

**НАЦІОНАЛЬНИЙ ТЕХНІЧНИЙ УНІВЕРСИТЕТ УКРАЇНИ
«КИЇВСЬКИЙ ПОЛІТЕХНІЧНИЙ ІНСТИТУТ
імені ІГОРЯ СІКОРСЬКОГО»**

**Факультет інформатики та обчислювальної техніки
Кафедра інформаційних систем та технологій**

До захисту допущено:

Завідувач кафедри

_____ Олександр РОЛІК

«__» _____ 20__ р.

**Дипломний проєкт
на здобуття ступеня бакалавра
за освітньо-професійною програмою «Інформаційні управляючі
системи та технології»
спеціальності 126 «Інформаційні системи та технології»
на тему: «Система автоматизованого аналізу електрокардіограм з
використанням нейромереж»**

Виконав (-ла):

студент (-ка) IV курсу, групи ІС-92

Левадський Данило Артемович _____

Керівник:

доц. кафедри ІСТ, к.т.н.

Писаренко Андрій Володимирович _____

Рецензент:

доцент кафедри ІП, к.т.н.,

Ліщук Катерина Ігорівна _____

Засвідчую, що у цьому дипломному
проєкті немає запозичень з праць
інших авторів без відповідних
посилань.

Студент (-ка) _____

Київ – 2023 року

Національний технічний університет України
«Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського»
Факультет інформатики та обчислювальної техніки
Кафедра інформаційних систем та технологій

Рівень вищої освіти – перший (бакалаврський)

Спеціальність – 126 «Інформаційні системи та технології»

Освітньо-професійна програма «Інформаційні управляючі системи та технології»

ЗАТВЕРДЖУЮ

Завідувач кафедри

_____ Олександр РОЛІК

«__» _____ 20__ р.

ЗАВДАННЯ

на дипломний проєкт студенту

Левадському Данилу Артемовичу

1. Тема проєкту «Система автоматизованого аналізу електрокардіограм з використанням нейромереж», керівник проєкту Писаренко Андрій Володимирович, доцент кафедри ІСТ, к.т.н, затверджені наказом по університету від «31» травня 2023 р. №2101-с
2. Термін подання студентом проєкту: 12 червня 2023 року
3. Вихідні дані до проєкту: мова програмування Python, бібліотеки WFDB, TensorFlow, Keras.
4. Зміст пояснювальної записки: аналіз літератури, методологія дослідження, розроблення системи автоматизованого аналізу електрокардіограм з використанням нейронних мереж, експериментальні дослідження
5. Перелік графічного матеріалу (із зазначенням обов'язкових креслеників, плакатів, презентацій тощо): схема нейронної мережі, діаграма класів, діаграма прецедентів, діаграма потоків даних, діаграма станів
6. Дата видачі завдання 1 березня 2023 року

Календарний план

№ з/п	Назва етапів виконання проекту	Термін виконання етапів проекту	Примітка
1.	Затвердження теми роботи	11.03.23	
2.	Аналіз предметного середовища	17.04.23 – 23.04.23	
3.	Аналіз існуючих аналогів	24.04.23 – 30.04.23	
4.	Проектування програмного забезпечення	01.05.23 – 07.05.23	
5.	Розроблення програмного продукту	08.05.23 – 21.05.23	
6.	Навчання моделі та оцінка результатів	21.05.23 – 28.05.23	
7.	Оформлення текстової документації	28.05.23 – 06.06.23	

Студент

Данило ЛЕВАДСЬКИЙ

Керівник

Андрій ПИСАРЕНКО

АНОТАЦІЯ

Левадський Д. А. Система автоматизованого аналізу електрокардіограм з використанням нейромереж. КПІ ім. Ігоря Сікорського, Київ, 2023.

Проект містить 68 с. тексту, 21 рисунок, 2 таблиці, посилання на 24 наукових джерела та 5 конструкторських документів.

Ключові слова: автоматизація, нейронна мережа, електрокардіограма, машинне навчання, штучний інтелект, програмне забезпечення, згортова нейронна мережа, кардіологія,

Об'єктом розробки є система автоматизованого аналізу ЕКГ.

Метою розробки є полегшення процесу діагностики для медичних фахівців та зменшення часу аналізу ЕКГ шляхом використання нейронних мереж. Це дозволяє спеціалістам концентруватися на вирішенні більш складних задач і забезпечує більш швидко й точну обробку даних ЕКГ.

У дипломній роботі розроблено автоматизовану систему аналізу ЕКГ сигналів, що може слугувати основою для подальшого розвитку інтелектуальних систем здоров'я, спрямованих на поліпшення діагностики та лікування хвороб серця.

SUMMARY

Levadskiy D. A. System for automated ECG analysis using neural networks. Igor Sikorsky Kyiv Polytechnic Institute, Kyiv, 2023.

The project contains 68 pages of text, 21 figures, 2 tables, references to 24 scientific sources, and 5 engineering documents.

Keywords: automation, neural network, electrocardiogram, machine learning, artificial intelligence, software, convolutional neural network, cardiology.

The object of development is an automated ECG analysis system.

The purpose of development is to facilitate the diagnostic process for medical professionals and reduce the ECG analysis time through the use of neural networks. This allows specialists to focus on solving more complex tasks and ensures faster and more accurate ECG data processing.

In the thesis, an automated system for analyzing ECG signals was developed, which can serve as a basis for further development of intelligent health systems aimed at improving the diagnosis and treatment of heart diseases.

