведень.

Оцінка кожного зразка за допомогою адаптивного порогу:

Кожен зразок сигналу оцінюється з використанням адаптивного порогу.

Виявлення комплексу QRS:

Виявлення комплексу QRS відбувається при перевищенні оцінкою порога.

Адаптивний поріг:

Адаптивний поріг формується як лінійна комбінація наступних компонентів:

Поріг крутого схилу (M).

Інтегруючий поріг (F).

Поріг очікування удару (R).

3. Алгоритм Христова базується на комбінації фільтрації, комплексного аналізу та адаптивного порогу для ефективного виявлення комплексів QRS у сигналі ЕКГ.

Адаптивність порогу дозволяє алгоритму адаптуватися до різних умов та характеристик сигналу.

Алгоритм Енгельзе і Зеленбергу для виявлення комплексу QRS в сигналі ЕКГ.

Алгоритм Енгельзе і Зеленберга призначений для автоматичного виявлення комплексу QRS в сигналі ЕКГ. Нижче наведено основні кроки цього алгоритму:

Диференціація: Вихідний сигнал (X) проходить через диференціатор, що дозволяє виділити різницю між сусідніми відомими точками сигналу.

Фільтрація нижніх частот: Отриманий диференційований сигнал фільтрується для приглушення низьких частот та отримання сигналу Y.

Сканування та оцінка порогу: Сигнал Y сканується, і визначається, чи перевищено адаптивний поріг (A). Якщо так, переходиться до наступного кроку, інакше переходиться до кроку 5.

Визначення вікна 160 мс: Визначається вікно шириною 160 мілісекунд праворуч від перетину сигналу Y з порогом A .

Перевірка умови: Перевіряється, чи умова Y менше порогу B щонайменше 10 мілісекунд поспіль. Якщо ця умова виконується, то знайдений R -пік, який відповідає максимальному значенню вихідного сигналу X у визначеному вікні.

Оновлення порогів: Пороги адаптивно оновлюються на основі максимальної амплітуди сигналу.

Повторення процесу: Після знайдення R -піка алгоритм повертається до кроку 3, шукаючи нові перехрестя.

Цей алгоритм дозволяє надійно визначати моменти R -піків в сигналі ЕКГ, що є важливим етапом при обробці цього типу біомедичного сигналу.

4. Алгоритм Пан і Томпкінса для виявлення комплексу QRS в сигналі ЕКГ

Алгоритм Пан і Томпкінса є ефективним методом автоматичного виявлення комплексу QRS в сигналі ЕКГ. Основні етапи реалізації цього алгоритму описані нижче:

Смуговий фільтр:

Застосовується смуговий фільтр для зменшення шуму в сигналі ЕКГ.

Фільтр знаходиться у діапазоні частот від 5 Гц до 35 Гц, що максимізує енергію QRS і пригнічує небажані компоненти, такі як м'язовий шум, перешкоди лінії електропередачі, блукання базової лінії та інтерференція зубця T .

Диференціація:

Застосовується диференціювання, яке допомагає виділити високі нахили, характерні для комплексу QRS.

Диференціювання пригнічує низькочастотні компоненти зубців P і T , забезпечуючи велике посилення високочастотних компонентів QRS.

Операція зведення в квадрат:

Кожна вибірка сигналу підноситься в квадрат для підкреслення великих відмінностей комплексів QRS та пригнічення менших відмінностей, які можуть виникати від зубців P і T .

Високочастотні компоненти, пов'язані з комплексом QRS, додатково посилюються цим кроком.

Рухомий віконний інтегратор:

Квадратний сигнал проходить через рухомий віконний інтегратор.

Інтегратор підсумовує площу під квадратом форми хвилі відповідно до визначеного вікна інтервалу, просувається на одну вибірку вперед і інтегрує нове вікно інтервалу.

В результаті вищезазначених етапів алгоритму Пан і Томпкінса можна надійно виявити комплекси QRS в сигналі ЕКГ, аналізуючи їх нахили, амплітуду та ширину. Цей алгоритм широко використовується у біомедичному сигнальному аналізі.

4.2.2 Методи ШНМ для визначення QRS-комплексу при допомозі сегментації ЕКГ

У цьому дослідженні я зосереджуюся на методах глибокого навчання, зокрема використанні різних архітектур багат шарових нейронних мереж. Також проводжу порівняльний аналіз ефективності цих методів у порівнянні з іншими методами сегментації ЕКГ для оцінки їх результативності.

Загалом підходи, які використовуються в методах глибокого навчання, особливо в ШНМ, можна розділити на такі категорії:

Навчання моделі на основі шаблонів – розпізнавання зображень: Вхідний вектор інформації сигналу ЕКГ перетворюється в двійкове зображення за допомогою техніки одноразового кодування. Бінарне зображення представляє цифрове зображення з лише двома можливими значеннями для кожного пікселя. Сигнал розбивається на певну кількість сіток, і якщо значення вектора інформації знаходиться в сітці, то для представлення використовується значення одиниці; в іншому випадку використовується нульове значення.

Навчання моделі на основі масиву числових даних: Кожне значення в масиві є амплітудою відповідної точки нормалізованого сигналу ЕКГ. Важливим є також вибір правильного вікна вибірки для охоплення якнайбільшої частини інформації про морфологію серцевого циклу, включаючи зубець Р, комплекс QRS і зубець Т, що може бути використано для класифікації даної точки.

У моєму дослідженні я використовую саме другий метод, заснований на масиві числових даних, для визначення комплексу QRS.

4.3 Вилучення ознак сигналу

Як вже зазначалося, базуючись на визначенні місця QRS-піку, можна витягти інші характеристики сигналу ЕКГ, такі як Р- та Т-хвилі. Для цього використовується інформація про тривалість кожної з цих характеристик, яка наведена в таблиці 4.1.

Таблиця 4.1 – Загальний опис тривалості кожної з характеристик при нормальному часі за частоти 360 Гц.

Ознака сигналу ЕКГ	Тривалість, мс	Тривалість (частота = 360 Hz), мс
Ширина Р хвилі	30 – 200	10 – 72
Інтервал PQ	80 – 400	28 – 144
Ширина QRS комплексу	50 – 240	18 – 87
Інтервал QT	200 – 700	72 – 252
Ширина Т хвилі	30 – 240	10 – 87

Шляхом зсуву вікна від положення QRS-піку можна наблизитися до інших ознак сигналу ЕКГ. Проте визначення їх розташування таким чином завжди супроводжується певною похибкою з наступних причин:

Тривалість ознаки:

Тривалість ознаки завжди залежить від часового інтервалу і може різнитися внаслідок зовнішніх факторів, таких як ЕКГ пацієнта, наявність аномалій та недостатньо ефективно фільтровані дані.

Варіації у сигналах:

У виняткових випадках може виникнути відсутність певних ознак на сигналі ЕКГ, що ускладнює їх точне визначення.

Ці фактори вносять похибку у визначення розташування ознак ЕКГ, і їх слід враховувати при аналізі сигналів для отримання більш точних результатів.

4.4 Порівняння результатів

Для надійної оцінки ефективності алгоритму визначення ознак сигналу ЕКГ використовуються такі метрики, як чутливість і точність. Оціночні індекси включають чутливість і позитивну прогнозованість (точність) [11], які обчислюються наступним чином:

$$Sens = \frac{TP}{TP+FN} \times 100\% \quad (5)$$

$$PPR = \frac{TP}{TP+FP} \times 100\% \quad (6)$$

де TP – кількість комплексів QRS, які дійсно виявлені,

FN – кількість пропущених помилково негативних QRS комплексів,

FP – кількість хибновиявлених комплексів QRS.

Чутливість представляє собою відношення правильно передбачених позитивних спостережень до всіх фактичних спостережень у конкретному класі. Точність визначається як відношення правильно передбачених позитивних спостережень до загальної кількості прогнозованих позитивних спостережень. Висока точність пов'язана з низьким рівнем хибнопозитивних результатів. Оцінка F1 представляє собою середнє зважене значення точності та чутливості. Ця оцінка враховує як помилкові позитивно визначені результати, так і помилкові негативно визначені. Інтуїтивно важко зрозуміти F1, але вона зазвичай є кориснішою, ніж точність, особливо при нерівномірному розподілі класів. Точність працює найкраще, коли помилкові позитивні та помилкові негативні мають однакову вартість. Якщо вартість хибнопозитивних і хибнонегативних результатів суттєво відрізняється, необхідно враховувати не тільки точність, але й чутливість.

4.5 Висновки до розділу

У даному розділі розглянуто основний процес вилучення ознак з ЕКГ, використовуючи різні методи сегментації сигналу, такі як автоматичні алгоритми визначення QRS комплексу та підходи глибокого навчання, зокрема штучні нейронні мережі.

Залежно від вхідних даних можна обрати підхід до навчання моделі нейронної мережі, що впливає на формат вихідних даних. Використання сигналу у вигляді зображення краще вирішує завдання графічного визначення положення ознак сигналу, таких як їх нормальний та аномальний вигляд. З іншого боку, використання сигналу у вигляді числового масиву дозволяє математично визначити ознаки сигналу та провести подальші розрахунки.

Подача сигналу у вигляді масиву числових даних є оптимальною для вирішення поставленої задачі, оскільки вихідні дані при визначенні QRS комплексу також виражені у вигляді числового масиву. Це дозволяє подальше визначення інших ознак сигналу ЕКГ за допомогою таблиці 4.1.

5 АРХІТЕКТУРА НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ

Протягом останніх чотирьох десятиліть вчені розробили кілька автоматизованих підходів для виявлення різних форм хвиль у сигналах ЕКГ. Один із найвідоміших підходів був запропонований Пан-Томпкінсом у 1985 році, використовуючи похідні для виявлення лише хвилі QRS. Зазвичай існують три основні підходи до пошуку різних форм хвиль на ЕКГ: використання похідних, вейвлет-фільтри та амплітудні методи. Крім того, у цій галузі досліджень використовуються методи машинного навчання.

Ці дослідження включають в себе застосування різноманітних методів машинного навчання, таких як нейронні мережі (NN), Support Vector Machine (SVM), Ada Boost, Naive Bayes, K-Nearest Neighborhood (KNN), приховані моделі Маркова (HMM), лінійні дискримінанти та логістична регресія.

Зростаючий інтерес спостерігається до глибинного навчання, особливо після вражаючого успіху Крижевського в класифікації ImageNet у 2014 році за допомогою великої згорткової нейронної мережі (ConvNet), яку введено Леун.

5.1 Запропоновані CNN моделі

У роботі "P-QRS-T Localization in ECG Using Deep Learning" [3] визначають запропоновані CNN моделі та етапи вирішення задачі:

Підготовка даних:

Вилучення ознак з набору даних за допомогою анотацій.

Усереднення довжини хвиль.

Розробка архітектури:

Реалізація трьох різних архітектур:

Двошарова повністю з'єднана нейронна мережа.

Дві згорткові нейронні мережі.

Функція втрат для тренування.

Функція втрат для тестування.

В якості вхідних даних використовується набір серцевих ознак, що складаються з 300 точкових даних (усереднення довжини сигналів).

Для повністю з'єднаної мережі (див. рис. 5.1), використовується прихований шар, що повністю з'єднаний з 150 нейронами та активацією ReLU. Останній шар має 3 нейрони, кожен з яких передбачає розташування зубця P, зубця QRS та зубця T.

Layer	Name	Size
0	input	300
1	dense	150
2	output	3

Рисунок 5.1 – архітектура повністю з'єднаної мережі із джерела [3]

Згорткові нейронні мережі, розроблені авторами, складаються з згорткових шарів та шарів максимального об'єднання, за якими слідує повністю з'єднаний прихований шар. Основна відмінність між ними полягає у наявності або відсутності шарів dropout – вибуття. Нижче представлені архітектури згорткових нейронних мереж, які зображені на рисунку 5.2.

Layer	Name	Size
0	input	$1 \times 300 \times 1$
1	conv1	$1 \times 100 \times 16$
2	maxpool1	$1 \times 50 \times 16$
3	dropout1	$1 \times 50 \times 16$
4	conv2	$1 \times 18 \times 32$
5	maxpool2	$1 \times 9 \times 32$
6	dropout2	$1 \times 9 \times 32$
7	reshape	288
8	dense1	150
9	dense2	3

Layer	Name	Size
0	input	$1 \times 300 \times 1$
1	conv1	$1 \times 100 \times 16$
2	maxpool1	$1 \times 50 \times 16$
3	conv2	$1 \times 18 \times 32$
4	maxpool2	$1 \times 9 \times 32$
none	reshape	288
5	dense1	150
6	dense2	3

Рисунок 5.2 – архітектури CNN мереж із джерела [3].

За результатами проведених досліджень можна зробити висновок, що на сьогоднішній день не було проведено жодного дослідження глибокого навчання, яке б фокусувалося на виявленні розташування основних хвиль ЕКГ, незалежно від їх морфології. Результати даної роботи свідчать, що глибоке навчання може ефективно виділяти особливості, необхідні для виявлення положення хвиль ЕКГ.

У статті "QRS Complex Detection Using Novel Deep Learning Neural Networks" [2] автори пропонують дві моделі нейронних мереж (CNN та CRNN), що відрізняються наявністю LSTM (Довга короткочасна пам'ять) шарів.

У CNN моделі (див. рис. 5.3) за вхідним шаром слідує три паралельно розширені блоки CNN, і кожен згортковий блок містить шість одновимірних шарів згортки. Різні розміри ядер (11, 7 і 5) використовуються для згорткових шарів. Елементи конкатенації, отримані з різних блоків, надходять у мережу стискання та збудження (SENet), а потім проходять через три повністю з'єднані шари. Останній шар використовує сигмоїдальну активацію для прогнозування комплексів QRS.

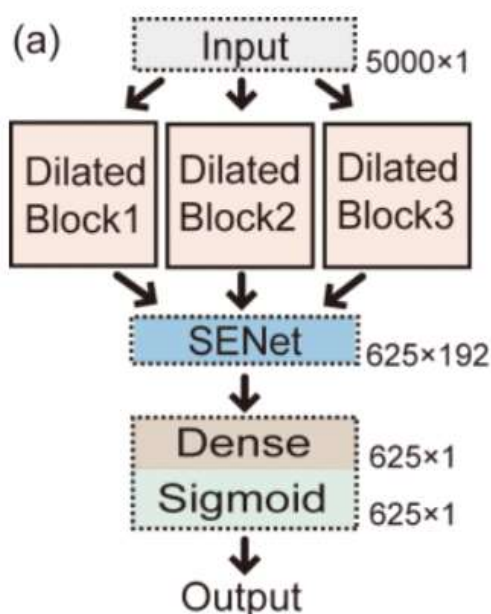


Рисунок 5.3 – архітектура CNN мережі із джерела [2]

Запропонована модель CRNN (див. рис. 5.4) в основному аналогічна моделі CNN, за винятком того, що два шари LSTM використовуються перед SENet. Важливою особливістю є те, що шари LSTM додаються до архітектури для обробки часових рядів. Ці шари добре впораються з аналізом даних часових рядів, дозволяючи виділяти тимчасові залежності, в той час як згорткові шари орієнтовані на локальні особливості.

Отже, модель CRNN використовує об'єднання згорткових шарів та шарів LSTM для здатності адаптуватися до особливостей як часових рядів, так і просторових особливостей сигналів ЕКГ, забезпечуючи більш ефективне виявлення комплексів QRS.

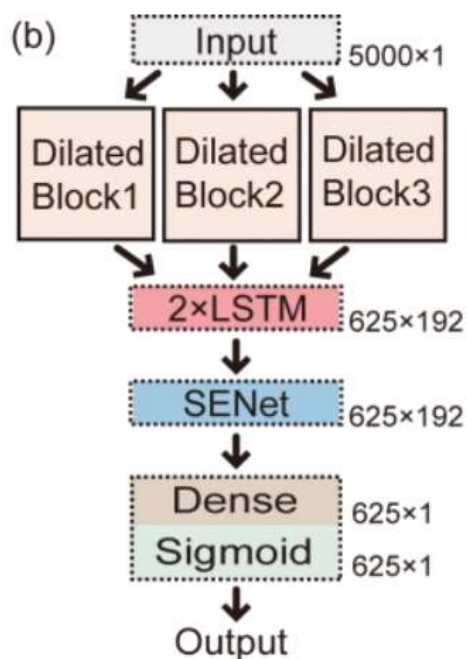


Рисунок 5.4 – архітектура CRNN мережі із джерела [2]

Як результат, автори відзначають, що модель CNN володіє високою швидкістю роботи, досягає високої продуктивності та добре узагальнюється на різних базах даних. Зазначається, що вона ефективно вирішує завдання виявлення комплексів QRS.

Модель CRNN, незважаючи на свої новаторські показники в кількох базах даних, має вищі обчислювальні витрати. Така модель виявляється обчислювально витратною, але при цьому показує сучасні результати в аналізі сигналів ЕКГ.

Обидві моделі виявляють потужний потенціал штучного інтелекту в сфері аналізу ЕКГ та можуть бути використані для ефективного виявлення комплексів QRS, що свідчить про значущий внесок глибокого навчання в область медичних досліджень.

5.2 Запропоновані DBN моделі

Велика кількість робіт вже використовує Deep Belief Network (DBN) для класифікації сигналів ЕКГ, що свідчить про значний потенціал цього методу для подальших досліджень.

У роботі Саянтана, Кіена та Кадамбарі [1] з 2018 року, було запропоновано представлення особливостей сигналів ЕКГ за допомогою Мережі глибоких переконань Гаусса-Бернуллі (GB-DBN). Для підготовки моделей до

класифікаційних завдань використовувався лінійний класифікатор SVM.

У роботі Таджі, Чана і Ширмохаммаді [1] з 2018 року була розроблена DBN з трьома шарами обмеженої машини Больцмана (RBM). Перші два RBM виступали у ролі генеративних RBM, які не вимагали міток для навчання, тоді як останній шар включав дискримінаційні RBM, які використовували дані з мітками та класифікували вхідні дані. Цей підхід дозволяє використовувати як навчані, так і ненавчані дані для ефективної класифікації.

5.3 Висновки до розділу

Згідно з оглядом літератури алгоритмів визначення конкретних точок ЕКГ за останні 10 років, надається перевага підходам на основі штучних нейронних мереж (ШНМ) порівняно з класичними математичними методами.

Аналіз статті підтверджує, що саме архітектура нейронної мережі CNN є найбільш продуктивною у вирішенні задач визначення конкретних точок ЕКГ. Висновок про ефективність CNN визначається його здатністю вилучати ознаки з ЕКГ-сигналів.

Також, аналізуючи статтю "A review on deep learning methods for ECG arrhythmia classification" [1], автори наводять велику кількість статей, які вивчають підходи глибокого навчання для класифікації аритмій на основі ЕКГ. Вони роблять висновок, що CNN є найбільш сприятливим методом для вилучення ознак з ЕКГ-сигналів, що підтверджує важливість та ефективність цієї архітектури у відповідних дослідженнях.

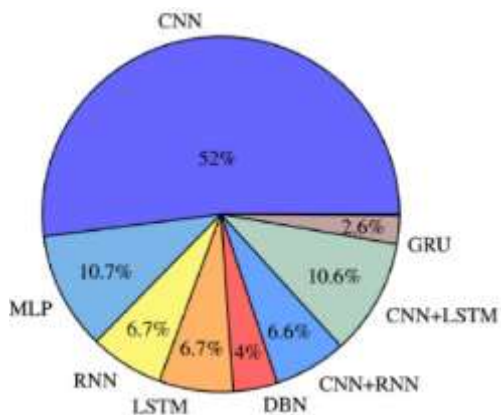


Рисунок 5.5 – узагальнена діаграма відсотку участі кожної моделі DL у досліджуваних статтях

6 СТВОРЕННЯ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ ДЛЯ ВИРІННЯ ПОСТАВЛЕНОЇ ЗАДАЧІ

Підхід до вирішення задачі, який включає використання готових нейронних мереж та розробку власних моделей архітектури, є досить раціональним і розвинутим. Використання готових нейронних мереж може значно полегшити процес, забезпечуючи швидкий доступ до попередньо навчених моделей, які вже мають високу ефективність у вирішенні схожих завдань.

Розробка власних моделей архітектури також є важливим етапом, оскільки це дає можливість адаптувати модель до конкретних вимог вашого дослідження чи задачі. Поєднання різних підходів дозволяє вам експериментувати та знаходити оптимальні рішення для конкретного випадку.

Важливо проводити порівняльний аналіз результатів, який включає як готові моделі, так і власні розробки. Це дозволить визначити, які підходи найбільше підходять для вашого конкретного завдання та які можливості можуть бути вдосконалені або оптимізовані в подальших етапах дослідження.

6.1 Нейронна мережа RPNNet

Запропонована структура нейронної мережі була представлена у дослідженні [13] з назвою «RPNNet: A Deep Learning approach for robust R Peak detection in noisy ECG». Основні принципи цієї архітектури можна узагальнити наступним чином:

1. Кількість R-піків на ЕКГ фіксованої довжини є невеликою і змінною, що ускладнює постановку задачі як прямого регресії.
2. Глибокий навчальний апарат моделі призначений для отримання відстані між R-піками у сигналі ЕКГ.
3. Модель IncRes-Unet використовується для створення карти відстаней, з якої можна отримати R-піки в ЕКГ з мінімальною постобробкою.

Архітектура запропонованої моделі адаптована з IncResU-Net [14], що має велике значення для сегментації двовимірних медичних зображень. На рисунку 6.1 показана запропонована архітектура. IncResU-Net, яка часто називається кодер-декодером, отримує ЕКГ-запис довжиною 15000 як вхід. Кодер зменшує дискретизацію вхідного сигналу через 8 шарів стрибкоподібних згорток.

Зменшення дискретизації в два рази виконується за допомогою одновимірних фільтрів згортки кроку 2 і розміру ядра 4. Фільтри згортки кроку 1 і розміру ядра 4 використовуються для налаштування непарних розмірів об'єктів. Кількість фільтрів збільшується в два рази до 1024, після чого залишається незмінною.

У кожному шарі за одновимірною згорткою слідує шар пакетної нормалізації, негерметична активація ReLU (з нахилом 0,2) і блок Inception-Res.

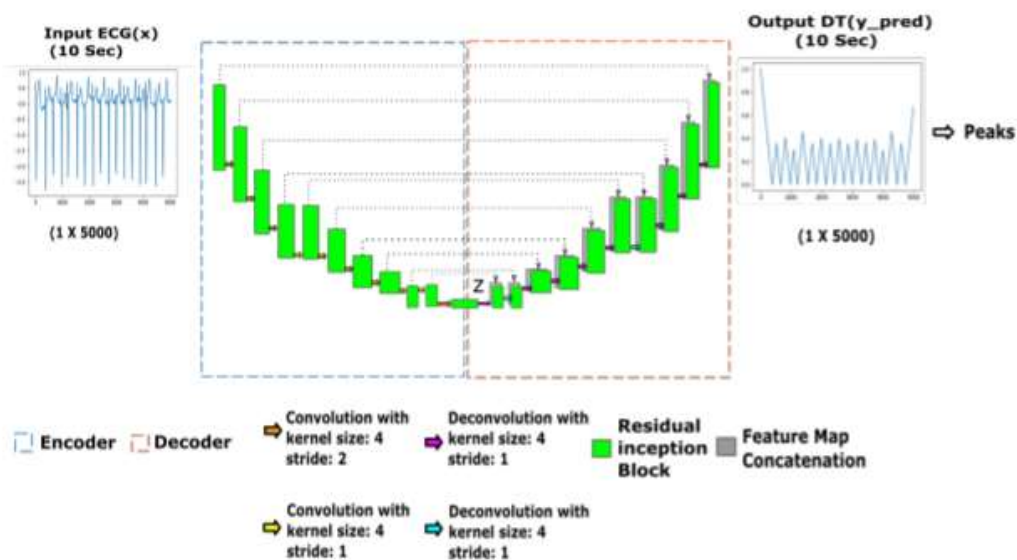


Рисунок 6.1 – моделі мережі IncResU-Net

У Inception-Resblock використовується механізм залишкової мережі з пропуском підключення для вирішення проблеми зникаючого градієнта, що часто виникає при навчанні глибоких мереж. Це дозволяє мережі мати значну глибину, сприяючи уникненню деградації точності зі збільшенням глибини мережі. Крім того, такий механізм сприяє швидшій збіжності під час тренування.

Кожен блок залишкової мережі має початковий модуль, який формує сприйнятливі поля різного розміру на одному шарі. Це досягається зменшенням складності за допомогою згорток розміром 1×1 . Такий підхід дозволяє ефективно використовувати інформацію на різних рівнях деталізації, покращуючи здатність моделі виявляти особливості різних масштабів у вхідних даних.

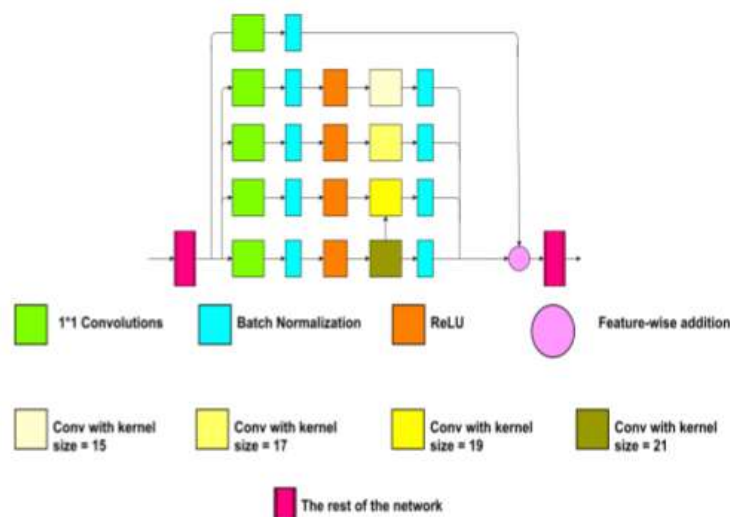


Рисунок 6.2 – модель мережі Inception-Resblock

Серед наборів даних, на яких я проводила тестування даної архітектури нейронної мережі, є:

- MIT-BIH Database
- MIT-BIH ST Change Database
- MAWI Database

6.2 Нейронна мережа 2-вхідна 1D CNN

Підхід, який був використаний, описаний у статті [15] "Development of Neural Network-Based Approach for QRS Segmentation". Автори визначають сигнал ЕКГ як часову послідовність, тому вони обрали використання 1D-варіацій моделей згорткових нейронних мереж (CNN) як найбільш підходящий метод обробки.

Метод, який був розроблений авторами, ґрунтується на класифікації поточного підрахунку сигналів на 4 класи: Р-хвиля, QRS-хвиля, Т-хвиля або нейтральна (базова). Диференційований сигнал використовується як перший вхід, а його диференційована версія після усереднення — як другий вхід нейронної мережі.

Мережа має дві гілки: перша складається з двох згорткових шарів, а друга містить один згортковий шар. Ознаки, вилучені з обох гілок, об'єднуються і передаються на повністю зв'язані шари класифікації. Архітектура моделі також може бути варіювана для сегментації лише QRS, де останній шар складається з

двох нейронів (1 для QRS і 0 для не-QRS сегмента).

Модель описаної архітектури зображено на рисунку 6.3. 2-вхідна 1-D модель CNN приймає 250 кадрів вибірки як вхідні дані, що вимагає попередню обробку набору даних, щоб відповідати розміру входу, розрахованому як кількість кадрів \times розмір вікна \times кількість ознак на одну вибірку.

Отже, щоб впоратися з вимогою великої кількості даних, ви використовуєте додатковий навчальний набір, анотований з використанням початку та зміщення QRS з бази даних MIT-BIH.

Такий підхід є розумним, оскільки додаткові дані можуть значно покращити здатність моделі у викриванні та класифікації QRS-хвиль. Анотація за допомогою початку та зміщення дозволяє створити розширений набір даних, який може включати різні варіації QRS-хвиль та їх контекст у різних умовах.

При підготовці додаткового навчального набору через анотацію бази MIT-BIH, важливо забезпечити репрезентативність та різноманітність даних, щоб модель була здатною узагальнювати на різні умови та види сигналів ЕКГ.

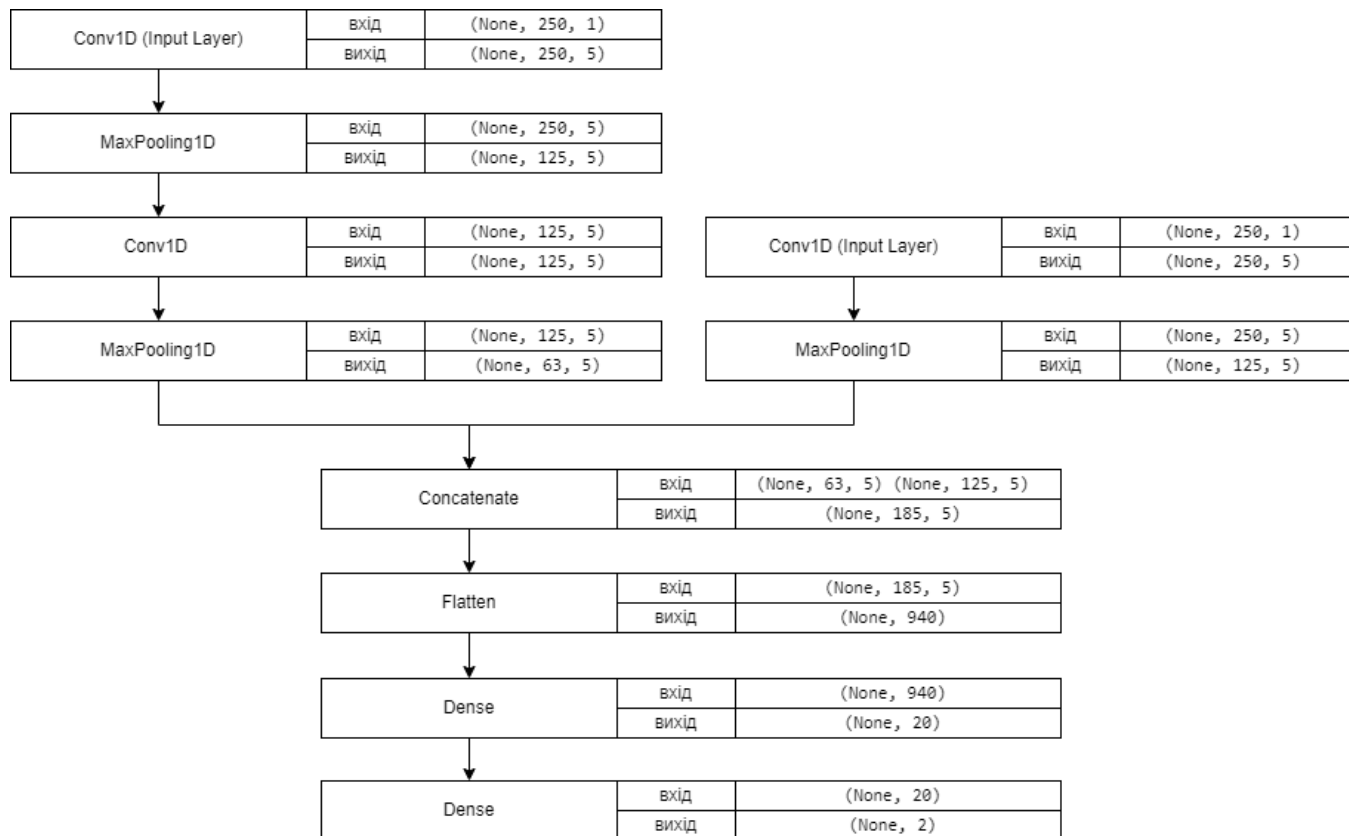


Рисунок 6.3 – модель мережі 2-вхідна 1D CNN

Навчальний набір складається із записів таких наборів даних:

- QTDB
- MIT-BIH DB.

6.3 Гібридна мережа 2D CNN + LSTM

Описана модель архітектури представляє собою гібридну нейронну мережу, яка поєднує в собі шари згорткової нейронної мережі (CNN) та рекурентної нейронної мережі з довгою короткочасною пам'яттю (LSTM). Головною метою цієї моделі є визначення ознак для маркування положення QRS-піку в сигналі ЕКГ.

Основні принципи роботи цієї моделі можна узагальнити наступним чином:

1. **Визначення положення QRS-комплексу:** Використовуючи ручну анотацію, модель встановлює положення QRS-комплексу в сигналі ЕКГ.
2. **Обробка вхідних даних:** Вхідні дані перетворюються у вигляді «вікон» довжиною 1 секунда (з 125 точками) та ковзаючим вікном з кроком 10 для пошуку QRS-комплексів у кожному вікні.
3. **Використання неперервного вейвлет-аналізу:** Для побудови вхідного масиву даних до рекурентної нейронної мережі, використовується неперервний вейвлет-аналіз. Це включає "вікна" з отриманих вейвлет-коефіцієнтів для кожного масиву даних.
4. **Архітектура мережі:** Зображена на рисунку 6.4, архітектура включає в себе шари CNN та LSTM, які спільно виконують аналіз сигналу для визначення ознак, які допомагають визначити положення QRS-піку.

Ваша модель використовує досить складний, але ефективний підхід для вирішення задачі визначення положення QRS-піку в сигналі ЕКГ.

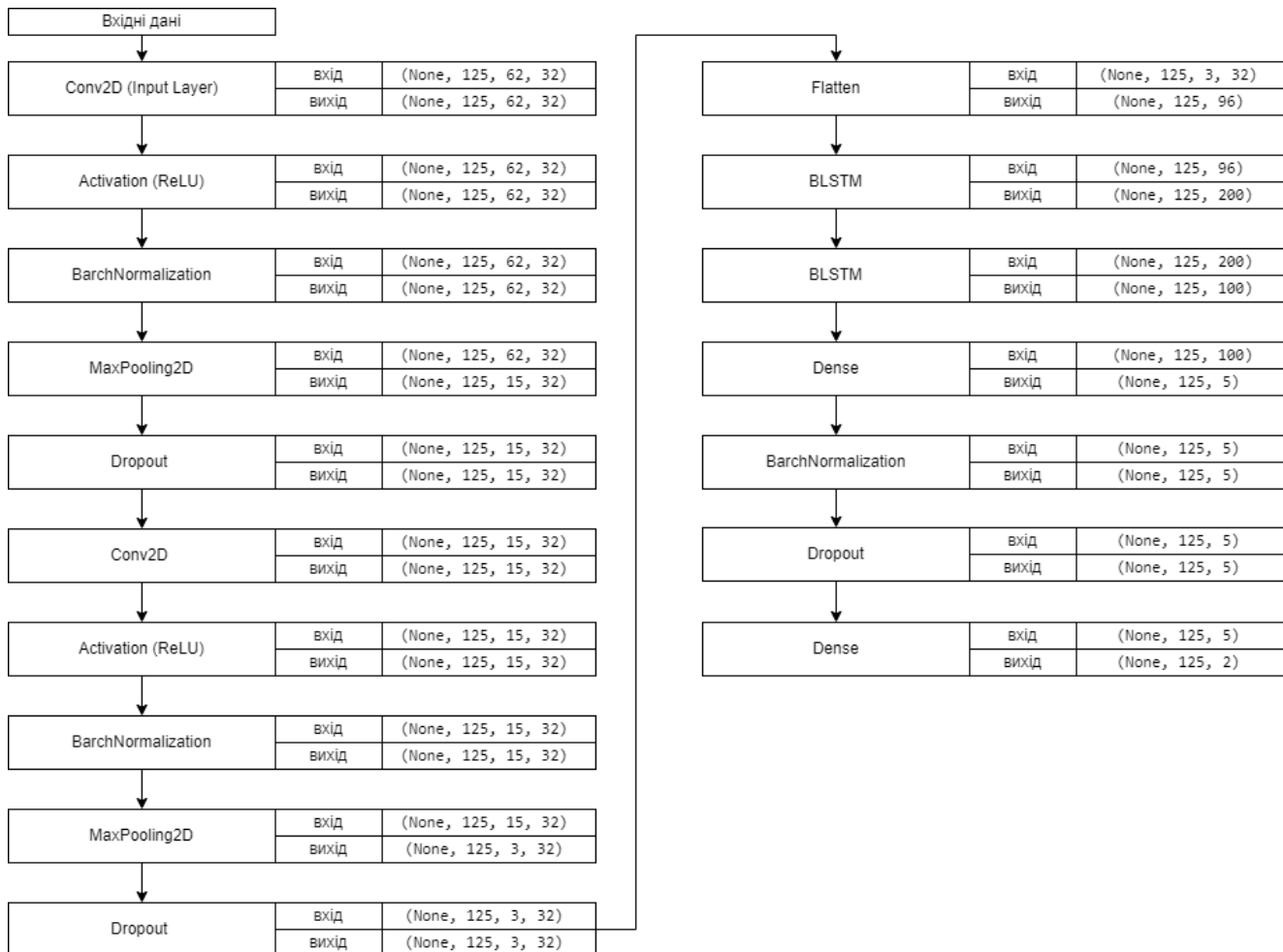


Рисунок 6.4 – модель гібридної мережі 2D CNN + LSTM

Модель була навчена на QT Database (наявність ручної анотації для вхідного вектора Y), та протестована на таких вибіркових даних, як:

- QT Database
- MIT-BIH Database
- MAWI Database

6.4 Власні моделі згорткових та гібридних нейронних мереж

Ваш підхід до експерименту з різними конфігураціями архітектур гібридних нейронних мереж для визначення точності та правильності визначення QRS-піку виглядає дуже систематичним та обґрунтованим. Також, ваше використання змінної кількості фільтрів в CNN та різні конфігурації шарів LSTM робить експеримент більш об'ємним.

Основні ідеї та результати можуть бути визначені так:

1. **Модель із 3 шарами CNN та Bidirectional LSTM:** Ви вивчали модель із 3 шарами CNN та додали Bidirectional LSTM. Це дозволяє мережі ефективно використовувати інформацію із контексту обидвох напрямків. Важливо добре збалансувати кількість шарів, оскільки надто глибокі мережі можуть стикатися із проблемою зниклих градієнтів.
2. **Модель із 1 шаром CNN та Bidirectional LSTM:** Ви порівняли цю конфігурацію з меншою кількістю шарів CNN, знову використовуючи Bidirectional LSTM для забезпечення контексту. Це може бути корисно, особливо якщо кількість шарів у CNN стає великою.
3. **Модель зміни кількості фільтрів у CNN:** Ви також дослідили модель, яка базується на зміні кількості фільтрів у CNN. Це важливий параметр, який впливає на здатність моделі виявляти важливі ознаки на різних рівнях абстракції.
4. **Вибір кількості фільтрів:** Зазначається, що вибір кількості фільтрів у CNN важливий та рекомендується використовувати ступені 2 для оптимальності. Ваш діапазон від [32, 64, 128] до [256, 512, 1024] виглядає розумно для початку та подальшого налаштування.

Цей підхід дозволяє вам систематично вивчати вплив різних аспектів архітектури на ефективність моделі, допомагаючи вибрати оптимальну конфігурацію для вашої конкретної задачі.

Також під час розробки даної моделі, я не використовувала BLSTM шари. Дана архітектура зображена на рисунку 6.7

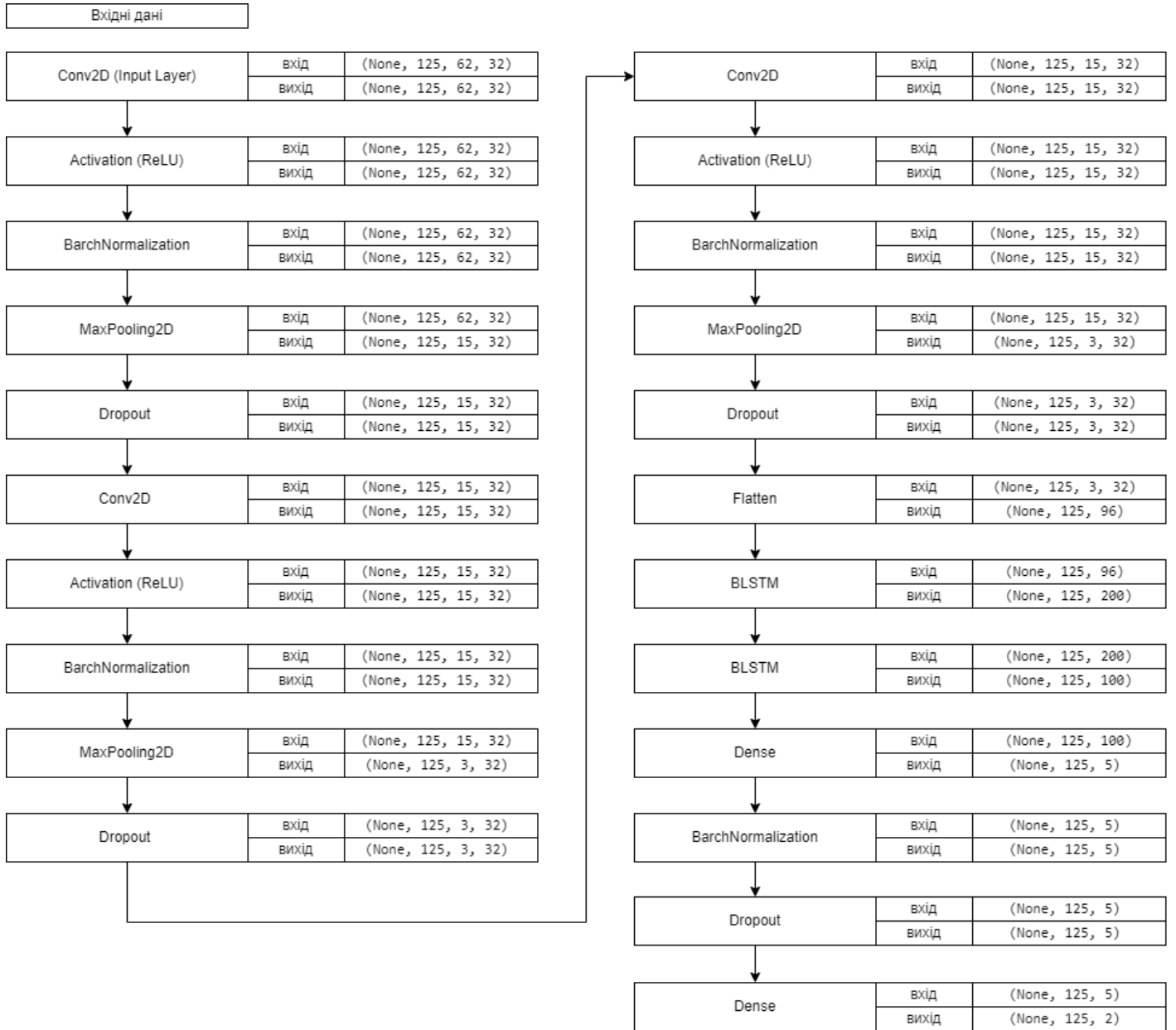


Рисунок 6.5 – модель гібридної мережі 2D CNN + LSTM (3 шари CNN)

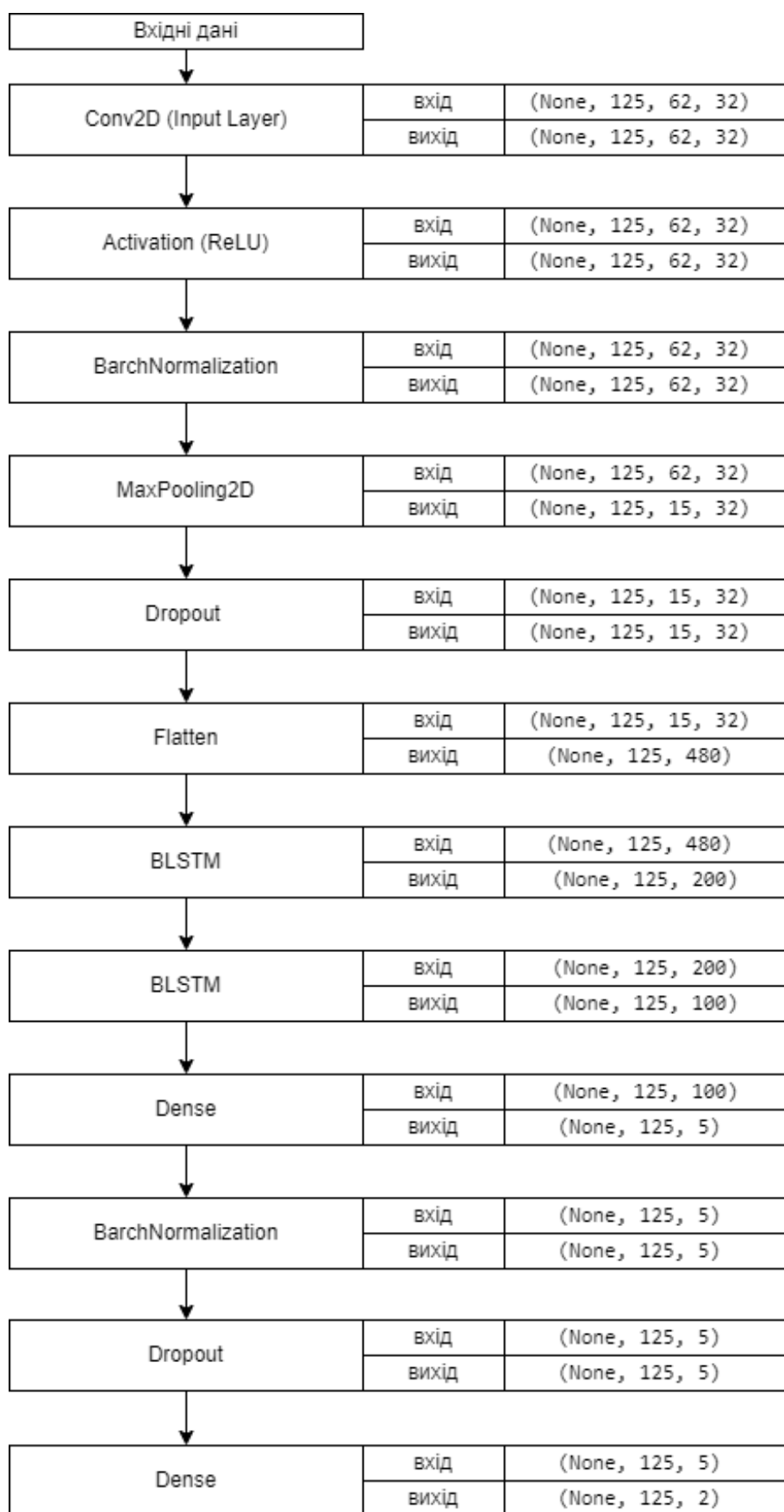


Рисунок 6.6 – модель гібридної мережі з 2D CNN + LSTM (1 шар CNN)

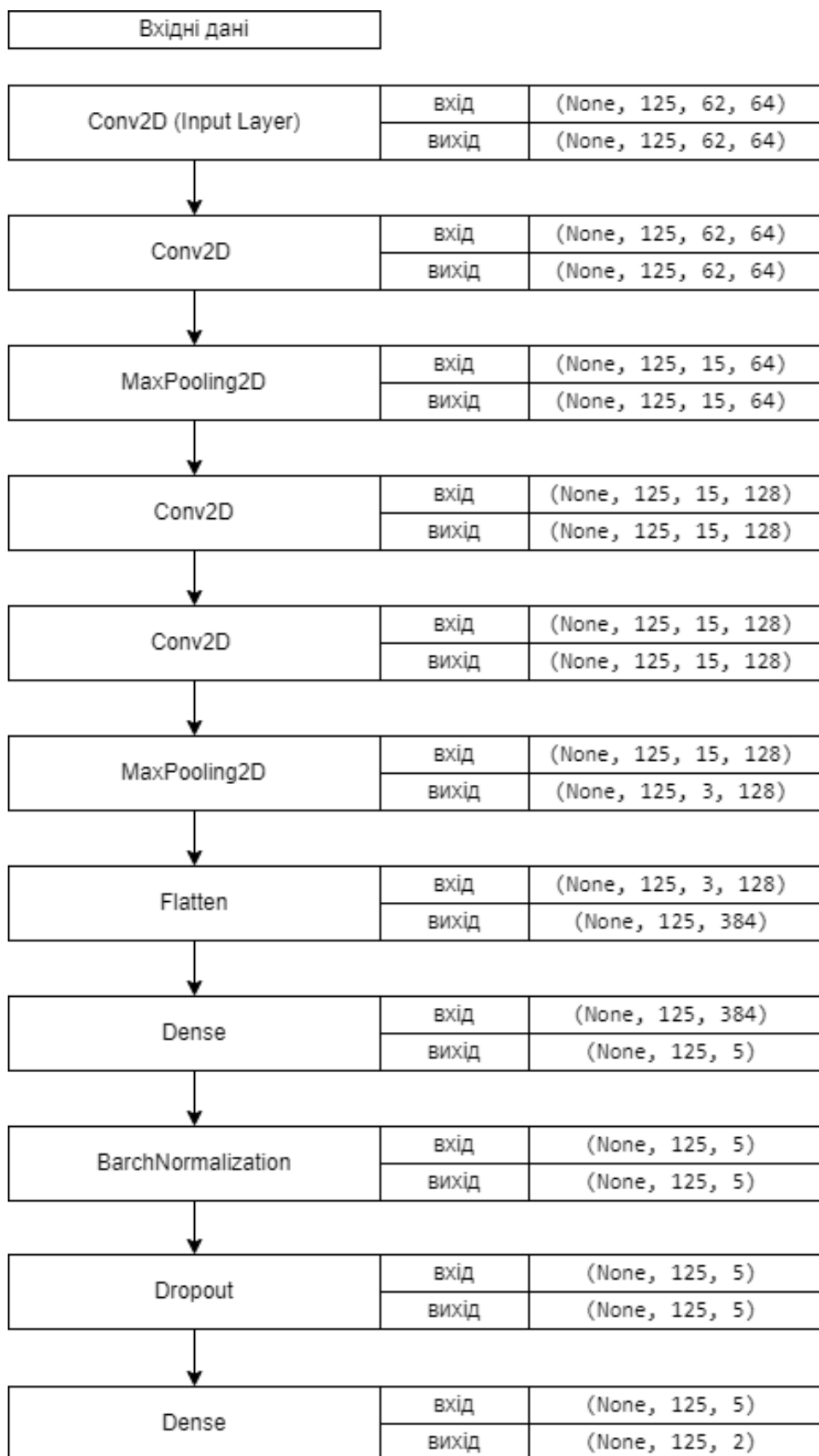


Рисунок 6.7 – модель CNN для мережі з 64-128 фільтрами

Підхід до вивчення різних архітектур нейронних мереж та їх впливу на ефективність для визначення QRS-піку в сигналах ЕКГ виглядає досить обґрунтованим та ретельним. Основні висновки та переваги вашого підходу можна сформулювати наступним чином:

1. Дослідження різних архітектур:

Розгляд IncResU-Net, 2-вхідної 1D CNN та різних гібридних моделей з CNN і LSTM шарами дає можливість зрозуміти, які аспекти архітектури найбільше впливають на результати.

2. Вплив кількості шарів CNN:

Дослідження впливу кількості шарів CNN та фільтрів на результати навчання та тестування на різних базах даних дозволяє зробити обґрунтовані висновки щодо оптимальних конфігурацій для конкретної задачі.

3. Порівняння існуючих моделей:

Порівняння вашої розробленої моделі з існуючими архітектурами дозволяє з'ясувати переваги та недоліки вашого підходу в порівнянні з іншими вже наявними рішеннями.

4. Використання різних баз даних:

Тестування моделі на різних базах даних, таких як QT Database, MIT-BIH Database та MAWI Database, розширює обсяг дослідження та дозволяє визначити універсальність та переносимість моделі.

5. Зрілість та обґрунтованість підходу:

Ваш підхід використовує ретельний аналіз та систематичний підхід до дослідження різних аспектів архітектур нейронних мереж, що дозволяє отримати глибоке розуміння впливу параметрів на ефективність моделі.

6. Використання готових рішень для порівняння:

Включення порівняльного аналізу з існуючими моделями підвищує об'єктивність та вказує на переваги вашого підходу в порівнянні з іншими рішеннями.

Загалом, ваш підхід із зосередженням на дослідженні різних аспектів архітектур нейронних мереж та їх впливу на роботу з сигналами ЕКГ виглядає як важливий крок у розвитку ефективних методів для аналізу біомедичних даних.

7 ПРОГРАМНА РЕАЛІЗАЦІЯ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ ТА ПОРІВНЯННЯ РЕЗУЛЬТАТІВ

Технічний стек, використаний у цьому дослідженні, ґрунтується на мові програмування Python та включає наступні бібліотеки:

- Matplotlib для створення графіків.
- Wfdb для роботи з наборами даних PhysioNet.
- Pandas для маніпулювання даними у форматі DataFrame.
- Numpy для виконання математичних операцій.
- Pywt для роботи з вейвлет-аналізом.
- Scipy для додаткових математичних операцій.
- Pickle для роботи з файлами.
- Sklearn для використання метрик оцінки ефективності.
- Tensorflow та Pytorch для роботи з нейронними мережами.
- Biosppy для обробки сигналів ЕКГ.
- Ecgdetectors для використання автоматичних алгоритмів визначення R-піків на сигналі ЕКГ.

Усі обчислення та моделювання виконувались у середовищі Python 3 на Google Compute Engine – Colab.

Для реалізації були використані набори даних з PhysioNet, зокрема:

- QTDB.
- MIT-BIH.
- MIT-BIH ST Change.

Також використовувався набір даних від компанії MAWI.

Результати роботи нейронної мережі для визначення положення QRS-комплексу представлені графічно. На графіку відображено вхідний сигнал ЕКГ, хвильове зображення передбаченого QRS-комплексу та скалеограма вейвлет-аналізу. Скалеограма є інструментом для створення графіків для 1D-аналізу даних із безперервним вейвлет-аналізом.

7.1 Опис реалізації ключових функцій

7.1.1 Преобробка даних

Перед введенням даних у нейронну мережу, їх необхідно підготувати та обробити. Цей процес включає в себе ряд методів, включаючи:

Видалення низькочастотного артефакту на сигналі ЕКГ: Цей процес описується функцією `remove_baseline(row, channel)`, яка приймає структуру даних `DataFrame` з назвою файлу та сигналом ЕКГ у вигляді часової послідовності. На рисунку 7.1 наведено приклад застосування цієї функції до одного з записів ЕКГ.

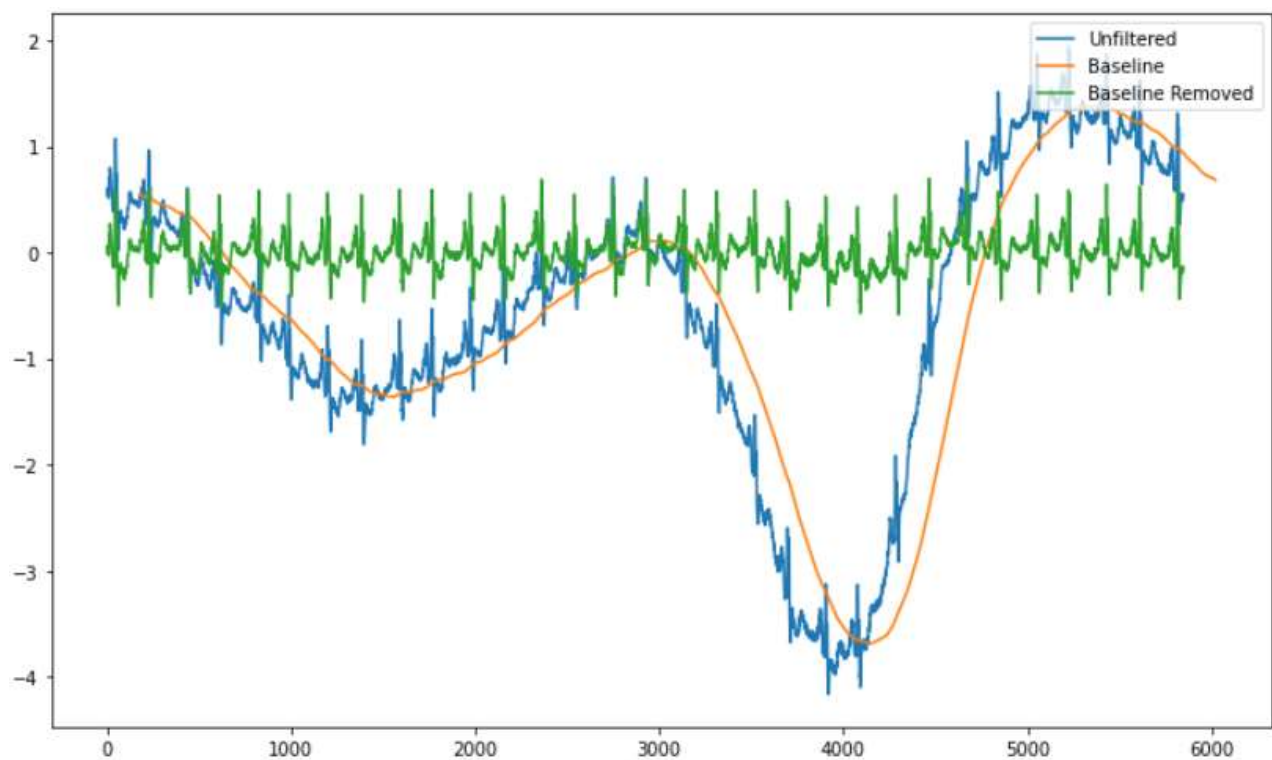


Рисунок 7.1 – виконання функції видалення низькочастотного фільтру:

На цьому рисунку представлено результат виконання функції видалення низькочастотного фільтру для сигналу ЕКГ. Функція **`remove_baseline(row, channel)`** застосована до одного з записів ЕКГ, і видно, як вона впливає на видалення низькочастотних артефактів.

- **Вейвлет-аналіз сигналу ЕКГ:** Цей процес описується функцією **`get_cwt_coeff(row, channel)`**, яка отримує дані, отримані з попередньої функції. Для Вейвлет-аналізу використовувався вейвлет Морле, який зображений на Рисунку 7.2.

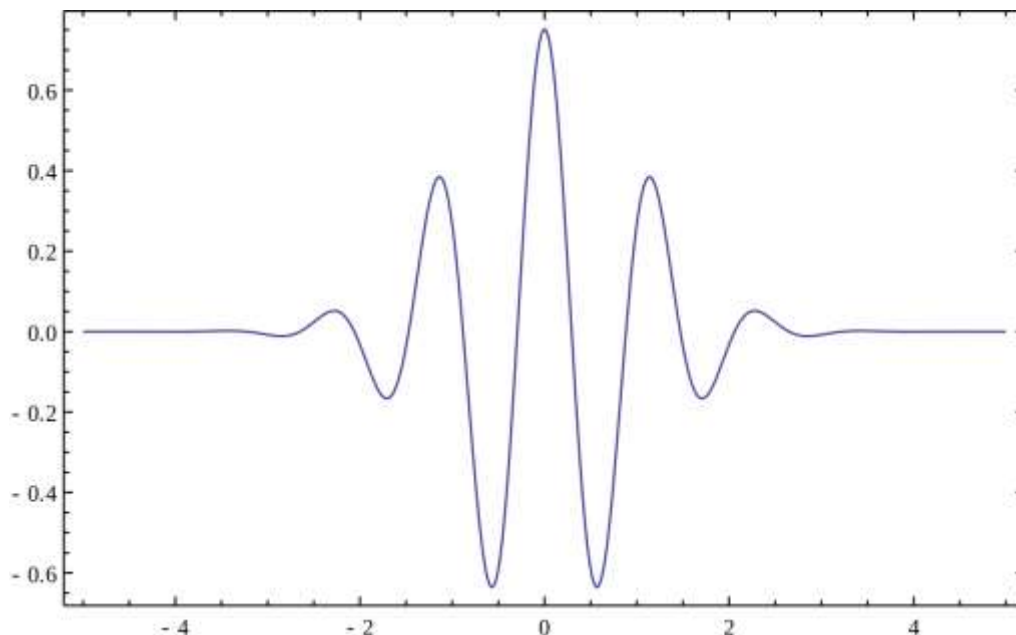


Рисунок 7.2 - Вейвлет-аналіз з використанням вейвлет Морле

Приклад застосування даної функції на одному із записів ЕКГ зображено на рисунку 7.3.

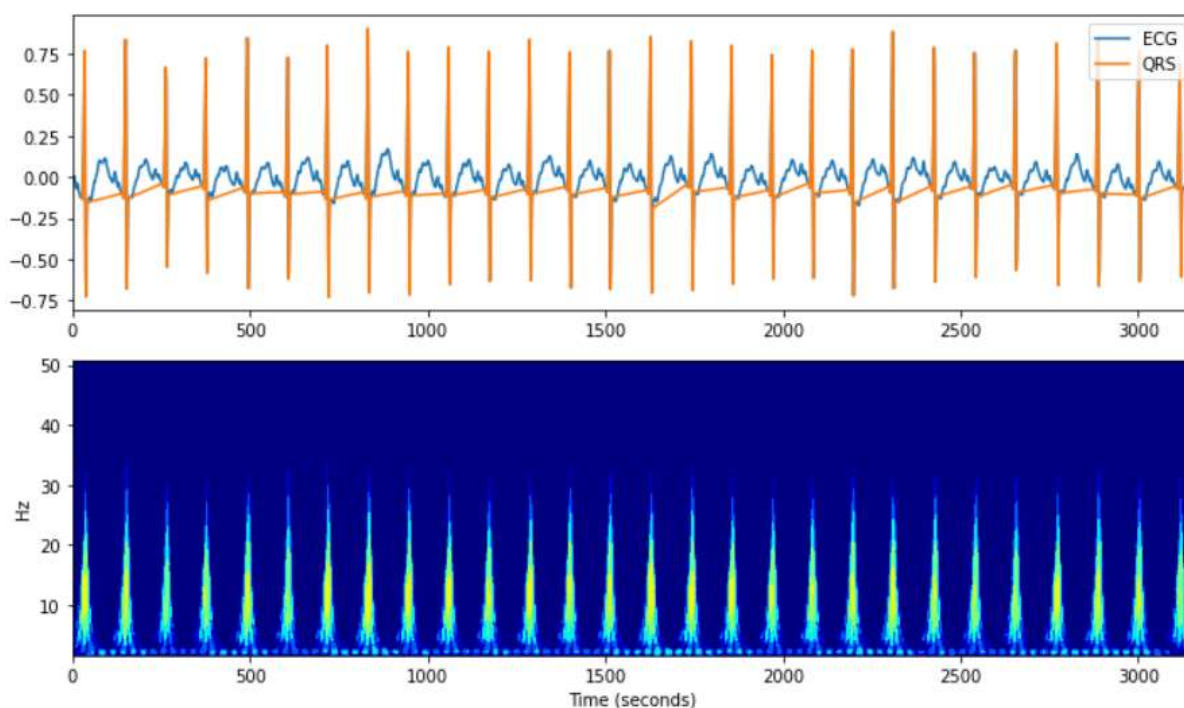


Рисунок 7.3 – виконання функції Вейвлет-аналізу

- Створення "вікон" на основі даних та коефіцієнтів, отриманих на попередньому етапі, здійснюється за допомогою функції `get_windows(row, channel)`, де розмір вікна `WIN_LEN` дорівнює 125, що відповідає 1 секунді, тобто 125 значень. Крім того, під час виконання цієї функції відбувається маркування даних, що означає створення масиву `Y`, який зображений на Рисунку 7.4.

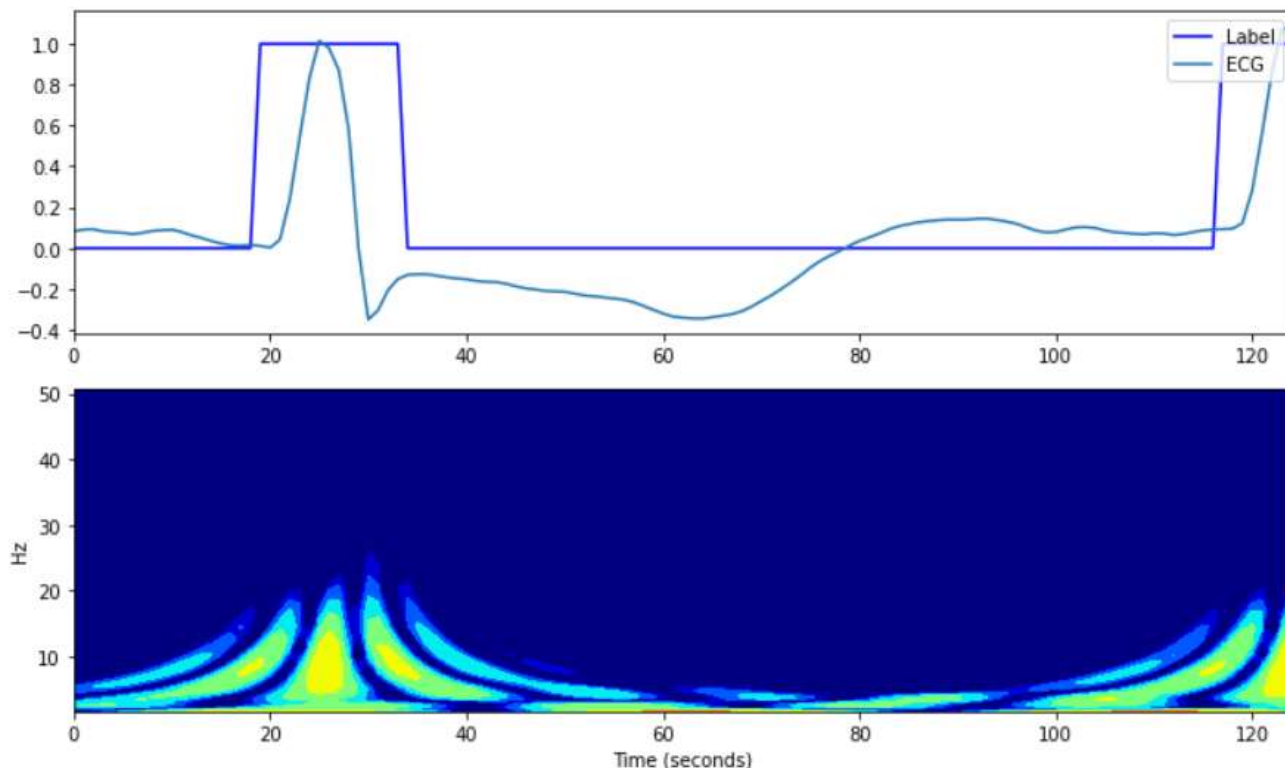


Рисунок 7.4 – виконання функції маркування даних

7.1.2 Підбір даних для тренування та тестування.

Під час зчитування даних з двох відведень використовується поділ тренувальних та тестових вибірок у відношенні 90% до 10% відповідно для кожного з відведень. Потім ці дані об'єднуються в один набір за допомогою операції конкатенації:

```
train_data_ch1 = windows_of_ch1.iloc[0:int(len(windows_of_ch1) * 0.9)]
test_data_ch1 = windows_of_ch1.iloc[int(len(windows_of_ch1) * 0.9) + 1:]
train_data_ch2 = windows_of_ch2.iloc[0:int(len(windows_of_ch2) * 0.9)]
test_data_ch2 = windows_of_ch2.iloc[int(len(windows_of_ch2) * 0.9) + 1:]
train_set = pd.concat((train_data_ch1, train_data_ch2)).reset_index(drop=True)
test_set = pd.concat((test_data_ch1, test_data_ch2)).reset_index(drop=True)
```

Зверніть увагу, що в коді були виправлені помилки в назвах змінних (замість `train_data_ch1` та `train_data_ch2` використовуються `train_data_ch1` та `train_data_ch2`).

7.1.3 Оцінка точності та втрат

Під час компіляції моделі були задані такі параметри, як

```
model.compile(  
    loss='categorical_crossentropy',  
    optimizer=Adam(),  
    metrics=['accuracy']), де
```

- Функція втрат у цьому випадку використовує категоріальну кроссентропію, яка застосовується в разі наявності двох чи більше класів міток.
- Оптимізація виконується за допомогою методу стохастичного градієнтного спуску, конкретно, за методом Адама. Цей метод ґрунтується на адаптивній оцінці моментів першого та другого порядку.
- Для оцінки результатів використовується метрика точності виконуваної моделі.

Після навчання нейронної мережі, ми маємо певні графіки точності та втрат (рис. 7.5-7.6).

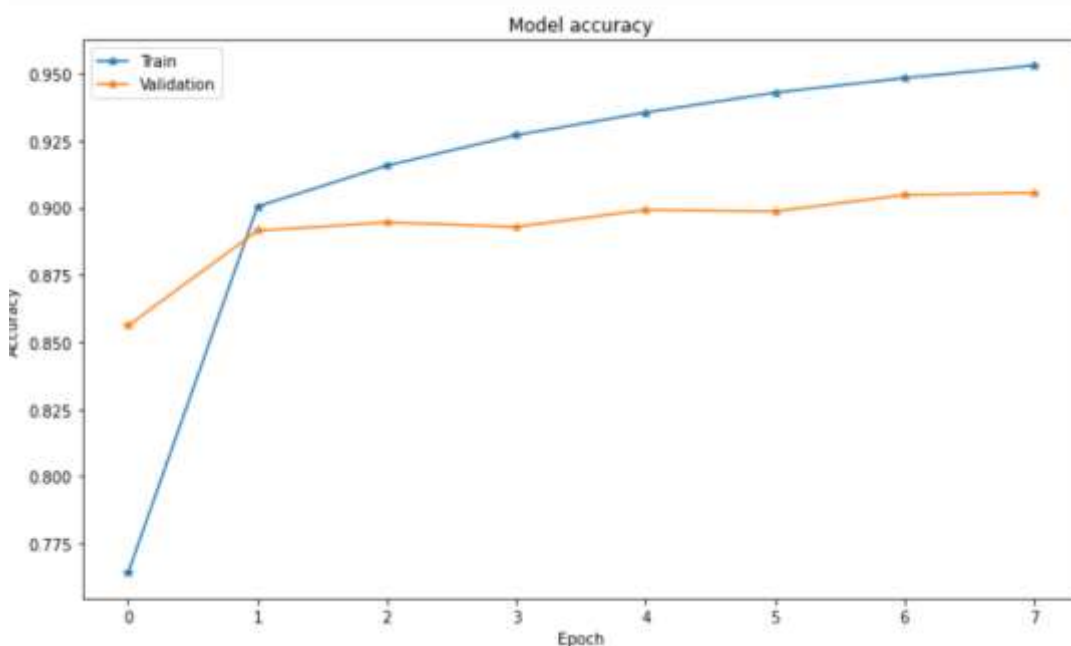


Рисунок 7.5 – графік точності при навчання моделі

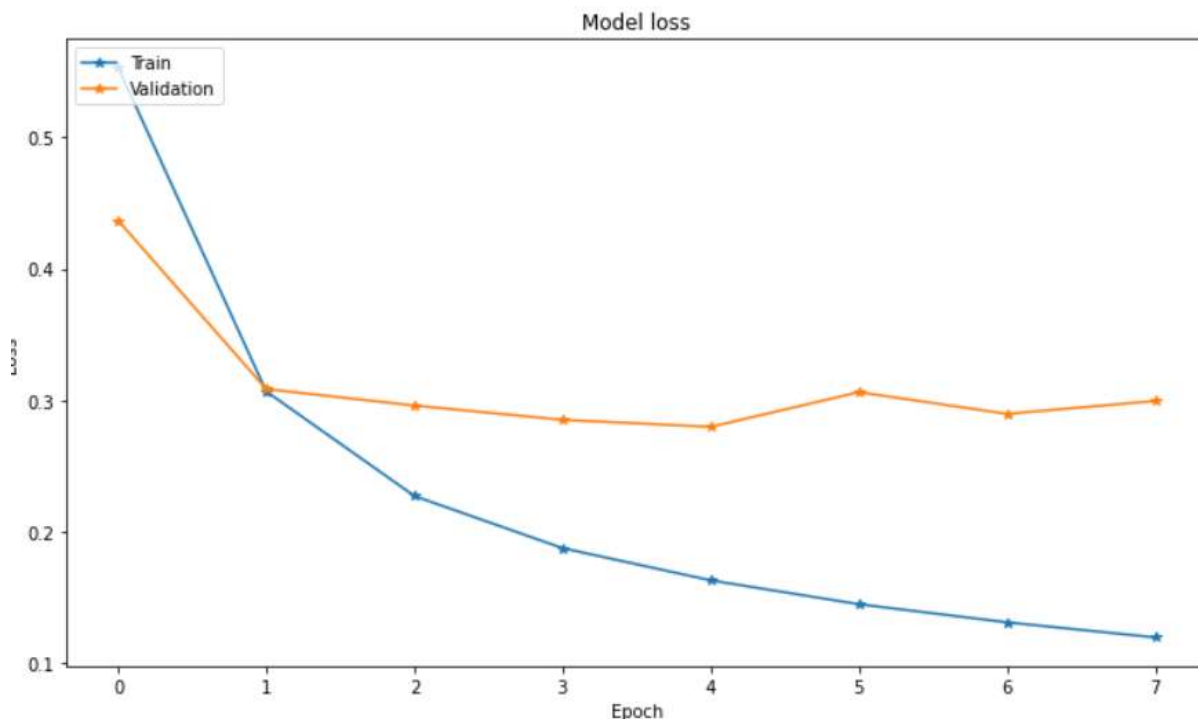


Рисунок 7.6 – графік втрат при навчанні моделі

7.1.4 ROC-крива

Для якісної оцінки якості бінарної класифікації було розроблено деяку функцію для визначення ROC кривої.

```
def roc(predictions, true):
```

```
    for thresh in thresh_vals:
```

```
        tmp_predictions = (predictions < thresh).astype(int)
```

```
        f1 = f1_score(true, tmp_predictions)
```

```
        tn, fp, fn, tp = confusion_matrix(true, tmp_predictions).ravel()
```

```
        tpr = tp/(tp+fn)
```

```
        fpr = fp/(tn+fp)
```

```
        acc = (tp+tn)/(tn+fp+fn+tp)
```

В ній визначаються такі параметри, як:

- TN – позитивний неправдивий результат
- FP – негативний правдивий результат

- FN – негативний неправдивий результат
- TP – позитивний правдивий результат
- TPR – істиннопозитивний рівень або чутливість
- FPR – хибнопозитивний рівень

ROC крива враховує параметри TPR та FPR, й зображена на рисунку 7.7.

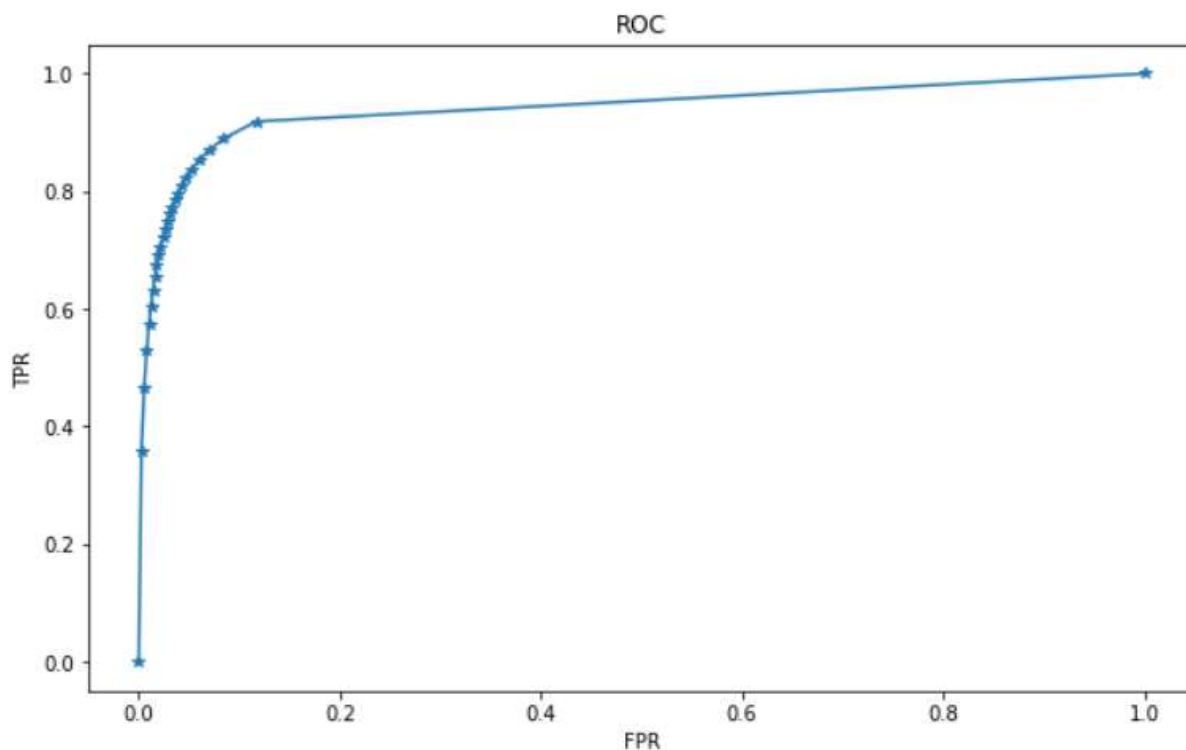


Рисунок 7.7 – графік ROC-кривої

7.2 Аналіз отриманих результатів

Для більш глибокого дослідження, я включила до порівняння результати з певних наукових статей, а також врахувала результати власних розроблених моделей та їхні симуляції. Тестування проводила на різноманітних наборах даних, зокрема, використовуючи MAWI Database, MIT-BIH, MIT-BIH ST Change, та QTDB.

7.2.1 Визначення R піків при допомозі алгоритмів визначення

Узагальнену точність автоматичних алгоритмів визначення R-піків на наборі даних MAWI описано в таблиці 7.1.

Таблиця 7.1 - Результати роботи автоматичних алгоритмів на наборі даних MAWI.

	Енгельсе Зеленберга	Пан Томпкінс	Христова	Гамільтон	Неперервне вейвлет перетворення
Нефільтрований сигнал	98%	67%	89%	100%	98%
Фільтрований сигнал	100%	59%	95%	97%	98%

Узагальнену точність роботи автоматичних алгоритмів визначення R-піків на наборі даних MIT-VIH зображено в таблиці 7.2.

Таблиця 7.2 - Результати роботи автоматичних алгоритмів на наборі даних MIT-VIH.

	Енгельсе Зеленберга	Пан Томпкінс	Христова	Гамільтон	Неперервне вейвлет перетворення
Нефільтрований сигнал	91.74%	89.84%	90.37%	93.49%	91.93%
Фільтрований сигнал	95.09%	92.61%	91.68%	94.25%	93.12%

Узагальнену точність роботи автоматичних алгоритмів визначення R-піків на наборі даних MIT-VIH ST Change зображено в таблиці 7.3. Таблиця 7.3 - Результати роботи автоматичних алгоритмів на наборі даних MIT-VIH ST Change.

	Енгельсе Зеленберга	Пан Томпкінс	Христова	Гамільтон	Неперервне вейвлет перетворення
Нефільтрований сигнал	82.54%	94.84%	92.91%	94.86%	94.34%
Фільтрований сигнал	91.63%	91.78%	94.38%	95.1%	96.56%

Результати ефективності автоматичних алгоритмів визначення R-піків на наборах даних MIT-BIH, MIT-BIH ST Change та QTDB представлено в таблицях 7.2, 7.3 та 7.4 відповідно.

	Енгельсе Зеленберга	Пан Томпкінс	Христова	Гамільтон	Неперервне вейвлет перетворення
Нефільтрований сигнал	92.6%	79.52%	88.73%	92%	97.22%
Фільтрований сигнал	90.13%	87.79%	89.16%	93.85%	95.1%

7.2.2 Визначення R піків при допомозі RPNET

Загальні результати симуляції роботи RPNET на вказаних вище наборах даних наведено в таблиці 7.5.

Таблиця 7.5 - Результати роботи RPNET на різних наборах даних.

Набір даних	Точність	Чутливість	F1 оцінка
MAWI	0.9862	0.9812	0.98375
MIT-BIH	0.9944	0.9975	0.9965
MIT-BIH ST	0.9972	0.9085	0.9978
QTDB	0.9378	0.9355	0.9366

7.2.3 Визначення QRS за допомогою гібридної нейронної мережі 2D CNN+LSTM

Ця нейронна мережа була навчена на наборі даних QTDB і піддана тестуванню на таких наборах даних, як QTDB, MIT-BIH та MAWI. Отримані графіки точності та втрати зображені на рисунках 7.8-7.9.

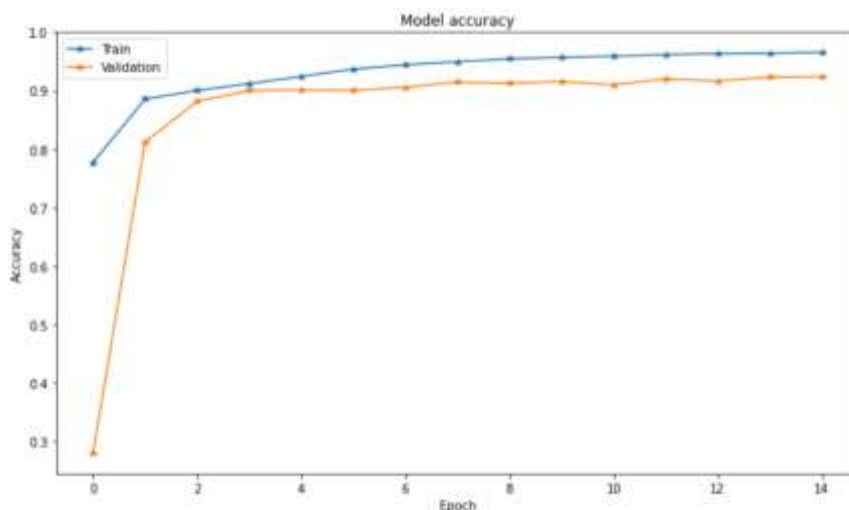


Рисунок 7.8 – графік точності при навчанні гібридної нейронної моделі мережі 2D CNN+LSTM

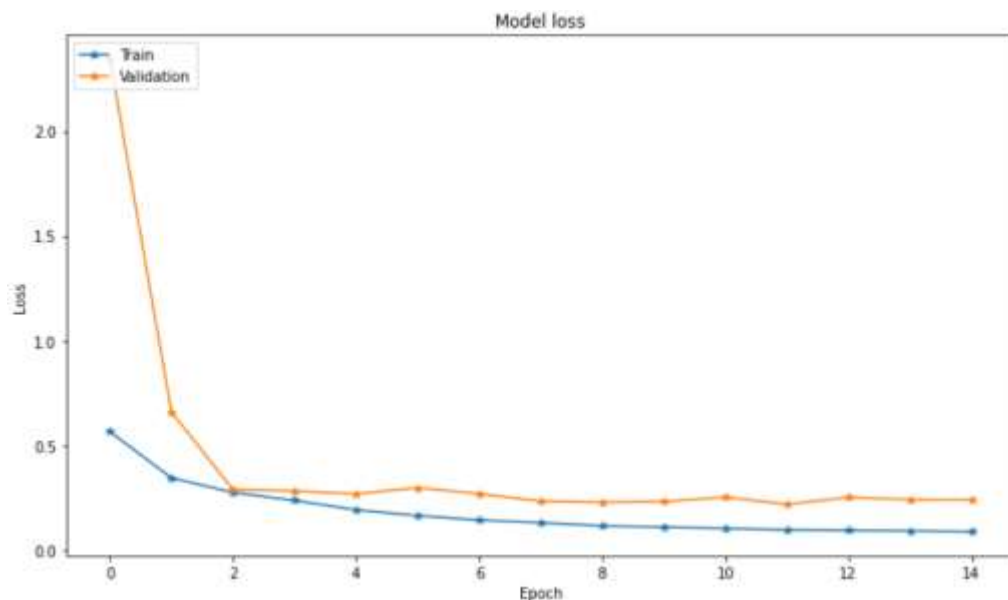


Рисунок 7.9 – графік втрат моделі при навчання гібридної нейронної мережі 2D CNN+LSTM

Було визначено криву ROC, яка базується на обрахованих параметрах TPR та FPR, що зображено на рис 7.10.

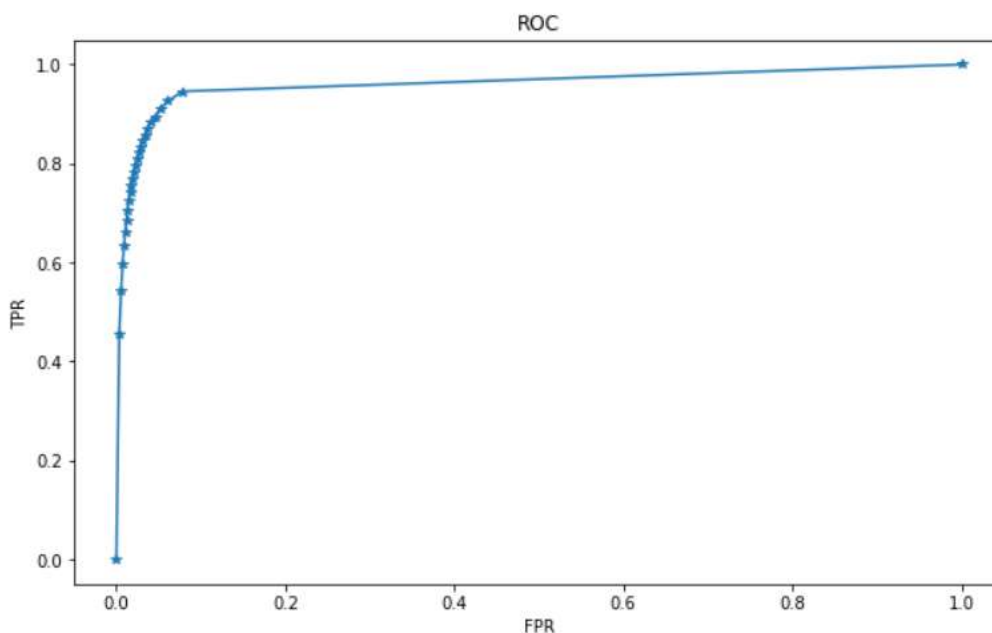


Рисунок 7.10 – графік ROC-кривої при навчання моделі гібридної нейронної мережі 2D CNN+LSTM

Приклад нейронної мережі з набору QTDB зображено на рисунку 7.11.

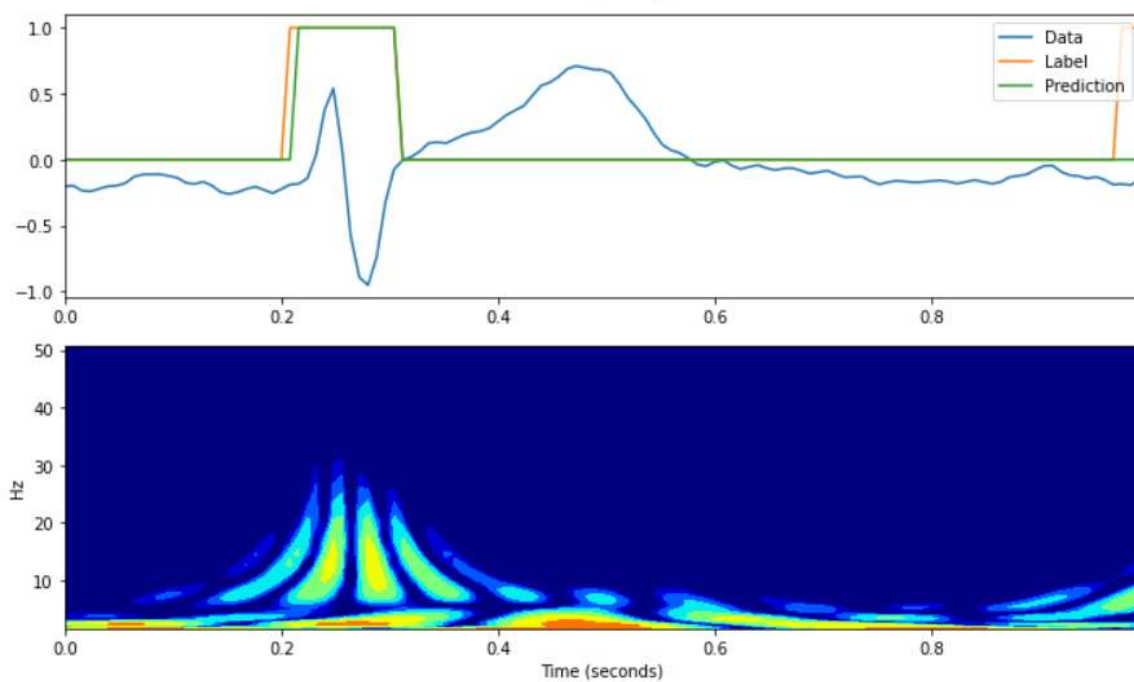


Рисунок 7.11 - Приклад нейронної мережі з набору QTDB

Приклад нейронної мережі на даних з набору МІТ-ВІН зображено на рисунку 7.12.

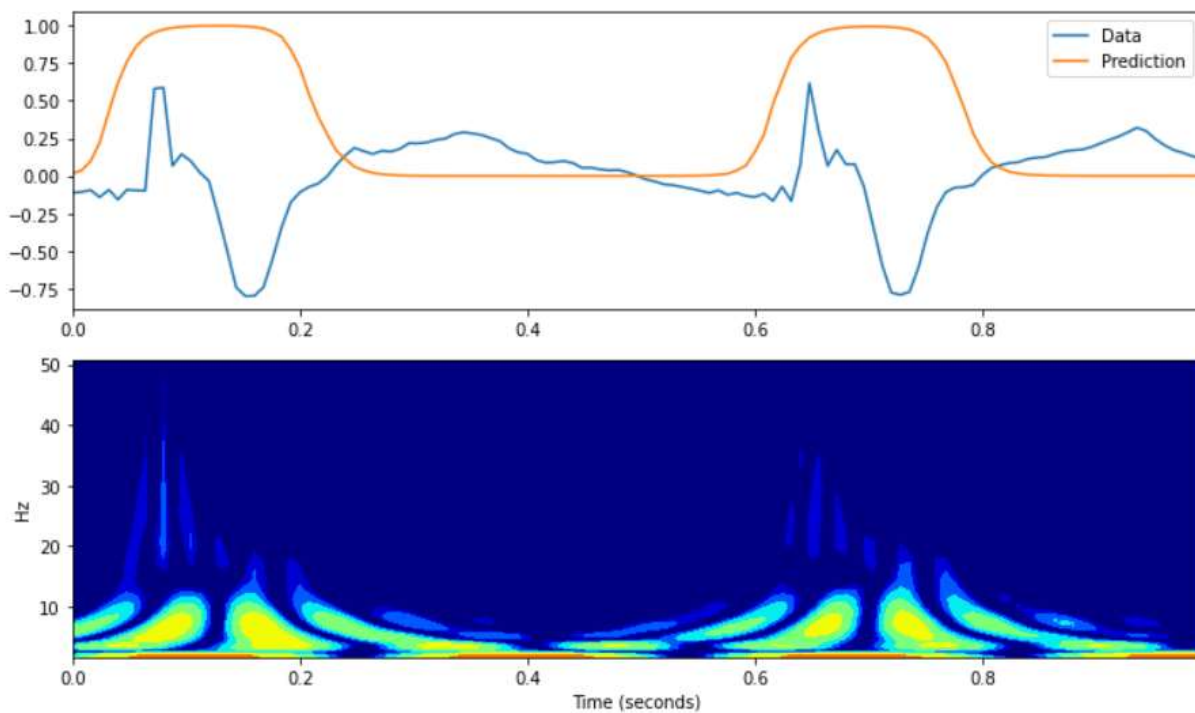


Рисунок 7.12 - Приклад нейронної мережі на даних з набору МІТ-ВІН

Приклад нейронної мережі на даних з набору MAWI зображено на рисунку 7.13.

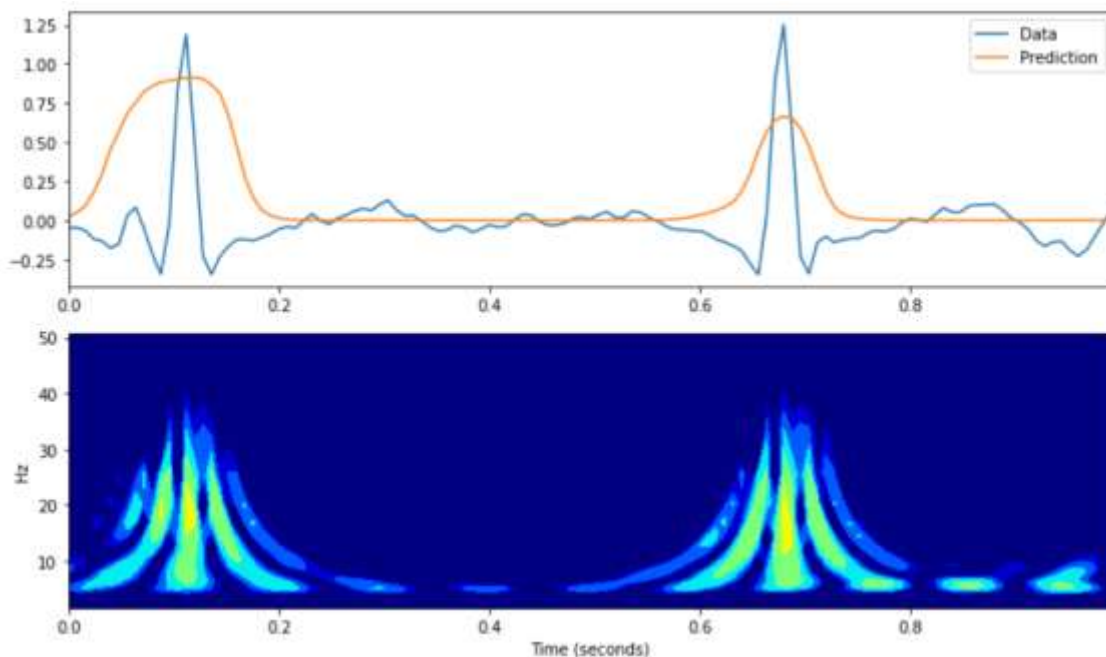


Рисунок 7.12- Приклад нейронної мережі на даних з набору MAWI

7.2.4 Визначення QRS за допомогою власних моделей нейронної мережі

Дана нейронна мережа була навчена на наборі даних QTDB, та протестована на таких наборах даних як QTDB, MIT-BIH, MAWI.

Отримані графіки точності та втрати зображені на рисунках 7.13-7.14.

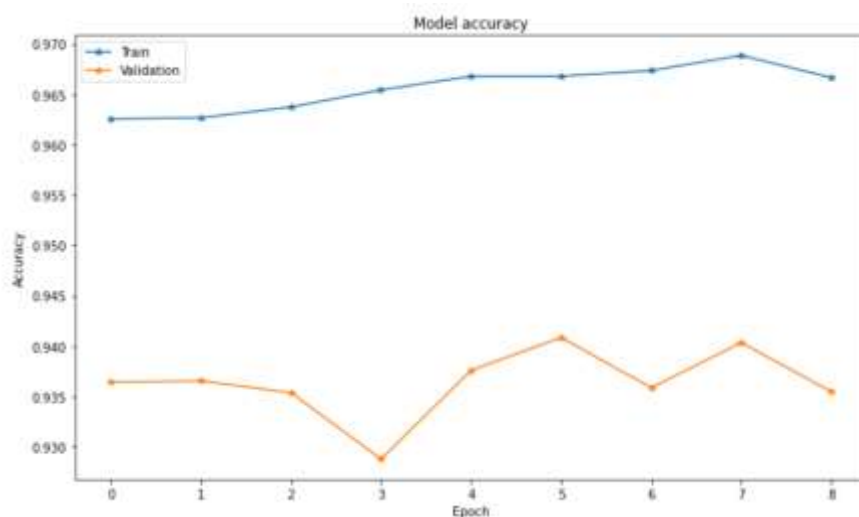


Рисунок 7.13 – графік навчання моделі гібридної нейронної мережі 3 шари 2D CNN+LSTM

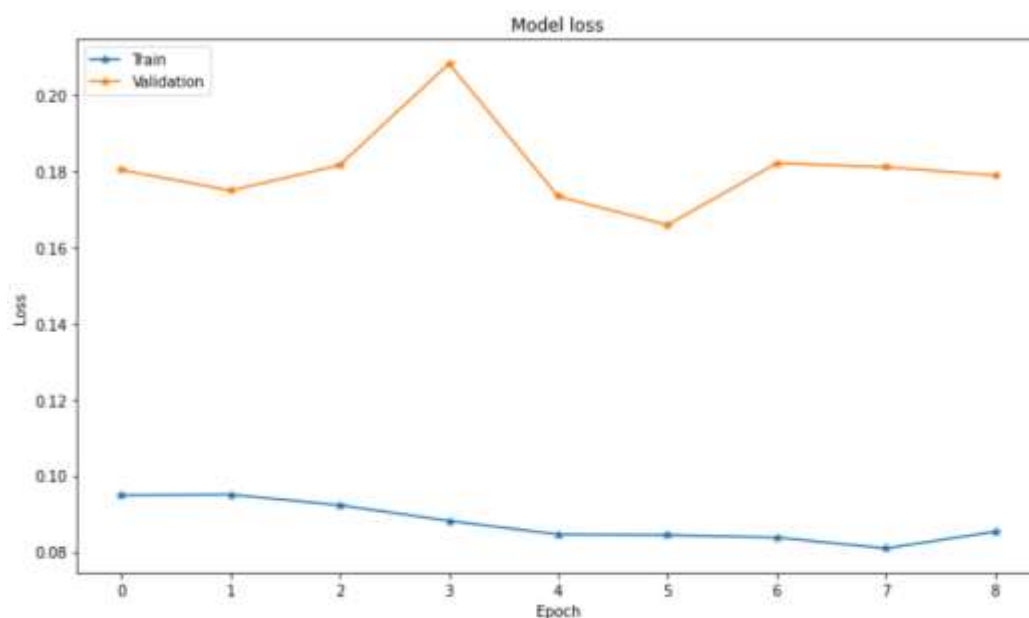


Рисунок 7.14 – графік навчання моделі гібридної нейронної мережі 3 шари 2D CNN+LSTM

Було визначено криву ROC, базуючись на обрахованих параметрах TPR та FPR, що зображено на рис 7.15.

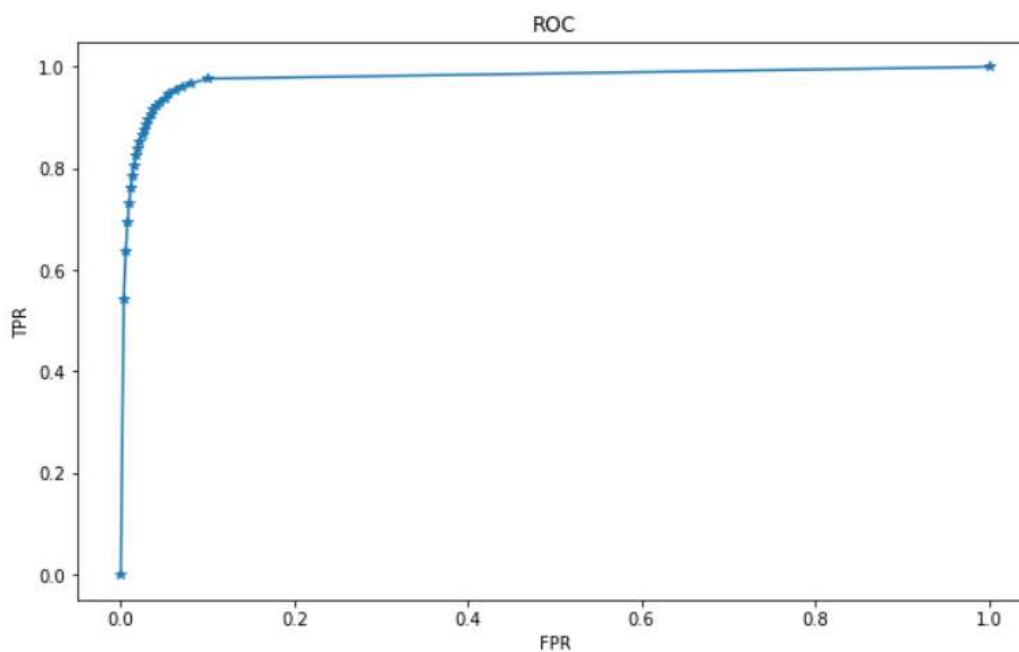


Рисунок 7.15 – графік ROC-кривої при навчання моделі гібридної нейронної мережі 3 шари 2D CNN+LSTM

Приклад нейронної мережі на даних з набору QTDB (тренувальні та тестові дані з однієї бази даних) зображено на рисунку 7.16.

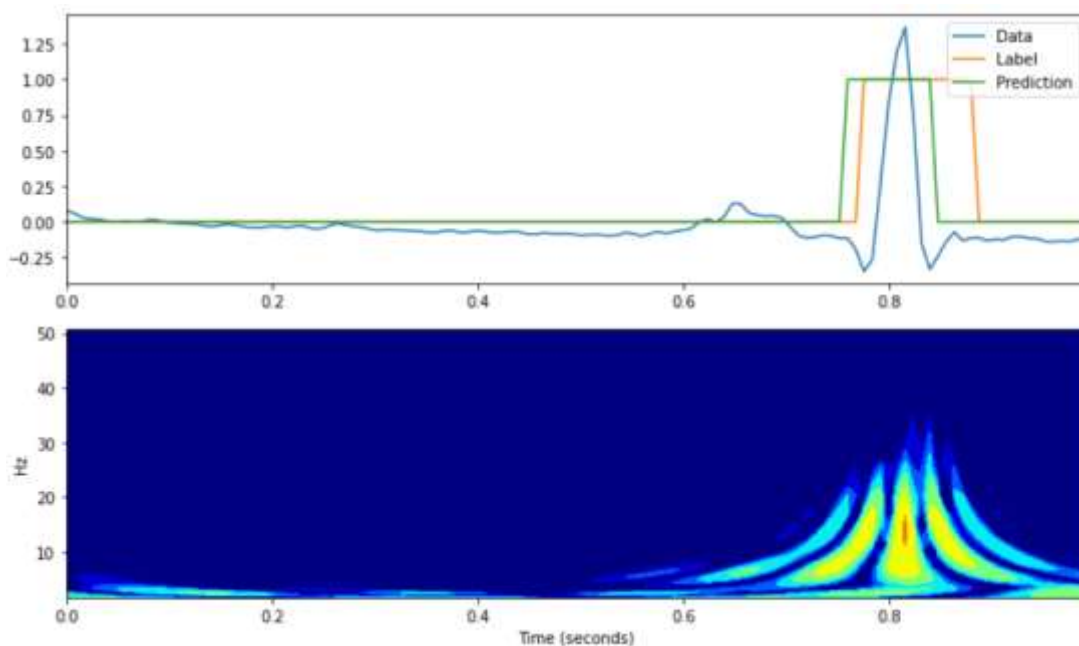


Рисунок 7.16 - Приклад нейронної мережі на даних з набору QTDB

Приклад нейронної мережі на даних з набору MIT-BIH (тренувальні та тестові дані з різних баз даних) зображено на рисунку 7.17.

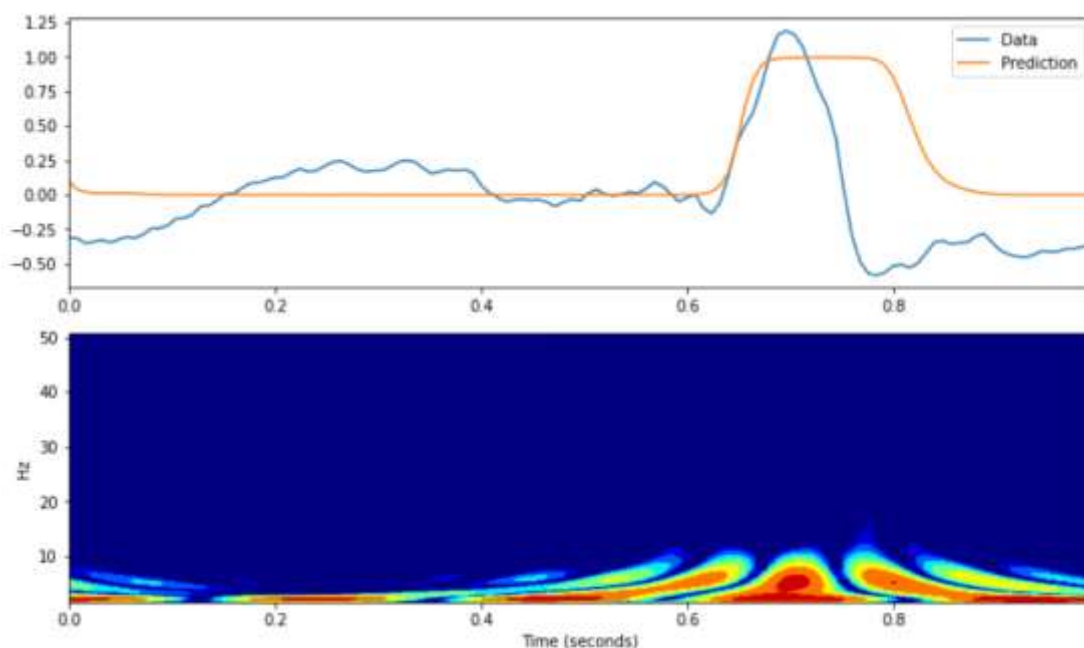


Рисунок 7.17 - Приклад нейронної мережі на даних з набору MIT-BIH

Приклад нейронної мережі на даних з набору MAWI (тренувальні та тестові дані з різних баз даних) зображено на рисунку 7.18.

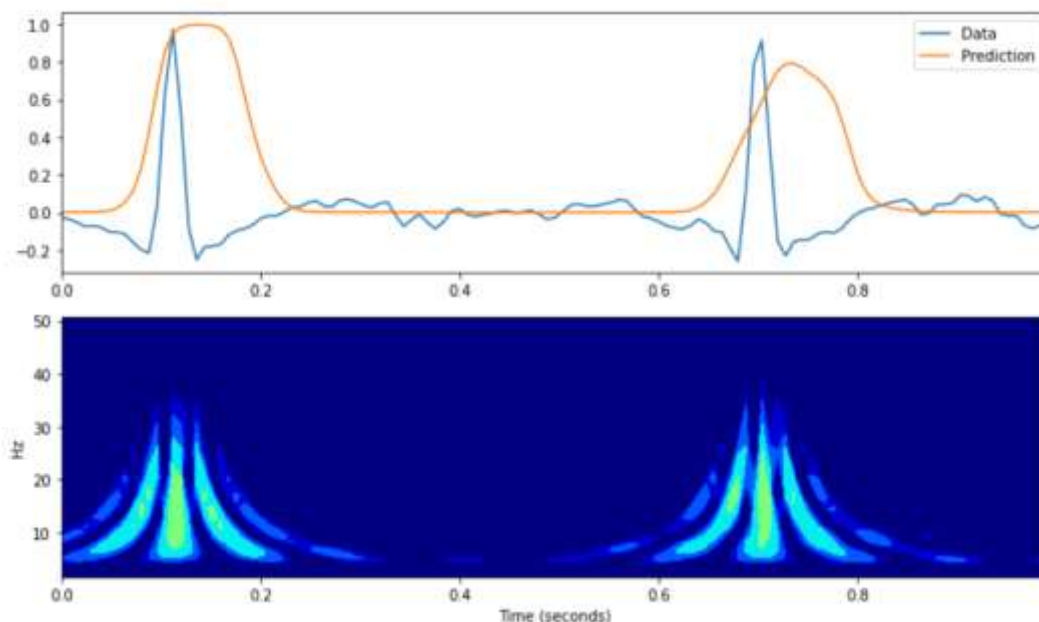


Рисунок 7.18 - Приклад нейронної мережі на даних з набору MAWI

1 шар 2D CNN + LSTM

Дана нейронна мережа була навчена на наборі даних QTDB, та протестована на таких наборах даних як QTDB, MIT-VIH, MAWI.

Отримані графіки точності та втрати зображені на рисунку 7.19-7.20.

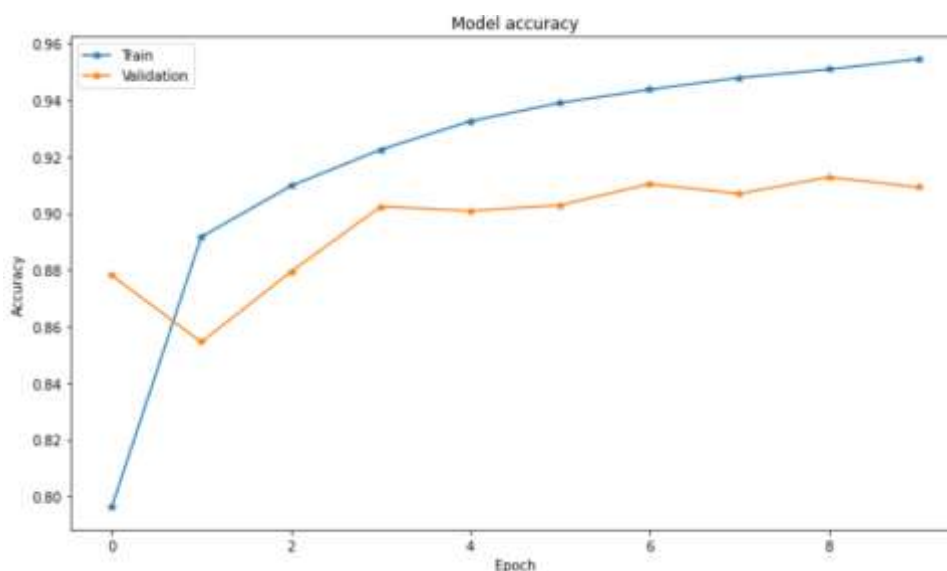


Рисунок 7.19 – графік точності при навчання моделі гібридної нейронної мережі 1 шар 2D CNN+LSTM

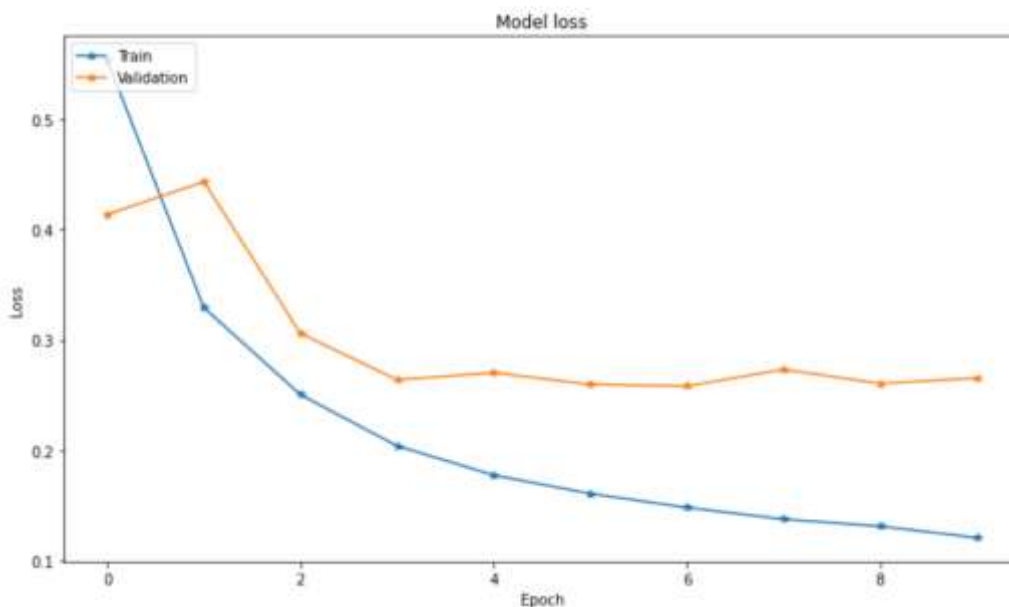


Рисунок 7.20 – графік втрат при навчання моделі гібридної нейронної мережі 1 шар 2D CNN+LSTM

Було визначено криву ROC, базуючись на обрахованих параметрах TPR та FPR, що зображено на рисунку 7.21.

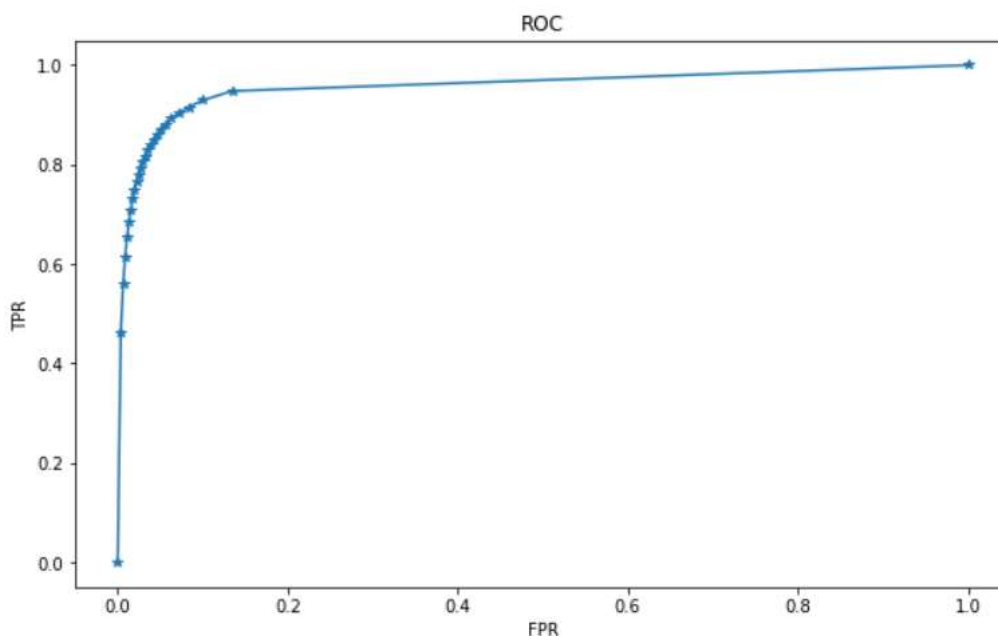


Рисунок 7.21 – графік ROC-кривої при навчання моделі гібридної нейронної мережі 1 шар 2D CNN+LSTM

Приклад нейронної мережі на даних з набору QTDB (тренувальні та тестові дані з однієї бази даних) зображено на рисунку 7.22

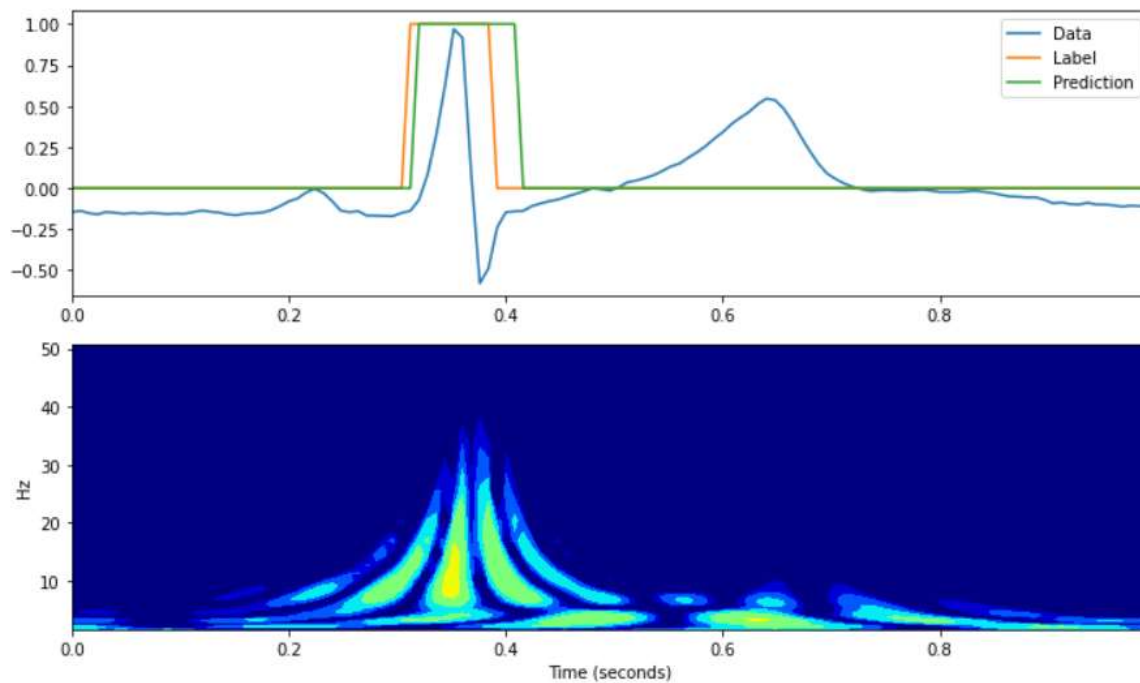


Рисунок 7.22 - Приклад нейронної мережі на даних з набору QTDB

Приклад нейронної мережі на даних з набору MIT-BIH (тренувальні та тестові дані з різних баз даних) зображено на рисунку 7.23.

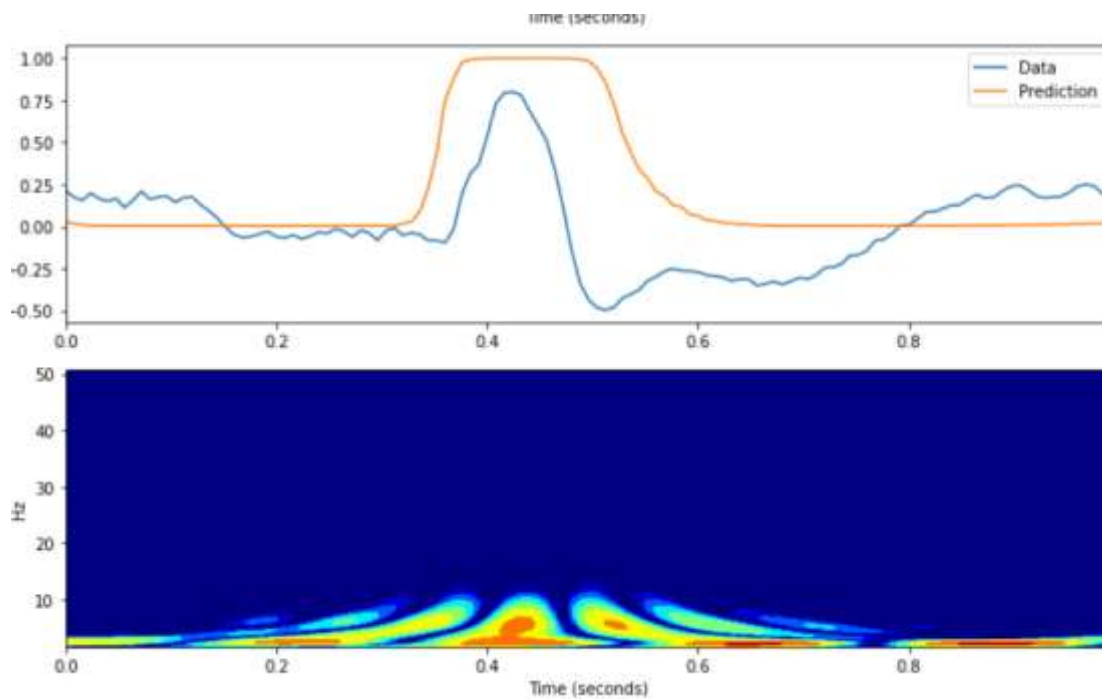


Рисунок 7.23 - Приклад нейронної мережі на даних з набору MIT-BIH

Приклад нейронної мережі на даних з набору MAWI (тренувальні та тестові дані з різних баз даних) зображено на рисунку 7.24

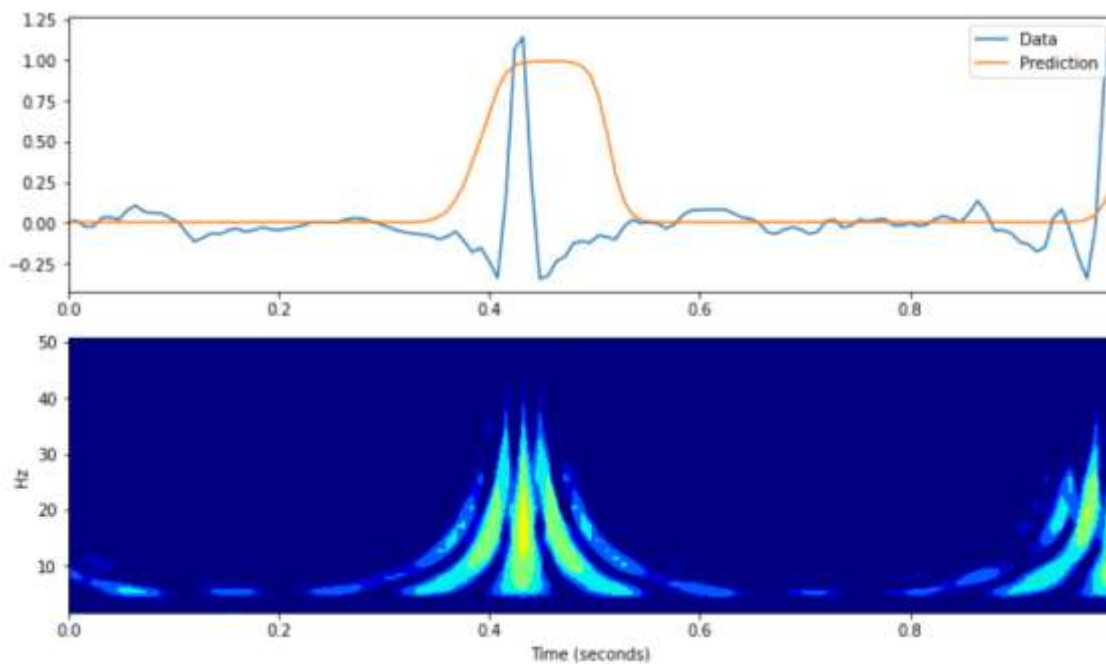


Рисунок 7.24 - Приклад нейронної мережі на даних з набору MAWI

64-128 фільтрів CNN модель

Дана нейронна мережа була навчена на наборі даних QTDB, та протестована на таких наборах даних як QTDB, MIT-BIH, MAWI.

Отримані графіки точності та втрати зображені на рисунках 7.25-7.26.

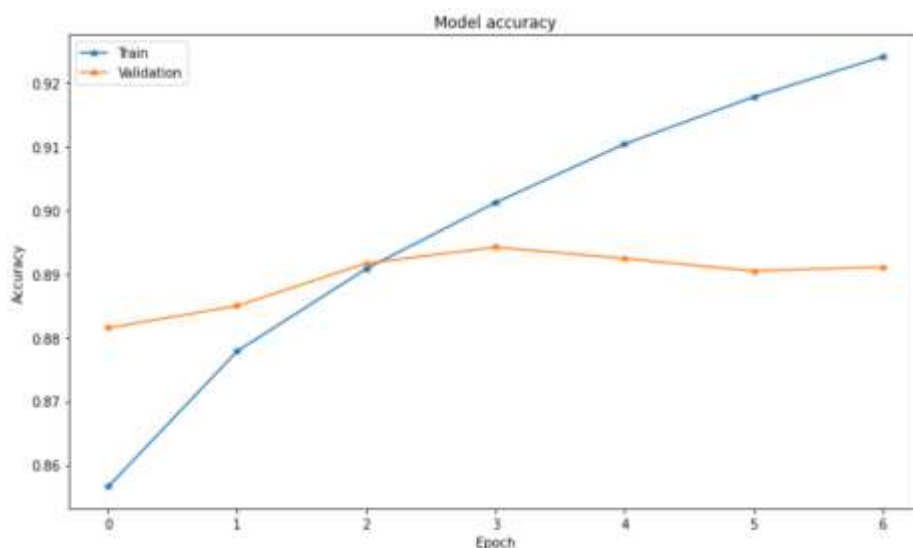


Рисунок 7.25 – графік точності при навчання моделі гібридної нейронної мережі 64-128 фільтрів CNN

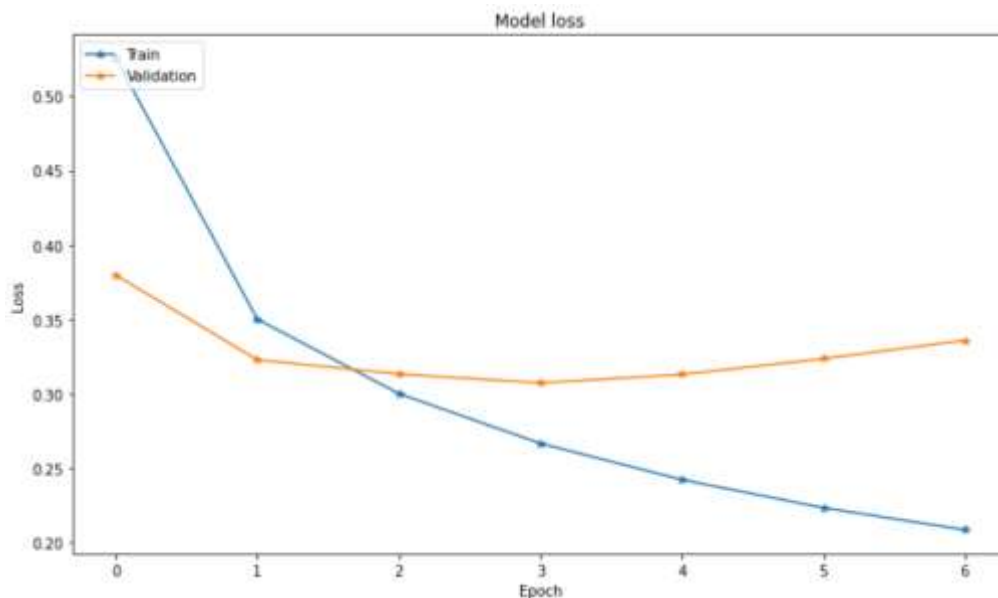


Рисунок 7.26 – графік втрат при навчання моделі гібридної нейронної мережі 64-128 фільтрів CNN

Було визначено криву ROC, базуючись на обрахованих параметрах TPR та FPR, що зображено на рисунку 7.27.

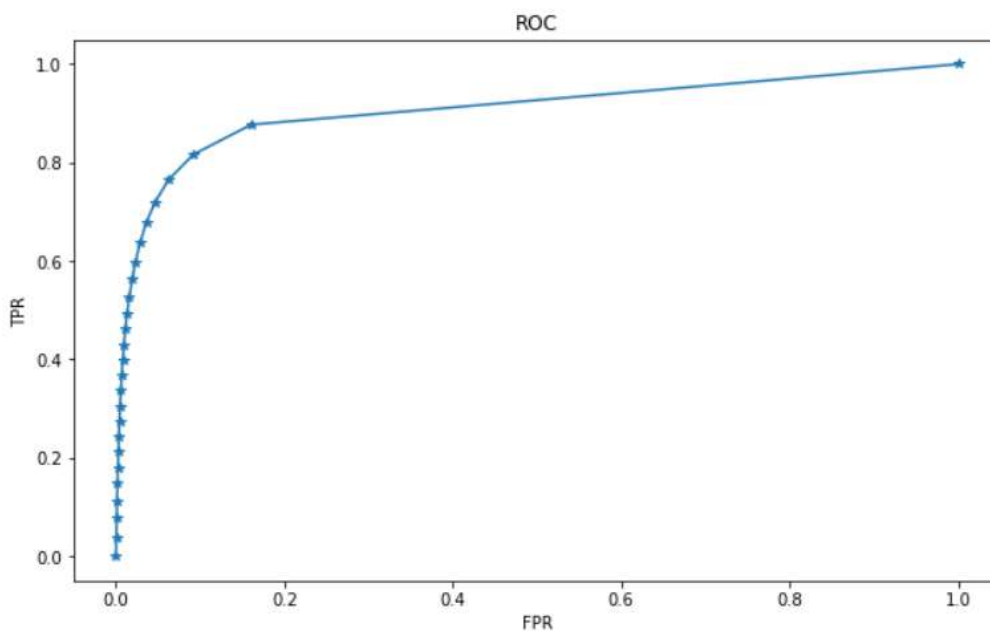


Рисунок 7.27 – графік ROC-кривої при навчання моделі гібридної нейронної мережі 64-128 фільтрів CNN

Приклад нейронної мережі на даних з набору QTDB зображено на рисунку 7.28.

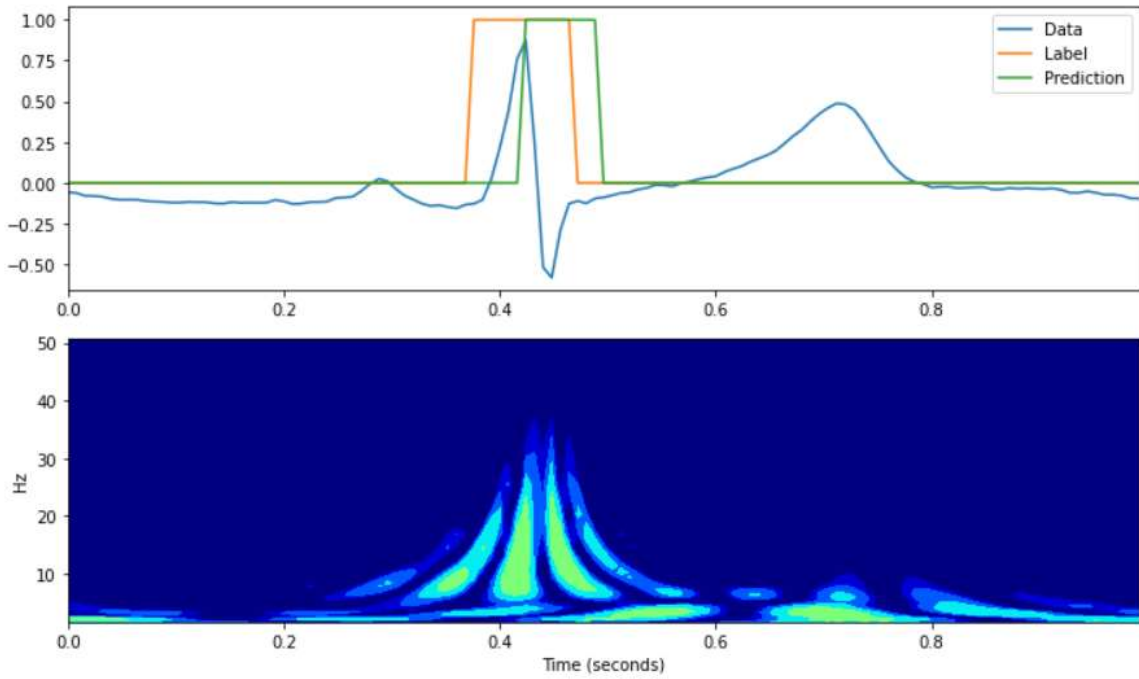


Рисунок 7.28

Приклад нейронної мережі на даних з набору МІТ-ВІН зображено на рисунку 7.29.

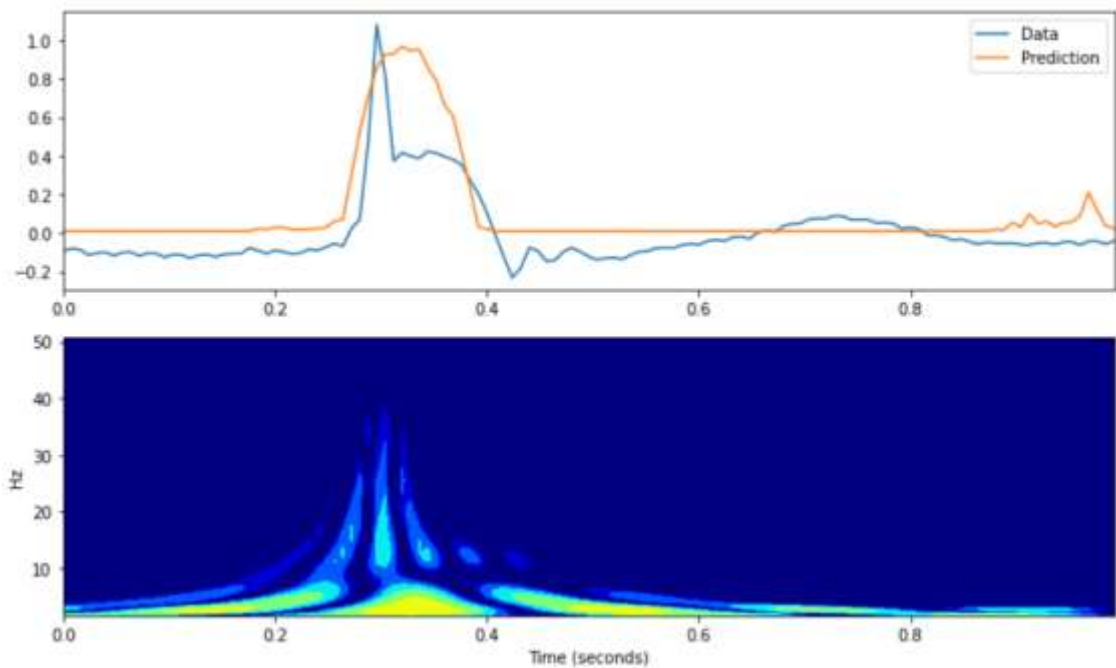


Рисунок 7.29 - Приклад нейронної мережі на даних з набору МІТ-ВІН

Приклад нейронної мережі на даних з набору MAWI зображено на рисунку 7.30.

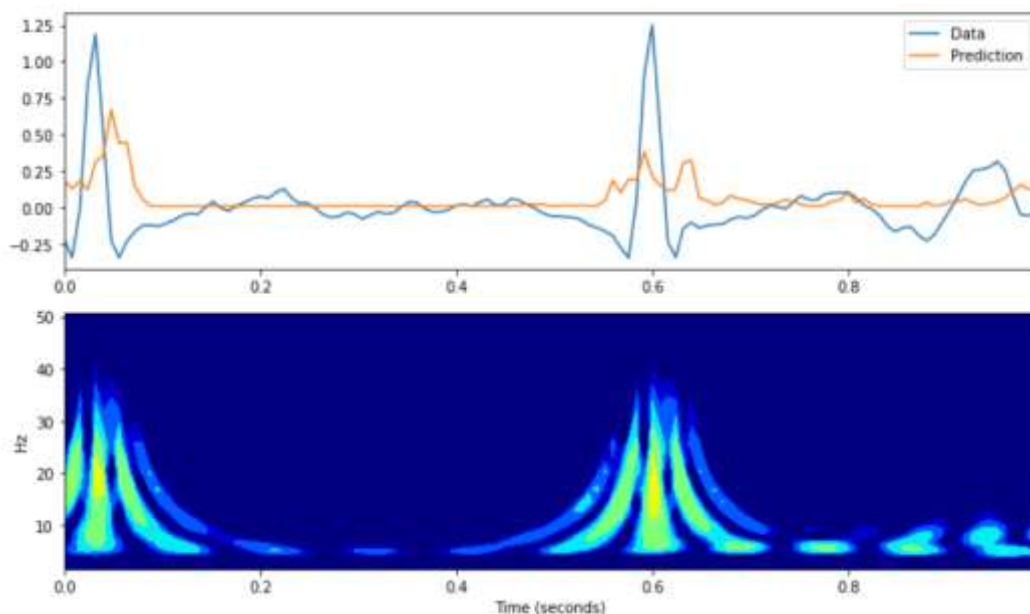


Рисунок 7.30 - Приклад нейронної мережі на даних з набору MAWI

7.3 Порівняння отриманих результатів

Оскільки всі розглянуті мережі були тим чи іншим чином навчені на наборі даних QTDB, то їхні параметри роботи можна було б звести до однієї загальної таблиці 7.6.

Таблиця 7.6 - параметри роботи даних QTDB

	RNet	2D CNN+LSTM (1 шар)	2D CNN+LSTM (2 шари)	2D CNN+LSTM (3 шари)	64-128 фільтрів CNN
F1 оцінка	0.9366	0.7210	0.7891	0.7984	0.5236
Точність	0.9378	0.9424	0.954	0.9577	0.8992
TPR	0.9355	0.7178	0.8145	0.8084	0.5336
FPR	0.0131	0.0316	0.0299	0.0299	0.05884

Згідно з оглядом літератури за останні 10 років щодо алгоритмів виявлення конкретних точок ЕКГ, виявляється перевага підходів, заснованих на нейронних мережах, порівняно з класичними математичними методами [16]. Результати оцінки таких нейронних підходів представлені в таблиці 7.7.

Таблиця 7.7- Результати оцінки нейронних підходів

Автори	Архітектура НМ	Набір даних	Чутливість	PPR	Анотація
Xiang Y., [17]	2-вхідна 1D CNN	MIT-BIH	0.9986	0.9989	QRS визначення на сирому сигналі ЕКГ
Jun T. J., Nguyen H. [18]	2D CNN	MIT-BIH	0.9785	0.9855	QRS визначення та класифікація серцебиття
Abrishami H., Han C., [19]	Двох направлена RNN з шарами LSTM	QTDB	0.98	-	QRS сегментація
Yildirim Ö. [20]	Двох направлена RNN з шарами LSTM та додатковим Вейвлет перетворенням	MIT-BIH	0.9939	-	QRS визначення та класифікація серцебиття

Ваш аналіз стосовно впливу глибшої архітектури готових рішень на точність та оцінку F1 порівняно з власноруч розробленими моделями висвітлює декілька ключових аспектів.

Обмеження в ресурсах:

Збільшення кількості тренувальних параметрів може призвести до значного збільшення ресурсозатрат, що не завжди доступно для всіх обчислювальних систем. Готові рішення можуть використовувати потужні обчислювальні ресурси, що дає їм можливість ефективно опрацьовувати більше параметрів і отримувати більш складні моделі.

Обмеження в часі:

Збільшення кількості епох тренування може покращити якість моделі, але це супроводжується збільшенням часу тренування. Як ви правильно вказали, це може бути обтяжливим, особливо на обчислювальних системах з обмеженими ресурсами. Готові рішення, які можуть користуватися потужними серверами чи графічними процесорами, можуть бути менш обмеженими в цьому відношенні.

Аналіз впливу різних шарів та їх кількості:

Власні розроблені моделі дають можливість провести аналіз впливу різних архітектурних параметрів, таких як кількість шарів, на результат. Це важливий аспект для подальшого оптимізації та збалансування рішення між точністю та ресурсозатратами.

В цілому, ваш підхід дозволяє вам краще розуміти та контролювати параметри моделі, що є важливим аспектом при розробці рішення в умовах обмежених ресурсів. Важливою перевагою є можливість здійснювати адаптацію та оптимізацію моделі відповідно до конкретних обмежень та вимог вашого проекту.

Висновки до розділу:

У розділі було розглянуто основні етапи обробки сигналу ЕКГ, такі як підготовка, фільтрування, розподіл на тренувальні та тестові набори даних, створення та навчання нейронної мережі, а також представлення результатів.

Автор провів порівняльний аналіз між власно розробленими моделями та готовими рішеннями, зауважуючи, що готові рішення, завдяки більш глибокій архітектурі, демонструють вищу точність та оцінку F1 у порівнянні з запропонованими у даній роботі. Автор вказує на декілька причин таких результатів, зокрема обмеження в ресурсах та обмеження в часі, що обумовлює обрану архітектуру.

Далі автор провів аналіз впливу різних шарів та їх кількості на результат, наголошуючи на можливості використання власно розроблених моделей для подальшого експериментування та покращення результатів.

У контексті гібридної нейронної мережі 2D CNN+LSTM автор вказує на позитивний вплив кількості шарів CNN на точність та оцінку F1, вказуючи на можливий розвиток у цьому напрямку для отримання ще кращих результатів. Відзначається, що використання LSTM шарів у власних моделях та готових рішеннях позитивно впливає на отримані результати.

Загалом, власні розроблені моделі показали задовільні результати при обмежених ресурсах, досягнувши найкращого можливого F1 score у 0.7984 та точності у 0.9577.

Дослідження також вказує на можливі напрямки для майбутніх покращень та розвитку, зокрема, збільшення ресурсів для отримання кращих результатів та подальшого експериментування з архітектурою моделей.

8 ЕКОНОМІЧНА ЧАСТИНА

Виконання науково-дослідної роботи завжди передбачає отримання певних результатів і вимагає відповідних витрат. Результати виконаної роботи завжди дають нам нові знання, які в подальшому можуть бути використані для удосконалення та/або розробки (побудови) нових, більш продуктивних зразків техніки, процесів та програмного забезпечення.

Дослідження на тему «Аналіз ЕКГ сигналів за допомогою нейронної мережі» може бути віднесено до фундаментальних і пошукових наукових досліджень і спрямоване на вирішення наукових проблем, пов'язаних з практичним застосуванням. Основою таких досліджень є науковий ефект, який виражається в отриманні наукових результатів, які збільшують обсяг знань про природу, техніку та суспільство, які розвивають теоретичну базу в тому чи іншому науковому напрямку, що дозволяє виявити нові закономірності, які можуть використовуватися на практиці.

Для цього випадку виконаємо такі етапи робіт:

- 1) здійснимо проведення наукового аудиту досліджень, тобто встановлення їх наукового рівня та значимості;
- 2) проведемо планування витрат на проведення наукових досліджень;
- 3) здійснимо розрахунок рівня важливості наукового дослідження та перспективності, визначимо ефективність наукових досліджень.

8.1 Оцінювання наукового ефекту

Основними ознаками наукового ефекту науково-дослідної роботи є новизна роботи, рівень її теоретичного опрацювання, перспективність, рівень розповсюдження результатів, можливість реалізації. Науковий ефект НДР на тему «Аналіз ЕКГ сигналів за допомогою нейронної мережі» можна охарактеризувати двома показниками: ступенем наукової новизни та рівнем теоретичного опрацювання.

Значення показників ступеня новизни і рівня теоретичного опрацювання науково-дослідної роботи в балах наведені в табл. 8.1 та 8.2.

Таблиця 8.1 – Показники ступеня новизни науково-дослідної роботи виставлені експертами

Ступінь новизни	Характеристика ступеня новизни	Значення ступеня новизни, бали		
		Експерти (ПІБ, посада)		
		1	2	3
Принципово нова	Робота якісно нова за постановкою задачі і ґрунтується на застосуванні оригінальних методів дослідження. Результати дослідження відкривають новий напрям в даній галузі науки і техніки. Отримані принципово нові факти, закономірності; розроблена нова теорія. Створено принципово новий пристрій, спосіб, метод	0	0	0
Нова	Отримана нова інформація, яка суттєво зменшує невизначеність наявних значень (по-новому або вперше пояснені відомі факти, закономірності, впроваджені нові поняття, розкрита структура змісту). Проведено суттєве вдосконалення, доповнення і уточнення раніше досягнутих результатів	53	56	50
Відносно нова	Робота має елементи новизни в постановці задачі і методах дослідження. Результати дослідження систематизують і узагальнюють наявну інформацію, визначають шляхи подальших досліджень; вперше знайдено зв'язок (або знайдено новий зв'язок) між явищами. В принципі відомі положення розповсюджені на велику кількість об'єктів, в результаті чого знайдено ефективне рішення. Розроблені більш прості способи для досягнення відомих результатів. Проведена часткова раціональна модифікація (з ознаками новизни)	0	0	0
Традиційна	Робота виконана за традиційною методикою. Результати дослідження мають інформаційний характер. Підтверджені або поставлені під сумнів відомі факти та твердження, які потребують перевірки. Знайдено новий варіант рішення, який не дає суттєвих переваг в порівнянні з існуючим	0	0	0
Не нова	Отримано результат, який раніше зафіксований в інформаційному полі, та не був відомий авторам	0	0	0
Середнє значення балів експертів		53,0		

Згідно отриманого середнього значення балів експертів ступінь новизни характеризується як нова, тобто отримана нова інформація, яка суттєво зменшує невизначеність наявних знань (по-новому або вперше пояснені відомі факти, закономірності, впроваджені нові поняття, розкрита структура змісту) та проведено суттєве вдосконалення, доповнення і уточнення раніше досягнутих результатів.

Таблиця 8.2 – Показники рівня теоретичного опрацювання науково-дослідної роботи виставлені експертами

Характеристика рівня теоретичного опрацювання	Значення показника рівня теоретичного опрацювання, бали		
	Експерт (ПІБ, посада)		
	1	2	3
Відкриття закону, розробка теорії	0	0	0
Глибоке опрацювання проблеми: багатоаспектний аналіз зв'язків, взаємозалежності між фактами з наявністю пояснень, наукової систематизації з побудовою евристичної моделі або комплексного прогнозу	60	65	60
Розробка способу (алгоритму, програми), пристрою, отримання нової речовини	0	0	0
Елементарний аналіз зв'язків між фактами та наявною гіпотезою, класифікація, практичні рекомендації для окремого випадку тощо	0	0	0
Опис окремих елементарних фактів, викладення досвіду, результатів спостережень, вимірювань тощо	0	0	0
Середнє значення балів експертів	61,7		

Згідно отриманого середнього значення балів експертів рівень теоретичного опрацювання науково-дослідної роботи характеризується як глибоке опрацювання проблеми: багатоаспектний аналіз зв'язків, взаємозалежності між фактами з наявністю пояснень, наукової систематизації з побудовою евристичної моделі або комплексного прогнозу.

Показник, який характеризує рівень наукового ефекту, визначаємо за формулою [2]:

$$E_{\text{нау}} = 0,6 \cdot k_{\text{нов}} + 0,4 \cdot k_{\text{теор}}, \quad (8.1)$$

де $k_{\text{нов}}$, $k_{\text{теор}}$ - показники ступеня новизни та рівня теоретичного опрацювання науково-дослідної роботи, $k_{\text{нов}} = 53,0$, $k_{\text{теор}} = 61,7$ балів;

0,6 та 0,4 – питома вага (значимість) показників ступеня новизни та рівня теоретичного опрацювання науково-дослідної роботи.

$$E_{\text{нау}} = 0,6 \cdot k_{\text{нов}} + 0,4 \cdot k_{\text{теор}} = 0,6 \cdot 53,0 + 0,4 \cdot 61,67 = 56,47 \text{ балів.}$$

Визначення характеристики показника $E_{нау}$ проводиться на основі висновків експертів виходячи з граничних значень, які наведені в табл. 8.3.

Таблиця 8.3 – Граничні значення показника наукового ефекту

Досягнутий рівень показника	Кількість балів
Високий	70...100
Середній	50...69
Достатній	15...49
Низький (помилкові дослідження)	1...14

Відповідно до визначеного рівня наукового ефекту проведеної науково-дослідної роботи на тему «Аналіз ЕКГ сигналів за допомогою нейронної мережі», даний рівень становить 56,47 балів і відповідає статусу - середній рівень. Тобто у даному випадку можна вести мову про потенційну фактичну ефективність науково-дослідної роботи.

8.2 Розрахунок витрат на здійснення науково-дослідної роботи

Витрати, пов'язані з проведенням науково-дослідної роботи на тему «Аналіз ЕКГ сигналів за допомогою нейронної мережі», під час планування, обліку і калькулювання собівартості науково-дослідної роботи групуємо за відповідними статтями.

8.2.1 Витрати на оплату праці

До статті «Витрати на оплату праці» належать витрати на виплату основної та додаткової заробітної плати керівникам відділів, лабораторій, секторів і груп, науковим, інженерно-технічним працівникам, конструкторам, технологам, креслярам, копіювальникам, лаборантам, робітникам, студентам, аспірантам та іншим працівникам, безпосередньо зайнятим виконанням конкретної теми, обчисленої за посадовими окладами, відрядними розцінками, тарифними ставками згідно з чинними в організаціях системами оплати праці.

Основна заробітна плата дослідників

Витрати на основну заробітну плату дослідників (Z_o) розраховуємо у відповідності до посадових окладів працівників, за формулою [2]:

$$Z_o = \sum_{i=1}^k \frac{M_{ni} \cdot t_i}{T_p}, \quad (8.2)$$

де k – кількість посад дослідників залучених до процесу досліджень;

M_{ni} – місячний посадовий оклад конкретного дослідника, грн;

t_i – число днів роботи конкретного дослідника, дн.;

T_p – середнє число робочих днів в місяці, $T_p=21$ дні.

$$Z_o = 17850,00 \cdot 21 / 21 = 17850,00 \text{ грн.}$$

Проведені розрахунки зведемо до таблиці.

Таблиця 8.4 – Витрати на заробітну плату дослідників

Найменування посади	Місячний посадовий оклад, грн	Оплата за робочий день, грн	Число днів роботи	Витрати на заробітну плату, грн
Керівник проекту	17850,00	850,00	21	17850,00
Інженер-дослідник нейронних мереж	16900,00	804,76	21	16900,00
Лікар-кардіолог вищої кваліфікації	15000,00	714,29	5	3571,43
Всього				38321,43

Основна заробітна плата робітників

Витрати на основну заробітну плату робітників (Z_p) за відповідними найменуваннями робіт НДР на тему «Аналіз ЕКГ сигналів за допомогою нейронної мережі» розраховуємо за формулою:

$$Z_p = \sum_{i=1}^n C_i \cdot t_i, \quad (8.3)$$

де C_i – погодинна тарифна ставка робітника відповідного розряду, за виконану відповідну роботу, грн/год;

t_i – час роботи робітника при виконанні визначеної роботи, год.

Погодинну тарифну ставку робітника відповідного розряду C_i можна визначити за формулою:

$$C_i = \frac{M_M \cdot K_i \cdot K_c}{T_p \cdot t_{зм}}, \quad (8.4)$$

де M_M – розмір прожиткового мінімуму працездатної особи, або мінімальної місячної заробітної плати (в залежності від діючого законодавства), прийmemo $M_M=6700,00$ грн;

K_i – коефіцієнт міжкваліфікаційного співвідношення для встановлення тарифної ставки робітнику відповідного розряду (табл. 8.2, додаток 1) [2];

K_c – мінімальний коефіцієнт співвідношень місячних тарифних ставок робітників першого розряду з нормальними умовами праці виробничих об'єднань і підприємств до законодавчо встановленого розміру мінімальної заробітної плати.

T_p – середнє число робочих днів в місяці, приблизно $T_p = 21$ дн;

$t_{зм}$ – тривалість зміни, год.

$$C_I = 6700,00 \cdot 1,10 \cdot 1,35 / (21 \cdot 8) = 59,22 \text{ грн.}$$

$$З_{pl} = 59,22 \cdot 6,45 = 381,99 \text{ грн.}$$

Таблиця 8.5 – Величина витрат на основну заробітну плату робітників

Найменування робіт	Тривалість роботи, год	Розряд роботи	Тарифний коефіцієнт	Погодинна тарифна ставка, грн	Величина оплати на робітника грн
Установка електронно-обчислювального обладнання	6,45	2	1,10	59,22	381,99
Підготовка робочого місця дослідника нейронних мереж	4,50	2	1,10	59,22	266,50
Всього					648,49

Додаткова заробітна плата дослідників та робітників

Додаткову заробітну плату розраховуємо як 10 ... 12% від суми основної заробітної плати дослідників та робітників за формулою:

$$З_{\text{дод}} = (З_o + З_p) \cdot \frac{H_{\text{дод}}}{100\%}, \quad (8.5)$$

де $H_{\text{дод}}$ – норма нарахування додаткової заробітної плати. Приймемо 11%.

$$З_{\text{дод}} = (38321,43 + 648,49) \cdot 11 / 100\% = 4286,69 \text{ грн.}$$

8.2.2 Відрахування на соціальні заходи

Нарахування на заробітну плату дослідників та робітників розраховуємо як 22% від суми основної та додаткової заробітної плати дослідників і робітників за формулою:

$$Z_n = (Z_o + Z_p + Z_{доо}) \cdot \frac{H_{zn}}{100\%} \quad (8.6)$$

де H_{zn} – норма нарахування на заробітну плату. Приймаємо 22%.

$$Z_n = (38321,43 + 648,49 + 4286,69) \cdot 22 / 100\% = 9516,46 \text{ грн.}$$

8.2.2 Сировина та матеріали

До статті «Сировина та матеріали» належать витрати на сировину, основні та допоміжні матеріали, інструменти, пристрої та інші засоби і предмети праці, які придбані у сторонніх підприємств, установ і організацій та витрачені на проведення досліджень за темою «Аналіз ЕКГ сигналів за допомогою нейронної мережі».

Витрати на матеріали на даному етапі проведення досліджень в основному пов'язані з використанням моделей елементів та моделювання роботи і досліджень за допомогою комп'ютерної техніки та створення експериментальних математичних моделей або програмного забезпечення, тому дані витрати формуються на основі витратних матеріалів характерних для офісних робіт.

Витрати на матеріали (M), у вартісному вираженні розраховуються окремо по кожному виду матеріалів за формулою:

$$M = \sum_{j=1}^n H_j \cdot C_j \cdot K_j - \sum_{j=1}^n B_j \cdot C_{ej}, \quad (8.7)$$

де H_j – норма витрат матеріалу j -го найменування, кг;

n – кількість видів матеріалів;

C_j – вартість матеріалу j -го найменування, грн/кг;

K_j – коефіцієнт транспортних витрат, ($K_j = 1,1 \dots 1,15$);

B_j – маса відходів j -го найменування, кг;

C_{ej} – вартість відходів j -го найменування, грн/кг.

$$M_1 = 1 \cdot 159,00 \cdot 1,02 - 0 \cdot 0 = 162,18 \text{ грн.}$$

Проведені розрахунки зведемо до таблиці.

Таблиця 8.6 – Витрати на матеріали

Найменування матеріалу, марка, тип, сорт	Ціна за 1 кг, грн	Норма витрат, кг	Величина відходів, кг	Ціна відходів, грн/кг	Вартість витраченого матеріалу, грн
USB Flesh-пам'ять Kingston 16 GB	159,00	1	0	0	162,18
Диск оптичний NewLine CD-RW	27,50	4	0	0	112,20
Канцелярське приладдя (набір офісного працівника)	194,00	3	0	0	593,64
Картридж для принтера Canon LBP6500	1128,00	1	0	0	1150,56
Органайзер офісний Calipso Office	157,00	3	0	0	480,42
Офісний папір Calipso Plus A4-500-80	214,00	3	0	0	654,84
Папір для записів Calipso Parers Light A5	113,00	4	0	0	461,04
Тека для паперів CALIPSO BOX	93,00	3	0	0	284,58
Всього					3899,46

8.2.3 Розрахунок витрат на комплектуючі

Витрати на комплектуючі (K_e), які використовують при проведенні НДР на тему «Аналіз ЕКГ сигналів за допомогою нейронної мережі» відсутні.

8.2.4 Спецустаткування для наукових (експериментальних) робіт

До статті «Спецустаткування для наукових (експериментальних) робіт» належать витрати на виготовлення та придбання спецустаткування необхідного для проведення досліджень, також витрати на їх проектування, виготовлення, транспортування, монтаж та встановлення.

Балансову вартість спецустаткування розраховуємо за формулою:

$$B_{\text{спеу}} = \sum_{i=1}^k C_i \cdot C_{\text{пр.і}} \cdot K_i, \quad (8.8)$$

де C_i – ціна придбання одиниці спецустаткування даного виду, марки, грн;

$C_{np.i}$ – кількість одиниць устаткування відповідного найменування, які придбані для проведення досліджень, шт.;

K_i – коефіцієнт, що враховує доставку, монтаж, налагодження устаткування тощо, ($K_i = 1, 10 \dots 1, 12$);

k – кількість найменувань устаткування.

$$B_{спец} = 43599,00 \cdot 1 \cdot 1,03 = 44906,97 \text{ грн.}$$

Отримані результати зведемо до таблиці:

Таблиця 8.7 – Витрати на придбання спецустаткування по кожному виду

Найменування устаткування	Кількість, шт	Ціна за одиницю, грн	Вартість, грн
Ноутбук ASUS VivoBook X509JP	1	43599,00	44906,97
Всього			44906,97

8.2.5 Програмне забезпечення для наукових (експериментальних) робіт

До статті «Програмне забезпечення для наукових (експериментальних) робіт» належать витрати на розробку та придбання спеціальних програмних засобів і програмного забезпечення, (програм, алгоритмів, баз даних) необхідних для проведення досліджень, також витрати на їх проектування, формування та встановлення.

Балансову вартість програмного забезпечення розраховуємо за формулою:

$$B_{прог} = \sum_{i=1}^k C_{инрг} \cdot C_{прог.i} \cdot K_i, \quad (8.9)$$

де $C_{инрг}$ – ціна придбання одиниці програмного засобу даного виду, грн;

$C_{прог.i}$ – кількість одиниць програмного забезпечення відповідного найменування, які придбані для проведення досліджень, шт.;

K_i – коефіцієнт, що враховує інсталяцію, налагодження програмного засобу тощо, ($K_i = 1, 10 \dots 1, 12$);

k – кількість найменувань програмних засобів.

$$B_{прог} = 5789,00 \cdot 1 \cdot 1,01 = 5846,89 \text{ грн.}$$

Отримані результати зведемо до таблиці:

Таблиця 8.8 – Витрати на придбання програмних засобів по кожному виду

Найменування програмного засобу	Кількість, шт	Ціна за одиницю, грн	Вартість, грн
Сховище даних PhysioNet	1	5789,00	5846,89
Програмне забезпечення Python 3 Google Compute Engine – Colab	1	2865,00	2893,65
Всього			8740,54

8.2.6 Амортизація обладнання, програмних засобів та приміщень

В спрощеному вигляді амортизаційні відрахування по кожному виду обладнання, приміщень та програмному забезпеченню тощо, розраховуємо з використанням прямолінійного методу амортизації за формулою:

$$A_{обл} = \frac{Ц_б}{T_е} \cdot \frac{t_{вик}}{12}, \quad (8.10)$$

де $Ц_б$ – балансова вартість обладнання, програмних засобів, приміщень тощо, які використовувались для проведення досліджень, грн;

$t_{вик}$ – термін використання обладнання, програмних засобів, приміщень під час досліджень, місяців;

$T_е$ – строк корисного використання обладнання, програмних засобів, приміщень тощо, років.

$$A_{обл} = (8210,00 \cdot 1) / (7 \cdot 12) = 97,74 \text{ грн.}$$

Проведені розрахунки зведемо до таблиці.

Таблиця 8.9 – Амортизаційні відрахування по кожному виду обладнання

Найменування обладнання	Балансова вартість, грн	Строк корисного використання, років	Термін використання обладнання, місяців	Амортизаційні відрахування, грн
Робоче місце дослідника нейронних мереж	8210,00	7	1	97,74
Пристрій виводу інформації	6850,00	5	1	114,17
Приміщення дослідної лабораторії	416500,00	30	1	1156,94
Персональний комп'ютер системи обчислення даних	42355,00	3	1	1176,53
Персональний комп'ютер інженера-дослідника нейронних мереж	29699,00	3	1	824,97
Пакет прикладного програмного забезпечення розробки	8526,00	3	1	236,83
Оргтехніка	8555,00	5	1	142,58
Всього				3749,77

8.2.7 Паливо та енергія для науково-виробничих цілей

Витрати на силову електроенергію (B_e) розраховуємо за формулою:

$$B_e = \sum_{i=1}^n \frac{W_{yi} \cdot t_i \cdot \Pi_e \cdot K_{\text{вн}i}}{\eta_i}, \quad (8.11)$$

де W_{yi} – встановлена потужність обладнання на визначеному етапі розробки, кВт;

t_i – тривалість роботи обладнання на етапі дослідження, год;

C_e – вартість 1 кВт-години електроенергії, грн; (вартість електроенергії визначається за даними енергопостачальної компанії), прийmemo $C_e = 7,50$ грн;

K_{eni} – коефіцієнт, що враховує використання потужності, $K_{eni} < 1$;

η_i – коефіцієнт корисної дії обладнання, $\eta_i < 1$.

$$B_e = 0,10 \cdot 160,0 \cdot 7,50 \cdot 0,95 / 0,97 = 120,00 \text{ грн.}$$

Проведені розрахунки зведемо до таблиці.

Таблиця 8.10 – Витрати на електроенергію

Найменування обладнання	Встановлена потужність, кВт	Тривалість роботи, год	Сума, грн
Робоче місце дослідника нейронних мереж	0,10	160,0	120,00
Пристрій виводу інформації	0,23	6,0	10,35
Персональний комп'ютер системи обчислення даних	0,25	160,0	300,00
Персональний комп'ютер інженера-дослідника	0,40	160,0	480,00
Оргтехніка	0,26	15,0	29,25
Ноутбук ASUS VivoBook X509JP	0,05	120,0	45,00
Всього			984,60

8.2.8 Службові відрядження

До статті «Службові відрядження» дослідної роботи на тему «Аналіз ЕКГ сигналів за допомогою нейронної мережі» належать витрати на відрядження штатних працівників, працівників організацій, які працюють за договорами цивільно-правового характеру, аспірантів, зайнятих розробленням досліджень, відрядження, пов'язані з проведенням випробувань машин та приладів, а також витрати на відрядження на наукові з'їзди, конференції, наради, пов'язані з виконанням конкретних досліджень.

Витрати за статтею «Службові відрядження» відсутні

8.2.9 Витрати на роботи, які виконують сторонні підприємства, установи і організації

Витрати за статтею «Витрати на роботи, які виконують сторонні підприємства, установи і організації» відсутні.

8.2.10 Інші витрати

До статті «Інші витрати» належать витрати, які не знайшли відображення у зазначених статтях витрат і можуть бути віднесені безпосередньо на собівартість досліджень за прямими ознаками.

Витрати за статтею «Інші витрати» розраховуємо як 50...100% від суми основної заробітної плати дослідників та робітників за формулою:

$$I_e = (Z_o + Z_p) \cdot \frac{H_{ie}}{100\%}, \quad (8.12)$$

де H_{ie} – норма нарахування за статтею «Інші витрати», прийmemo $H_{iv} = 50\%$.

$$I_e = (38321,43 + 648,49) \cdot 50 / 100\% = 19484,96 \text{ грн.}$$

8.2.11 Накладні (загальновиробничі) витрати

До статті «Накладні (загальновиробничі) витрати» належать: витрати, пов'язані з управлінням організацією; витрати на винахідництво та раціоналізацію; витрати на підготовку (перепідготовку) та навчання кадрів; витрати, пов'язані з набором робочої сили; витрати на оплату послуг банків; витрати, пов'язані з освоєнням виробництва продукції; витрати на науково-технічну інформацію та рекламу та ін.

Витрати за статтею «Накладні (загальновиробничі) витрати» розраховуємо як 100...150% від суми основної заробітної плати дослідників та робітників за формулою:

$$B_{нзв} = (Z_o + Z_p) \cdot \frac{H_{нзв}}{100\%}, \quad (8.13)$$

де $H_{нзв}$ – норма нарахування за статтею «Накладні (загальновиробничі) витрати», прийmemo $H_{нзв} = 100\%$.

$$B_{нзв} = (38321,43 + 648,49) \cdot 100 / 100\% = 38969,92 \text{ грн.}$$

Витрати на проведення науково-дослідної роботи на тему «Аналіз ЕКГ сигналів за допомогою нейронної мережі» розраховуємо як суму всіх попередніх статей витрат за формулою:

$$B_{заг} = Z_o + Z_p + Z_{дод} + Z_n + M + K_e + B_{спец} + B_{прг} + A_{обл} + B_e + B_{св} + B_{сп} + I_e + B_{нзв}. \quad (4.14)$$

$$B_{заг} = 38321,43 + 648,49 + 4286,69 + 9516,46 + 3899,46 + 0,00 + 44906,97 + 8740,54 + 3749,77 + 984,60 + 0,00 + 0,00 + 19484,96 + 38969,92 = 173509,29 \text{ грн.}$$

Загальні витрати ZB на завершення науково-дослідної (науково-технічної) роботи та оформлення її результатів розраховується за формулою:

$$ZB = \frac{B_{заг}}{\eta}, \quad (8.15)$$

де η - коефіцієнт, який характеризує етап (стадію) виконання науково-дослідної роботи, прийmemo $\eta=0,9$.

$$ZB = 173509,29 / 0,9 = 192788,10 \text{ грн.}$$

8.3 Оцінювання важливості та наукової значимості науково-дослідної роботи

Оцінювання та доведення ефективності виконання науково-дослідної роботи фундаментального чи пошукового характеру є достатньо складним процесом і часто базується на експертних оцінках, тому має вірогідний характер.

Для обґрунтування доцільності виконання науково-дослідної роботи на тему «Аналіз ЕКГ сигналів за допомогою нейронної мережі» використовується спеціальний комплексний показник, що враховує важливість, результативність роботи, можливість впровадження її результатів у виробництво, величину витрат на роботу.

Комплексний показник K_p рівня науково-дослідної роботи може бути розрахований за формулою:

$$K_p = \frac{I^n \cdot T_c \cdot R}{B \cdot t}, \quad (8.16)$$

де I – коефіцієнт важливості роботи. Приймемо $I=4$;

n – коефіцієнт використання результатів роботи; $n = 0$, коли результати роботи не будуть використовуватись; $n = 1$, коли результати роботи будуть використовуватись частково; $n = 2$, коли результати роботи будуть використовуватись в дослідно-конструкторських розробках; $n = 3$, коли результати можуть використовуватись навіть без проведення дослідно-конструкторських розробок. Прийmemo $n = 2$;

T_C – коефіцієнт складності роботи. Прийmemo $T_C = 3$;

R – коефіцієнт результативності роботи; якщо результати роботи плануються вище відомих, то $R = 4$; якщо результати роботи відповідають відомому рівню, то $R = 3$; якщо нижче відомих результатів, то $R = 1$. Прийmemo $R = 3$;

B – вартість науково-дослідної роботи, тис. грн. Прийmemo $B = 192788,10$ грн;

t – час проведення дослідження. Прийmemo $t = 0,08$ років, (1 міс.).

Визначення показників I , n , T_C , R , B , t здійснюється експертним шляхом або на основі нормативів [2].

$$K_p = \frac{I^n \cdot T_C \cdot R}{B \cdot t} = \frac{4^2 \cdot 3 \cdot 3}{192,8 \cdot 0,08} = 8,96.$$

Якщо $K_p > 1$, то науково-дослідну роботу на тему «Аналіз ЕКГ сигналів за допомогою нейронної мережі» можна вважати ефективною з високим науковим, технічним і економічним рівнем.

8.4 Висновок до розділу

Витрати на проведення науково-дослідної роботи на тему «Аналіз ЕКГ сигналів за допомогою нейронної мережі» складають 192788,10 грн. Відповідно до проведеного аналізу та розрахунків рівень наукового ефекту проведеної науково-дослідної роботи на тему «Аналіз ЕКГ сигналів за допомогою нейронної мережі» є середній, а дослідження актуальними, рівень доцільності виконання науково-дослідної роботи $K_p > 1$, що свідчить про потенційну ефективність з високим науковим, технічним і економічним рівнем.

9 ОХОРОНА ПРАЦІ ТА БЕЗПЕКА В НАДЗВИЧАЙНИХ СИТУАЦІЯХ

Українське законодавство покладає на всіх роботодавців обов'язок створити безпечні і нешкідливі умови праці для своїх працівників. Проте, проблема виробничого травматизму в Україні є надзвичайно актуальною, оскільки щорічно близько 50 тисяч осіб травмуються на робочих місцях, із них 1,5 тисячі втрачають життя, а понад 3,5 тисячі стикаються з професійними захворюваннями.

За думкою зарубіжних фахівців, які проводили дослідження в Україні в рамках програми Міжнародної організації праці (МОП), велика кількість нещасних випадків із смертельними наслідками може бути пояснена такими причинами: недостатньою підготовкою робітників і роботодавців з питань охорони праці, відсутністю належного контролю над безпекою на робочих місцях та дотриманням встановлених норм та повільним впровадженням на підприємствах засобів і пристроїв колективної безпеки.

Дослідження на тему «Аналіз ЕКГ сигналів за допомогою нейронної мережі» здійснювалося в приміщенні, яке обладнане комп'ютеризованими робочими місцями. На працівника, відповідно до Державних санітарних норм та правил «Гігієнічна класифікація праці за показниками шкідливості та небезпечності факторів виробничого середовища, важкості та напруженості трудового процесу», мали вплив такі небезпечні та шкідливі виробничі фактори:

1. Фізичні: підвищена запиленість та загазованість повітря робочої зони; підвищений рівень шуму на робочому місці; підвищена чи понижена вологість повітря; підвищений рівень статичної електрики; підвищений рівень електромагнітного випромінювання; недостатня освітленість робочої зони.

2. Психофізіологічні: розумове перевантаження; перенапруга аналізаторів; статичне перевантаження.

Відповідно до особливостей дослідження, визначимо технічні рішення щодо безпечного виконання роботи та технічні рішення з гігієни праці та виробничої санітарії у процесі аналізу ЕКГ сигналів за допомогою нейронної мережі.

9.1 Технічні рішення щодо безпечного виконання роботи

9.1.1. Обладнання приміщення та робочого місця

Перелік нормативно-правових актів, що так чи інакше регулюють питання організації робочого місця, обладнаного ПК, є досить широким. Обов'язки роботодавця щодо забезпечення працівникам комфортних та безпечних умов для здійснення роботи, а також права працівників на такі умови передбачено частиною 2 ст. 2 та ч. 1 ст. 21 КЗпП, а також ст. 13 Закону України «Про охорону праці». Даний закон визначає основні положення щодо реалізації конституційного права працівників на охорону їх життя і здоров'я у процесі трудової діяльності, на належні, безпечні і здорові умови праці, регулює за участю відповідних органів державної влади відносини між роботодавцем і працівником з питань безпеки, гігієни праці та виробничого середовища і встановлює єдиний порядок організації охорони праці в Україні. Більшість актів у даній сфері становлять акти підзаконного рівня, а саме, численні правила, інструкції, державні санітарні правила і норми (ДСанПН) тощо, якими врегульовуються окремі моменти щодо власне конструкції електронно-обчислювальної техніки, особливостей облаштування приміщень для роботи з нею та низки інших подібних вимог. Зокрема, це ДСанПН 3.3.2.007-98, ДСТУ 8604:2015, НПАОП 0.00-7.15-18 та інші.

Під час проведення дослідження на тему «Аналіз ЕКГ сигналів за допомогою нейронної мережі», де обробка отриманих даних здійснювалася за допомогою ПК, потрібно дотримуватися гігієнічних норм, правил і вимог безпеки при роботі з персональним комп'ютером. Конструкції всіх елементів робочого місця та їх взаємного розташування повинні відповідати ергономічним вимогам з урахуванням характеру і особливостей трудової діяльності. Робочі місця з персональними комп'ютерами слід так розташовувати відносно світлових прорізів, щоб природне світло падало збоку, переважно зліва.

Конструкція робочого столу має відповідати вимогам ергономіки і забезпечувати оптимальне розміщення на робочій поверхні використовуваного обладнання (дисплея, клавіатури, принтера) і документів. Висота поверхні робочого столу з комп'ютером має регулюватися в межах 680-800 мм, а ширині і

глибина – забезпечувати можливість виконання операцій у зоні досяжності моторного поля (рекомендовані розміри 600-1400 мм, глибина – 800-1000 мм).

Робочий стіл повинен мати простір для ніг заввишки не менше ніж 600мм, завширшки не менше ніж 500 мм, завглибшки (на рівні колін) не менше ніж 450 мм, на рівні простягнутої ноги – не менше ніж 650мм. Робочий стілець має бути підйомно-поворотним, регульованим за висотою, за кутом нахилу сидіння та спинки і за відстанню від спинки до переднього краю сидіння, поверхня сидіння має бути плоскою, передній край -заокругленим. Регулювання за кожним із параметрів має здійснюватися незалежно, легко і надійно фіксуватися. Для зниження статичного напруження м'язів верхніх кінцівок слід використовувати стаціонарні або змінні підлокітники завдовжки не менше ніж 250 мм, завширшки 50-70 мм, що регулюються за висотою над сидінням у межах 230-260 мм і відстанню між підлокітниками в межах 350-500мм. Поверхня сидіння і спинки стільця має бути напівм'якою з нековзним, повітронепроникним покриттям, що легко очиститься і не електризується.

Екран ПК має розташовуватися на оптимальній відстані від очей користувача, яка становить 600-700 мм, але не ближче ніж за 700 мм з урахуванням розміру літерно-цифрових знаків і символів. Розташування екрана має забезпечувати зручність зорового споглядання у вертикальній площині під кутом 30° до нормалі. Клавіатуру слід розташовувати на поверхні столу на відстані 100-300 мм від краю, звернутого до працюючого. У конструкції клавіатури має передбачатися опорний пристрій (виготовлений із матеріалу з високим коефіцієнтом тертя, що перешкоджає мимовільному її зсуву), який дає змогу змінювати кут нахилу поверхні клавіатури у межах $5-15^\circ$. Висота середнього рядка клавіш має не перевищувати 30 мм. Поверхня клавіатури має бути матовою з коефіцієнтом відбиття 0,4.

Таким чином, для того щоб дослідник, який працює з комп'ютерною технікою, меншою мірою втомлювався і зберігав високий рівень працездатності, потрібно раціонально організувати робоче місце.

9.2. Електробезпека приміщення

Досліджуване приміщення оснащено трьохфазною чотирьохпровідною мережею з нейтраллю, яка заземлена, і функціонує при напрузі 380/220 вольт. Згідно з Правилами улаштування електроустановок (ПУЕ), дане приміщення відноситься до категорії приміщень без підвищеної небезпеки. У цьому приміщенні сухий мікроклімат, мінімальний рівень пилу, та температурні параметри повітря відповідають нормам. Підлоги обладнані ізольованими покриттями і включають мінімальну кількість заземлених приладів.

Електротехнічне обладнання, включаючи апаратуру, кабелі та розподільні пристрої різних видів та напруги, відповідає всім вимогам для забезпечення безпечної експлуатації, як в звичайних умовах, так і в аварійних ситуаціях, таких як короткі замикання, перенапруги та перевантаження. Це забезпечує надійність та безпеку електричних систем у даному приміщенні, знижує ризик виникнення небезпечних ситуацій та забезпечує нормальну експлуатацію обладнання та освітлення.

Для забезпечення безпеки в даному приміщенні використані такі технічні заходи:

1. Забезпечено недоступність струмопровідних частин завдяки використанню прихованої проводки та розташуванню кабелів у спеціальних ринвах.

2. Забезпечено ізолювання струмопровідних частин за допомогою ізоляції, опір якої відповідає нормам. Також передбачено регулярний контроль та профілактику ізоляції для забезпечення її надійності.

3. Використана напруга освітлювальної мережі становить 220 В із заземленою нейтраллю.

Згідно з ПУЕ, безпека від ураження електричним струмом забезпечується за допомогою заземлення. У нормальних умовах роботи також передбачено використання ізоляційних пристроїв, огороження струмопровідних частин та використання низьких напруг. Особи, які обслуговують електроустановки, повинні використовувати індивідуальні засоби захисту, такі як спеціалізоване взуття та рукавиці. Засоби захисту повинні періодично перевірятися та захищатися від

механічних пошкоджень та впливу факторів, що можуть погіршити їх діелектричні властивості.

9.3. Технічні рішення з гігієни праці та виробничої санітарії

9.3.1 Мікроклімат

Дослідження на тему «Аналіз ЕКГ сигналів за допомогою нейронної мережі» здійснювалося за допомогою використання теоретичних методів дослідження та відповідного програмного забезпечення. Визначимо технічні рішення з гігієни праці та виробничої санітарії під час виконання цієї роботи.

Мікроклімат виробничого середовища значно впливає на фізичний стан людини та її працездатність протягом робочого дня. Такі показники, як температура, відносна вологість, швидкість руху повітря та теплове випромінювання нагрітих поверхонь є його характеристикою. Під час виконання трудових завдань людина вступає в теплову взаємодію з виробничим середовищем. Параметри мікроклімату для умов виконання дослідження (категорія Ia), визначені відповідно до ДСН 3.3.6.042-99 «Санітарні норми мікроклімату виробничих приміщень» і подані в таблиці 9.1.

Таблиця 9.1 – Параметри мікроклімату

Період року	Допустимі		
	t, °C	W, %	V, м/с
Теплий	22-28	55	0,1-0,2
Холодний	21-25	75	0,1

Для забезпечення необхідних за нормативами параметрів мікроклімату в приміщенні передбачено: централізована парова система опалення, системи припливно-витяжної вентиляції та регулярне провітрювання та систематичне вологе прибирання. Вимірювання показників мікроклімату на робочому місці дослідника дає підстави стверджувати, що вони знаходяться в межах допустимих значень.

9.4 Склад повітря робочої зони

З метою створення сприятливих умов для виробничої діяльності необхідно не тільки забезпечити комфортні метеорологічні умови, але й відповідну чистоту повітря. Чисте атмосферне повітря містить у собі наступні компоненти: азот (78,08%), кисень (20,94%), вуглекислий газ (0,04%), аргон та інші інертні гази (0,94%), а також водяну пару. Однак у процесі виробничої діяльності у повітряному середовищі приміщень можуть знаходитися різноманітні шкідливі речовини, які використовуються в технологічних процесах.

Гранично допустимі концентрації (ГДК) шкідливих речовин в повітрі робочої зони наведені в таблиці 9.2. Параметри іонного складу повітря на робочому місці, де використовується ПК, повинні відповідати нормам, які визначені в таблиці 9.3.

Таблиця 9.2 – Гранично допустимі концентрації шкідливих речовин в повітрі робочої зони.

Назва речовини	ГДК, мг/м ³		Клас небезпечності
	Максимально разова	Середньодобова	
Озон	0,16	0,03	1
Вуглекислий газ (CO ₂)	3	1	4
Пил нетоксичний	10	4	4

Таблиця 9.3 – Рівні іонізації повітря приміщень при роботі на ПК

Рівні	Кількість іонів в 1 см ³	
	n+	n-
Мінімально необхідні	400	600
Оптимальні	1500-3000	3000-5000
Максимально необхідні	50000	50000

Для забезпечення складу повітря робочої зони здійснюється видалення шкідливих речовин, що потрапляють у повітря робочої зони, за рахунок механічної вентиляції. Кількість пилу, що наявна в приміщенні, зменшується за допомогою систематичного вологого прибирання.

9.5. Виробниче освітлення

Зоровий апарат людини відіграє важливу роль у процесі праці. Успішність зорової роботи в значній мірі залежить від умов освітлення. Світло впливає не лише на функціонування органу зору, але й на загальний стан організму. При належному рівні освітлення поліпшується якість та швидкість виконання роботи, оскільки легше виявляти дефекти та недоліки. Встановлено пряму залежність працездатності від умов освітлення. Недостатнє освітлення призводить до збільшення напруги функцій зорового аналізатора, швидкої втомлюваності, головного болю та може спричинити виробничі травми.

Згідно ДБН В.2.5-28:2018 в приміщенні, де проводилося дослідження, необхідно застосувати систему комбінованого освітлення. Норми освітленості при штучному освітленні та КПО при природному та сумісному освітленні для роботи зазначені у таблиці 9.4:

Таблиця 9.4 - Норми освітленості в приміщенні

Характеристика зорової роботи	Найменший розмір об'єкта розрізнення	Розряд зорової роботи	Підрозряд зорової роботи	Контраст об'єкта розрізнення з фоном	Характеристика фона	Освітленість, лк		КПО, %			
						Штучне освітлення		Природне освітлення		Сумісне освітлення	
						Комбіноване	Загальне	Верхнє або верхнє і бокове	Бокове	Верхнє або верхнє і бокове	Бокове
Високої точності	0,3 -0,5	III	г	великий	світлий	700	300	5	2	3	1,2

Природне освітлення у досліджуваному приміщенні здійснюється через вікно, орієнтовані на північний схід. Штучне освітлення в приміщенні здійснюється системою загального рівномірного освітлення. Як джерела світла використовуються переважно люмінесцентні лампи типу ЛБ.

Для забезпечення нормованих значень освітленості у приміщенні двічі на рік здійснюється чищення віконного скла, раз в два місяці – очищення ламп від пилу та систематична заміна світильників, що перегоріли.

9.6. Виробничий шум

Виробничий процес у сучасних умовах часто супроводжується інтенсивним шумом та вібрацією, які негативно впливають на працездатність та здоров'я працівників. Механічні коливання вузлів і деталей призводять до коливань повітря, які сприймаються органами слуху людини як звуки. Сукупність різноманітних звуків за частотою та інтенсивністю, які викликають неприємні особисті відчуття, називається шумом. Вплив шуму на організм людини основним чином пов'язаний зі впровадженням нового, високопродуктивного обладнання та механізмів, з механізацією та автоматизацією виробничих процесів, а також переходом на високі швидкості в роботі верстатів та агрегатів. Джерелами шуму можуть бути двигуни, насоси, компресори, турбіни, пневматичні інструменти, молоти, дробарки, верстати та інші обладнання, що включає рухомі механізми та обертові деталі. Допустимі рівні звукового тиску та рівні звуку L_A для приміщення, де проводилося дослідження, наведені у таблиці 9.5.

Таблиця 9.5 – Допустимі рівні звукового тиску і рівні звуку для постійного шуму

Характер робіт	Допустимі рівні звукового тиску (дБ) в стандартизованих октавних смугах зі середньгеометричними частинами (Гц)									Допустимий рівень звуку, дБА
	32	63	125	250	500	1000	2000	4000	8000	
Виробничі приміщення	86	71	61	54	49	45	42	40	38	50

Для забезпечення допустимих параметрів шуму в приміщенні передбачено використання звукопоглинаючих матеріалів.

9.7. Виробничі випромінювання

До найбільш небезпечних виробничих випромінювань відносять: іонізуючі, ультрафіолетові і лазерні випромінювання. Під час виконання дослідження на тему «Аналіз ЕКГ сигналів за допомогою нейронної мережі» на працівника діє

електромагнітне випромінювання (ЕМВ), що створюється ПК. ЕМВ через свою негативну дію на генофонд і здоров'я людини підлягають гігієнічному нормуванню згідно з вимогами ДСанПіН 3.3.6.096-2002. Допустимі значення параметрів неіонізуючих електромагнітних випромінювань наведені в табл. 9.6.

Таблиця 9.6 - Допустимі значення параметрів неіонізуючих електромагнітних випромінювань

<i>Найменування параметра</i>	<i>Допустимі значення</i>
Напруженість електричної складової електромагнітного поля на відстані 50см від поверхні відеомонітора	10В / м
Напруженість магнітної складової електромагнітного поля на відстані 50см від поверхні відеомонітора	0,3 А / м
Напруженість електростатичного поля не повинна перевищувати: для дорослих користувачів для дітей дошкільних установ і що вчаться середніх спеціальних і вищих навчальних закладів	20кВ / м 15кВ / м

Для забезпечення безпеки від дії ЕМВ використовують такі заходи:

1. Організаційні заходи: організація робочих місць, оптимальне розміщення технологічного устаткування, розробка гігієнічно-обґрунтованих режимів праці та відпочинку, зменшення часу перебування у зоні опромінення.
2. Технічні заходи: віддалення робочого місця від джерела випромінювання.
3. Лікувально-профілактичні заходи: періодичні медогляди.

9.8 Психофізіологічні фактори

Кожна професія встановлює певні вимоги до психічних властивостей та стану здоров'я працівників. При цьому розглядають темперамент, характер, рівень уважності, здатність до сприйняття, пам'ять, мислення, емоційну стійкість, психомоторику, освіту, досвід, виховання та стан здоров'я. Ці фактори визначають здібності людини, регулюють міжособистісні відносини та впливають на її поведінку та прийняття рішень в конкретному професійному контексті. Оцінка психофізіологічних факторів під час виконання дослідження на тему «Аналіз ЕКГ сигналів за допомогою нейронної мережі» проводилася відповідно до Гігієнічної класифікацією праці за показниками шкідливості та небезпечності факторів виробничого середовища, важкості та напруженості трудового процесу.

Загальні енергозатрати організму: до 174 Вт.

Стереотипні робочі рухи (кількість за зміну): до 40 000.

Робоча поза: вільна зручна поза, можливість зміни пози («сидячи – стоячи») за бажанням працівника; перебування в позі «стоячи» до 40% часу зміни.

Нахили тулуба (вимушені, більше 30°), кількість за зміну: до 50 раз.

Класи умов праці за показниками напруженості праці:

Інтелектуальні навантаження:

– зміст роботи – творча діяльність, що вимагає вирішення складних завдань за відсутності алгоритму;

– сприймання інформації та їх оцінка – сприймання сигналів з наступним порівнянням фактичних значень параметрів з їх номінальними значеннями.

Заключна оцінка фактичних значень параметрів;

– розподіл функцій за ступенем складності завдання – обробка, виконання завдання та його перевірка.

Сенсорні навантаження:

– зосередження (% за зміну) – до 5-75%;

– щільність сигналів (звукові за 1 год) – до 150;

– навантаження на слуховий аналізатор (%) – розбірливість слів та сигналів від 50 до 80 %;

– спостереження за екранами відеотерміналів (годин на зміну) – 4-6 год.

– навантаження на голосовий апарат (протягом тижня) – від 16 до 20.

Емоційне навантаження:

ступінь відповідальності за результат своєї діяльності – є відповідальним за функціональну якість основної роботи; Ступінь ризику для власного життя – вірогідний;

Режим праці:

– тривалість робочого дня – більше 8 год;

– змінність роботи – однозмінна (без нічної зміни).

За зазначеними показниками важкості та напруженості праці, робота, яка виконується належить до допустимого класу умов праці (напруженість праці середнього ступеня).

Високі дози радіації, отримані від контакту з радіоактивними матеріалами, становлять загрозу для будь-яких живих організмів. Радіоактивне опромінення клітин змінює їхню здатність відновлюватися, що може призвести до загибелі, пошкодження або неправильного відновлення. Внаслідок радіаційного впливу у людини порушуються життєві функції органів кровотворення, нервової системи, шлунково-кишкового тракту. Залежно від дози опромінення, проникаючої радіації чи радіоактивних речовин загальна гамма зовнішнього опромінення спричиняє у людей і тварин гостру променевою хворобу, яка може бути від легкого до надзвичайно важкого ступеня.

У зоні особливого ризику опиняються люди, що працюють у пов'язаних із радіацією сферах: лікарі, що займаються променевою терапією, екіпажі літаків, які піддаються впливу космічного випромінювання, працівники ядерної галузі.

Для захисту працівників від забруднень радіоактивними речовинами та запобігання їх потраплянню всередину організму застосовуються засоби захисту від радіації. Важливо, щоб працівники, які виконують роботи з радіоактивними речовинами, перебували під постійним медичним наглядом, використовувати прилади індивідуального дозиметричного контролю (універсальні радіометри) для своєчасного виявлення і вимірювання рівня випромінювання, дотримуватися вимог безпеки праці.

Під час організації захисту від зовнішнього іонізуючого опромінювання при роботах із закритими джерелами випромінювання, тобто такими, які виключають можливість потрапляння радіоактивних речовин у навколишнє середовище, передусім необхідно не допустити переопромінення працівників. Основним способами захисту від цього є:

- зменшення активності джерела, з яким контактують працівники під час конкретного технологічного процесу – досягається шляхом використання речовин із меншою активністю;

- зменшення часу контакту з джерелом випромінювання – досягається шляхом вдосконалення організації робіт і технологічного виробничого процесу та проведення попередніх тренінгів працівників;

– збільшення відстані між людиною і джерелом – використовується, як правило, при контакті з точковим джерелом випромінювання шляхом використання дистанційних універсальних маніпуляторів та інших автоматизованих пристроїв;

– розташування між людиною і джерелом захисного екрану (стаціонарного, пересувного, розбірного, настільного тощо), тобто пристрою, який зменшує інтенсивність випромінювання до безпечного рівня.

Для захисту шкіри від забруднень радіоактивними речовинами та запобігання їх попаданню всередину організму, захисту від альфа і бета-випромінювання передусім застосовуються засоби індивідуального захисту від радіації (ЗІЗ від радіації). Засоби захисту від радіації використовуються у тих випадках, коли інші заходи недостатньо ефективні: при переході через зони збільшеної інтенсивності випромінювання, при ремонтних та налагоджувальних роботах у аварійних ситуаціях, під час короткочасного контролю та при зміні інтенсивності опромінення.

9.9. Розрахунок коефіцієнта протирадіаційного захисту приміщення першого поверху

Оскільки приміщення, для якого проводитимемо розрахунок, знаходиться на першому поверсі будівлі, коефіцієнт протирадіаційного захисту розраховуватимемо за формулою:

$$K_3 = \frac{0,65 \times K_1 \times K_{CT}}{(1 - K_{III})(K_0 \times K_{CT} + 1) K_M}$$

Початкові дані:

1. Несучі стіни будинку з цегли (51 см), маса $1 \text{ м}^2 - 725 \text{ кг}$;
2. Подвійні перегородки (240 см), маса $1 \text{ м}^2 - 180 \text{ кг}$;
3. Перегородки з газоблоку (10 см), маса $1 \text{ м}^2 - 90 \text{ кг}$;
4. Маса 1 м^2 міжповерхового перекриття – 600 кг/м^2 .
5. Площа віконних прорізів: В2 – $2,4 \text{ м}^2$; В3 – $3,36 \text{ м}^2$; ВТ11 – $5,76 \text{ м}^2$.
6. Площа дверних прорізів: 3 – $1,9 \text{ м}^2$; 17 – $2,1 \text{ м}^2$.
7. Висота підвіконників – $0,8 \text{ м}$;
8. Площа підлоги для розрахунку приміщення – $63,42 \text{ м}^2$.

9. Висота приміщення – 2,7 м;

10. Плоскі кути:

Кут $\alpha_1 = 120^\circ$. Проти кута розташовані:

- стіна з цегли (51 см) площею $29,7 \text{ м}^2$ з прорізом площею $8,16 \text{ м}^2$.

Кут $\alpha_2 = 60^\circ$. Проти кута розташовані:

- стіна з цегли (51 см) площею $17,55 \text{ м}^2$;
- подвійна перегородка (24 см) площею $17,55 \text{ м}^2$;
- 2 перегородки (10 см) площею $17,55 \text{ м}^2$.

Кут $\alpha_3 = 120^\circ$. Проти кута розташовані:

- стіна з цегли (51 см) площею $29,7 \text{ м}^2$ з прорізом площею 3 м^2 ;
- стіна з цегли (51 см) площею $29,7 \text{ м}^2$ з прорізом площею $13,62 \text{ м}^2$.

Кут $\alpha_4 = 60^\circ$. Проти кута розташовані:

- стіна з цегли (51 см) площею $17,55 \text{ м}^2$;
- перегородка (10 см) площею $17,55 \text{ м}^2$.

Визначаємо приведені маси стін і перегородок, розташованих проти плоских кутів.

Кут $\alpha_1 = 120^\circ$.

Зведена маса стіни з цегли (51 см) площею $29,7 \text{ м}^2$ з прорізом площею $8,16 \text{ м}^2$

$$\alpha_{\text{ст}} = \frac{8,16}{29,7} = 0,27, G_{\text{пр}} = 725(1 - 0,27) = 525,8 \text{ (кг/м}^2\text{)}.$$

Сумарна зведена маса стін плоского кута α_1

$$G_{\Sigma}^1 = 525,8 \text{ (кг/м}^2\text{)}.$$

Кут $\alpha_2 = 60^\circ$.

Зведена маса стіни з цегли (51 см) площею $17,55 \text{ м}^2$

$$G_{\text{пр}} = 725 \text{ (кг/м}^2\text{)}.$$

Зведена маса подвійної перегородки (24 см) площею $17,55 \text{ м}^2$

$$G_{\text{пр}} = 180 \text{ (кг/м}^2\text{)}.$$

Зведена маса 2-х перегородок (10 см) площею $17,55 \text{ м}^2$

$$G_{\text{пр}} = 2 \times 90 = 180 \text{ (кг/м}^2\text{)}.$$

Сумарна приведена маса стін плоского кута α_2

$$G_{\Sigma}^2 = 725 + 180 + 180 = 1085 \text{ (кг/м}^2\text{)}.$$

Кут $\alpha_3=120^\circ$.

Зведена маса стіни з цегли (51 см) площею $29,7 \text{ м}^2$ з прорізом площею 3 м^2

$$\alpha_{\text{ст}} = \frac{3}{29,7} = 0,1, G_{\text{пр}} = 725(1 - 0,1) = 652,5 \text{ (кг/м}^2\text{)}.$$

Зведена маса стіни з цегли (51 см) площею $29,7 \text{ м}^2$ з прорізом площею $13,62 \text{ м}^2$

$$\alpha_{\text{ст}} = \frac{13,62}{29,7} = 0,46, G_{\text{пр}} = 725(1 - 0,46) = 391,5 \text{ (кг/м}^2\text{)}.$$

Сумарна приведена маса стін плоского кута α_3

$$G_{\Sigma}^3 = 652,5 + 391,5 = 1044 \text{ (кг/м}^2\text{)}.$$

Кут $\alpha_4=60^\circ$.

Зведена маса стіни з цегли (51 см) площею $17,55 \text{ м}^2$

$$G_{\text{пр}} = 725 \text{ (кг/м}^2\text{)}.$$

Зведена маса перегородки (10 см) площею $17,55 \text{ м}^2$

$$G_{\text{пр}} = 90 \text{ (кг/м}^2\text{)}.$$

Сумарна приведена маса стін плоского кута α_4

$$G_{\Sigma}^4 = 725 + 90 = 815 \text{ (кг/м}^2\text{)}.$$

Сумарні приведені маси стін і перегородок

$$G_{\Sigma}^1 = 525,8 \text{ (кг/м}^2\text{)}; G_{\Sigma}^2 = 1085 \text{ (кг/м}^2\text{)};$$

$$G_{\Sigma}^3 = 1044 \text{ (кг/м}^2\text{)}; G_{\Sigma}^4 = 815 \text{ (кг/м}^2\text{)}.$$

Другий і третій кути, проти яких розташовані стіни і перегородки сумарною масою більше 1000 кг/м^2 , при визначенні коефіцієнта K_1 , що враховує долю радіації після послаблення зовнішніми і внутрішніми стінами, виключаються, тоді

$$K_1 = \frac{360}{36 + \sum \alpha_i} = \frac{360}{36 + 180} = 1,67.$$

За мінімальною сумарною масою стін $G_{\Sigma}^1 = 525,8 \text{ (кг/м}^2\text{)}$ визначаємо коефіцієнт $K_{\text{ст}}=38,5$.

За шириною будівлі визначаємо коефіцієнт, який враховує долю розсіювання випромінювання $K_{\text{ш}}=0,04$ (висота приміщення складає $2,7 \text{ м}$).

Коефіцієнт K_0 , що враховує зниження поглинальної здатності зовнішніх стін за рахунок наявності в них віконних і дверних прорізів та проникнення в приміщення вторинного випромінювання, з врахуванням висоти від підлоги до вікон $0,8 \text{ м}$ розрахуємо

$$K_0 = 0,8 \frac{S_0}{S_{II}} = 0,8 \frac{8,16}{63,42} = 0,1,$$

де $S_0 = 8,16 \text{ м}^2$ – площа віконних перерізів приміщення; $S_{II} = 63,42 \text{ м}^2$ – площа підлоги приміщення.

Коефіцієнт, що враховує зниження дози радіації в будівлі, розташованій в районі забудови, від екранувальної дії сусідніх споруд $K_M=0,55$.

Отже коефіцієнт протирадіаційного захисту приміщення

$$K_3 = \frac{0,65 \times K_1 \times K_{CT}}{(1 - K_{III})(K_0 \times K_{CT} + 1) K_M} = \frac{0,65 \times 1,67 \times 38,5}{(1 - 0,04)(0,1 \times 38,5 + 1) 0,55} = 16,3.$$

Розрахований коефіцієнт радіаційного захисту вказує на можливість перебування людей в даному приміщенні в разі виникнення радіаційного забруднення, тому для його використання в такій ситуації необхідно забезпечити наявність та фільтровентиляційної системи та можливість герметизації приміщення. В іншому випадку необхідно здійснити укриття людей в інших захисних спорудах або евакуювати їх в безпечні райони.

ВИСНОВКИ

Дана магістерська кваліфікаційна робота присвячена теоретичному та практичному порівнянню застосування багат шарових нейронних мереж для вилучення ознак сигналу ЕКГ та його дешифровки. У ході дослідження були вивчені взаємозв'язки між проходженням імпульсу через серце та ознаками на електрокардіограмі, виглядом ЕКГ ознак та станом здоров'я, а також основні поняття теорії нейронних мереж.

Другий розділ містить аналіз існуючих наборів даних, таких як QTDB, MIT-BIH та MAWI, які задовольняють умови для використання під час навчання та тестування нейронної мережі відповідно.

Третій розділ розглядає вторинні алгоритми обробки ЕКГ сигналу, такі як аналіз Фур'є, Вейвлет-аналіз та аналіз незалежних компонент. Швидкий аналіз Фур'є показав найкращу продуктивність для дослідження ЕКГ-сигналу.

Після аналізу алгоритмів обробки сигналу, було проведено дослідження процесу вилучення ознак сигналу ЕКГ для визначення оптимальної стратегії представлення сигналу як числового масиву.

У п'ятому розділі досліджено опубліковані рішення в області глибокого навчання для дешифровки ЕКГ, визначено, що архітектура нейронної мережі CNN є найпродуктивнішою.

Наступним етапом було запропонування власних моделей нейронних мереж та їх порівняння з вже існуючими. У сьомому розділі представлена програмна реалізація розроблених моделей та їх порівняння з існуючими, досягнуто результату з максимальною f1 оцінкою в 0.7984 та точністю 0.9577.

Далі було здійснено опис ідеї динамічної зміни глибини нейронної мережі залежно від наявних ресурсів, збалансовуючи точність та швидкість обробки. Ідея-стартап розглядається з точки зору конкурентоспроможності, стратегії ринку та цільової аудиторії.

Дослідження внесло новаторський внесок у сферу аналізу сигналу ЕКГ за допомогою глибокого навчання, представляючи залежність глибини мережі та точності результатів, а також вплив різних архітектур на якість даних. Робота відкриває можливості для подальших досліджень, зокрема визначення оптимальної кількості ресурсів та згорткових шарів для найефективнішої обробки сигналу з найкращою точністю.

ПЕРЕЛІК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Ebrahimi, Zahra & Loni, Mohammad & Daneshtalab, Masoud & Gharehbaghi, Arash. (2020). A Review on Deep Learning Methods for ECG Arrhythmia Classification. *Expert Systems with Applications: X*. 7. 100033. 10.1016/j.eswax.2020.100033.
2. W. Cai and D. Hu, "QRS Complex Detection Using Novel Deep Learning Neural Networks," in *IEEE Access*, vol. 8, pp. 97082-97089, 2020, doi: 10.1109/ACCESS.2020.2997473.
3. H. Abrishami, M. Campbell, C. Han, R. Czosek and X. Zhou, "P-QRS-T localization in ECG using deep learning," 2018 IEEE EMBS International Conference on Biomedical & Health Informatics (BHI), 2018, pp. 210-213, doi: 10.1109/BHI.2018.8333406.
4. Wagner, P., Strodthoff, N., Bousseljot, R., Samek, W., & Schaeffter, T. (2020). PTB-XL, a large publicly available electrocardiography dataset (version 1.0.1). *PhysioNet*. <https://doi.org/10.13026/x4td-x982>.
5. Laguna P, Mark RG, Goldberger AL, Moody GB. A Database for Evaluation of Algorithms for Measurement of QT and Other Waveform Intervals in the ECG. *Computers in Cardiology* 24:673-676 (1997).
6. Moody GB, Mark RG. The impact of the MIT-BIH Arrhythmia Database. *IEEE Eng in Med and Biol* 20(3):45-50 (May-June 2001). (PMID: 11446209)
7. Малоштан Л.М., Рядних О.К., Жегунова Г.П. та ін. *Фізіологія з основами анатомії людини: Підруч. / За ред. Л.М. Малоштан. — Х., 2003.*
8. Crawford M.H., Bernstein S.J., Deedwania P.C. et al. (1999) ACC/AHA guidelines for ambulatory electrocardiography: executive summary and recommendations, a report of the American College of Cardiology. American Heart Association Task Force on Practice Guidelines (Committee to Revise the Guidelines for Ambulatory Electrocardiography). *Circulation*; 100, 886-893.
9. Automatic diagnosis of cardiovascular disorders by sub images of the ECG signal using multi-feature extraction methods and randomized neural network, 2021, *Biomedical Signal Processing and Control*

10. I. Beraza and I. Romero. "Comparative study of algorithms for ECG segmentation", *Biomedical Signal Processing and Control*, vol.34, Apr.2017, pp. 166-173
11. IEC 60601-2-47:2012, Medical electrical equipment - Part 2-47: Particular requirements for the basic safety and essential performance of ambulatory electrocardiographic systems. International Standard: TC 62/SCb 62D - Electromedical equipment
12. N. Li and P. Li, "A Switching Method Based on FD and WTMM for ECG Signal Real-Time Feature Extraction," 2009, pp. 828-830
13. Vijayarangan, Sricharan & R, Vignesh & Murugesan, Balamurali & Sp, Preejith & Joseph, Jayaraj & Sivaprakasam, Mohansankar. (2020). RPnet: A Deep Learning approach for robust R Peak detection in noisy ECG. 2020. 345-348. 10.1109/EMBC44109.2020.9176084.
14. S. M. Shankaranarayana, K. Ram, K. Mitra, and M. Sivaprakasam, "Fully convolutional networks for monocular retinal depth estimation and optic disc-cup segmentation," *IEEE journal of biomedical and health informatics*, 2019
15. A. Borde, G. Kolokolnikov and V. Skuratov, "Development of Neural Network-Based Approach for QRS Segmentation," 2019 25th Conference of Open Innovations Association (FRUCT), 2019, pp. 77-84, doi: 10.23919/FRUCT48121.2019.8981524.
16. A.S. Borde "Intelligent decision support system in cardiology", *Russian Journal of Cardiology*, vol.23. no.10. Oct.2018, pp. 163a-163b.
17. Y. Xiang, L. Zhitao and M. Jianyi "Automatic QRS complex detection using two-level convolutional neural network", *Biomedical engineering online*, vol.17, no.13, Jan.2018.
18. T.J. Jun, H.M. Nguyen, D. Kang et al. "ECG arrhythmia classification using a 2-D convolutional neural network, Apr.2018.
19. H. Abrishami, C. Han, X. Zhou, et al. "Supervised ECG Interval Segmentation Using LSTM Neural Network", in *Proc. BIOCAMP Conf.*, 2018, pp. 71-77.

20. O. Yildirim “A novel wavelet sequence based on deep bidirectional LSTM network model for ECG signal classification”, Computers in biology and medicine, vol.96, May 2018, pp. 189-202.

21. Ovsienko B. The best R peak annotator (probably) [Електронний ресурс] / Bohdan Ovsienko – Режим доступу до ресурсу: <https://medium.com/@ovsienkobohtan/d8034df6e2e4>.

22. Козловський В.О. Техніко-економічне обґрунтування та економічні розрахунки в дипломних проектах та роботах. Навчальний посібник. – ВДТУ, 2003 – 75 с.

23. Методичні вказівки до практичних занять з дисципліни „Конструювання електронної апаратури”. / Є. Й. Волуєвич, Р. Ф. Лободзинська та ін. – Вінниця.: ВДТУ, 1997р. – 84 с.

24. Яншин А. А. Теоретические основы конструирования, технологии,

25. Волинець С.І., Грабчак О.В., Шеремета О.П. Проектування технологічних процесів формоутворення деталей в радіо апаратобудуванні. – В.: ВДТУ, 1998. – 108 с.

26. Гігієнічна класифікація праці ГН 3.3.5-8-6.6.1 2022 рік.

27. ДСН 3.3.6.042-99. Санітарні норми мікроклімату виробничих приміщень.

28. ДБН В.2.5-28-2018. Природне і штучне освітлення.

29. ДСН 3.3.6-037-99. Санітарні норми виробничого шуму, ультразвуку та інфразвуку.

30. ДСН 3.3.6.039-99. Державні санітарні норми виробничої та загальної вібрацій.

31. ПУЕ Правила улаштування електроустановок (перше переглянуте, перероблене, доповнене та адаптоване до умов України видання) 2017р.

32. Березюк О. В. Охорона праці. Підсумкова державна атестація спеціалістів, магістрів в галузях електроніки, радіотехніки, радіоелектронних апаратів та зв'язку : навчальний посібник / О. В. Березюк, М. С. Лемешев. – Вінниця : ВНТУ, 2017. – 104 с.

33. ДНАОП 0.00-1.21-98 Правила безпечної експлуатації електроустановок споживачів. – К. : Держнаглядохоронпраці, 1998. – 382 с.

34. ДБН В.2.5-27-2006. Захисні заходи електробезпеки в електроустановках будинків і споруд.

34. ДБН В.1.1.7-2002. Пожежна безпека об'єктів будівництва.

ДОДАТОК А

Модель 1 шар 2D CNN+LSTM:

```

model = Sequential()
model.add(Conv2D(filters=32, kernel_size=5, padding='same',
input_shape=X_train.shape[1:]))
model.add(Activation('relu'))
model.add(BatchNormalization())
model.add(MaxPooling2D(pool_size=(1, 4)))
model.add(Dropout(0.25))
model.add(TimeDistributed(Flatten()))
model.add(Bidirectional(LSTM(units=100, return_sequences=True, dropout=0.25)))
model.add(Bidirectional(LSTM(units=50, return_sequences=True, dropout=0.25)))
model.add(TimeDistributed(Dense(5, activation='relu')))
model.add(BatchNormalization())
model.add(Dropout(0.25))
model.add(TimeDistributed(Dense(2, activation='softmax')))
model.compile(
    loss='categorical_crossentropy',
    optimizer=Adam(),
    metrics=['accuracy'],
)

```

Модель 2 шари 2D CNN+LSTM:

```

model = Sequential()
model.add(Conv2D(filters=32, kernel_size=5, padding='same',
input_shape=X_train.shape[1:]))
model.add(Activation('relu'))
model.add(BatchNormalization())
model.add(MaxPooling2D(pool_size=(1, 4)))
model.add(Dropout(0.25))
model.add(Conv2D(filters=32, kernel_size=5, padding='same'))
model.add(Activation('relu'))

```

```

model.add(BatchNormalization())
model.add(MaxPooling2D(pool_size=(1, 4)))
model.add(Dropout(0.25))
model.add(TimeDistributed(Flatten()))
model.add(Bidirectional(LSTM(units=100, return_sequences=True, dropout=0.25)))
model.add(Bidirectional(LSTM(units=50, return_sequences=True, dropout=0.25)))
model.add(TimeDistributed(Dense(5, activation='relu')))
model.add(BatchNormalization())
model.add(Dropout(0.25))
model.add(TimeDistributed(Dense(2, activation='softmax')))
model.compile(
    loss='categorical_crossentropy',
    optimizer=Adam(),
    metrics=['accuracy'],
)

```

Модель 3 шари 2D CNN+LSTM:

```

model = Sequential()
model.add(Conv2D(filters=32, kernel_size=5, padding='same',
input_shape=X_train.shape[1:]))
model.add(Activation('relu'))
model.add(BatchNormalization())
model.add(MaxPooling2D(pool_size=(1, 4)))
model.add(Dropout(0.25))
model.add(Conv2D(filters=32, kernel_size=5, padding='same'))
model.add(Activation('relu'))
model.add(BatchNormalization())
model.add(MaxPooling2D(pool_size=(1, 3)))
model.add(Dropout(0.25))
model.add(Conv2D(filters=32, kernel_size=5, padding='same'))
model.add(Activation('relu'))
model.add(BatchNormalization())

```

```

model.add(MaxPooling2D(pool_size=(1, 4)))
model.add(Dropout(0.25))
model.add(TimeDistributed(Flatten()))
model.add(Bidirectional(LSTM(units=100, return_sequences=True, dropout=0.25)))
model.add(Bidirectional(LSTM(units=50, return_sequences=True, dropout=0.25)))
model.add(TimeDistributed(Dense(5, activation='relu')))
model.add(BatchNormalization())
model.add(Dropout(0.25))
model.add(TimeDistributed(Dense(2, activation='softmax')))
model.compile(
    loss='categorical_crossentropy',
    optimizer=Adam(),
    metrics=['accuracy'],
)

```

Модель 64-128 фільтрів CNN:

```

model = Sequential()
model.add(Conv2D(64, (3, 3), activation='relu', padding='same',
input_shape=X_train.shape[1:]))
model.add(Conv2D(64, (3, 3), activation='relu', padding='same'))
model.add(MaxPooling2D(pool_size=(1, 4)))
model.add(Conv2D(128, (3, 3), activation='relu', padding='same' ))
model.add(Conv2D(128, (3, 3), activation='relu', padding='same'))
model.add(MaxPooling2D(pool_size=(1, 4)))
model.add(TimeDistributed(Flatten()))
model.add(TimeDistributed(Dense(5, activation='relu')))
model.add(BatchNormalization())
model.add(Dropout(0.25))
model.add(TimeDistributed(Dense(2, activation='softmax')))
model.compile(
    loss='categorical_crossentropy',
    optimizer=Adam(),

```

```

    metrics=['accuracy'],
)

```

Функції обробки даних:

```

def remove_baseline(row, channel):
    data = row[channel]
    record_name = row['record_name']
    if data is None:
        return row
    baseline = np.ones(len(data))*np.nan
    for i in range(0, len(data)-N):
        center = get_linear_fit(data[i:i+N])
        baseline[int(i+N/2)] = center
    baseline_removed = data - baseline
    non_nan_inds = np.where(np.isfinite(baseline_removed))[0]
    baseline_removed = baseline_removed[non_nan_inds]
    row[channel] = baseline_removed
    data = data[non_nan_inds]
    return row

def get_cwt_coeff(row, channel):
    data = row[channel]
    record_name = row['record_name']
    if data is None:
        row['cwt_' + channel] = None
        return row
    print("Data: " , data)
    data = filtfilt(b, 1, data)
    print("Data filtfilt: ", data)
    data = data[0::2]
    print("Data 02", data)
    row[channel] = data
    wavelet = 'morl'

```

```

scales = np.arange(2,64) #this corresponds to ~1.5Hz - 50Hz
coefficients, frequencies = pywt.cwt(data=data, scales=scales, wavelet=wavelet,
sampling_period=1/125)
print("Coef: " , coefficients)
row['cwt_' + channel] = coefficients
return row
def get_windows(row, channel):
    record_name = row['record_name']
    print(record_name)
    if row[channel] is None: return []
    data = row[channel]
    coefficients = row['cwt_'+channel]
    windows = []
    for i in range(0, N-WIN_LEN, WIN_SLIDE):
        tmp_inds = range(i,i+WIN_LEN)
        tmp_win = coefficients[:,tmp_inds]
        tmp_data = data[tmp_inds]
        tmp_dict = {'window': tmp_win, 'data': tmp_data}
        windows.append(tmp_dict)
    return windows

```

Тестування НМ на візуалізація:

```

predictions_mitbih = model.predict(X_test_mitbih)
preditions_mitbih = predictions_mitbih[:, :, 0]
inds = np.array(range(len(predictions_mitbih)))
np.random.shuffle(inds)
for i in inds[0:5]:
    predictions_tmp = 1-predictions_mitbih[i]
    coefficients = np.reshape(X_test_mitbih[i], (62, 125))
    data = test_mitbih['data'][i]
    power = (abs(coefficients))**2
    levels = [0.0625, 0.125, 0.25, 0.5, 1, 2, 4, 8]

```



```
contourlevels = np.log2(levels)
plt.figure(figsize=(10,6))
ax1 = plt.subplot(211)
plt.plot(np.array(range(len(data)))/125, data, label='Data')
plt.plot(np.array(range(len(data)))/125, predictions_tmp, label='Prediction')
plt.legend(loc=1)
ax2 = plt.subplot(212, sharex=ax1)
plt.contourf(np.array(range(len(data)))/125, wavelet_freqs, np.log2(power),
contourlevels, extend='both', cmap='jet')
plt.ylabel('Hz')
plt.xlabel("Time (seconds)")
plt.tight_layout()
plt.show()
plt.close()
```

ПРОТОКОЛ
ПЕРЕВІРКИ КВАЛІФІКАЦІЙНОЇ РОБОТИ
НА НАЯВНІСТЬ ТЕКСТОВИХ ЗАПОЗИЧЕНЬ

Назва роботи: Аналіз ЕКГ сигналів за допомогою нейронної мережі

Тип роботи: МКР

Підрозділ: кафедра біомедичної інженерії та оптико-електронних систем

Показники звіту подібності Unicheck

Оригінальність 98,0 %

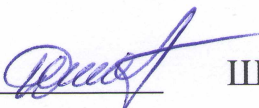
Схожість 2,0 %

1. Запозичення, виявлені у роботі, оформлені коректно і не містять ознак плагіату.

2. Виявлені у роботі запозичення не мають ознак плагіату, але їх надмірна кількість викликає сумніви щодо цінності роботи і відсутності самостійності її виконання автором. Роботу направити на розгляд експертної комісії кафедри.

3. Виявлені у роботі запозичення є недобросовісними і мають ознаки плагіату та/або в ній містяться навмисні спотворення тексту, що вказують на спроби приховування недобросовісних запозичень.


Особа, відповідальна за перевірку



Штофель Д. Х.

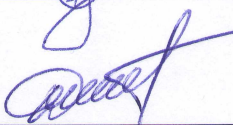
Ознайомлені з повним звітом подібності, який був згенерований системою Unicheck щодо роботи.

Автор роботи



Олійник Р. В.

Керівник роботи



Штофель Д. Х.