Номер рядка	Формат	Позначення	Найменування	Кільк. аркушів	Номер скрем.	Примітка
1			<u>Документація загальна</u>			
2						
3			Знову розроблена			
4						
5	A4	IC92.140БАК.004 ПЗ	Пояснювальна записка	61		
6	A3	IC92.140БАК.004 Д1	Схема нейронної мережі	1		
7						
8	A3	IC92.140БАК.004 Д2	Діаграма класів	1		
9						
10	A3	IC92.140БАК.004 Д3	Діаграма прецедентів	1		
11						
12	A3	IC92.140БАК.004 Д4	Діаграма потоків даних	1		
13						
14	A3	IC92.140БАК.004 Д5	Діаграма станів	1		
15						
16						
17						
18						
19						
20						
21						
22						
23						
24						
25						
26						
27						
28						
IC92.140БАК.004 ТП						
Зм.	Аркуш	№ докум.	Підпис	Дата		
Розроб.		Левадський Д.А.			Літ.	Аркуш
Керівн.		Писаренко А.В.			Т	Аркушів
Затв.					КПП ім. Ігоря Сікорського Група IC-92	
					Система автоматизованого аналізу електрокардіограм з використанням нейромереж. Відомість проекту	
					1	
					1	

**Пояснювальна записка
до дипломного проєкту
на тему: «Система автоматизованого аналізу
електрокардіограм з використанням
нейромереж»**

Київ – 2023 року

ЗМІСТ

ВСТУП	4
1 АНАЛІЗ ЛІТЕРАТУРИ	6
1.1 Огляд наукових праць про електрокардіограми та нейронні мережі	6
1.2 Аналіз існуючих методів дослідження електрокардіограм	7
1.3. Аналіз існуючих систем аналізу електрокардіограм	8
1.4 Переваги та недоліки існуючих систем	12
Висновки до розділу	13
2 МЕТОДОЛОГІЯ ДОСЛІДЖЕННЯ	16
2.1 Аналіз предметного середовища	16
2.2 Вибір джерел даних	18
2.3 Опис методів збору та підготовки даних	20
2.4 Опис методів навчання та тестування нейронної мережі	21
Висновки по розділу	24
3 РОЗРОБЛЕННЯ СИСТЕМИ АВТОМАТИЗОВАНОГО АНАЛІЗУ ЕЛЕКТРОКАРДІОГРАМ З ВИКОРИСТАННЯМ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ	26
3.1 Опис архітектури нейронної мережі	27
3.1.1 Модуль перетворення вхідного зображення	27
3.1.2 Модуль аналізу ЕКГ	28
3.2 Обґрунтування вибору інструментів	33
3.3 Розроблення програмного забезпечення для реалізації системи	36

						IC92.140БАК.004 ПЗ		
Зм.	Лист	№ докум.	Підпис	Т	Літ.	Арк.	Аркушів	Система автоматизованого аналізу електрокардіограм з використанням нейромереж.
Розробив	Левадський Д.А.					2	62	
Перевірив	Писаренко А.В.							
Затв.								
								КПІ ім. Ігоря Сікорського Група IC-92

3.4 Підготовка набору даних для навчання та тестування нейронної мережі.....	37
Висновки до розділу.....	39
4 ЕКСПЕРИМЕНТАЛЬНІ ДОСЛІДЖЕННЯ	41
4.1 Опис процесу навчання та тестування нейронної мережі.....	41
4.2 Аналіз результатів	45
4.3 Порівняння з аналогами.....	55
Висновки до розділу.....	56
ВИСНОВКИ	58
ПЕРЕЛІК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ.....	60

ВСТУП

Серцево-судинні захворювання (ССЗ) є найрозповсюдженішою причиною смерті людини згідно із статистикою Всесвітньої організації охорони здоров'я, забираючи щорічно приблизно 17.9 млн життів. ССЗ являють собою групу захворювань серця та кровоносних судин, серед яких є такі розповсюджені захворювання як ішемічна хвороба серця, захворювання судин головного мозку, ревматична хвороба серця та інші патології. Близько 80% смертей від серцево-судинних захворювань відбуваються в результаті серцевого нападу та інсульту, причому третина з цих випадків носить передчасний характер та відбувається серед людей, молодших 70 років.

Медицина втілює постійний пошук та вдосконалення, особливо в області кардіології, де точне та своєчасне виявлення серцевих порушень може врятувати життя. Електрокардіограма – це невід'ємна складова діагностики захворювань серцево-судинної системи, але її інтерпретація вимагає значних навичок та досвіду. Сучасні технології, особливо штучний інтелект та нейронні мережі, надають можливості для розроблення автоматичної системи аналізу ЕКГ.

Актуальність даної теми полягає в необхідності розроблення надійних і ефективних інструментів для швидкого аналізу ЕКГ та виявлення аномалій. Крім того, глобальна тенденція до цифровізації медицини посилює потребу в автоматизації аналізу ЕКГ. Використання нейромереж в якості інструменту для автоматичного аналізу ЕКГ допоможе кардіологам приймати швидкі та обґрунтовані рішення, знизивши ризик помилок та підвищивши якість обслуговування пацієнтів.

Ця робота має на меті зменшити час на діагностику серцевих хвороб та полегшити роботу працівників медичної сфери. Для досягнення мети вирішені наступні завдання: аналіз аналогів, визначення архітектури нейромережі, тренування та оцінка її ефективності на реальних даних.

В роботі використано методи комп'ютерного моделювання, машинного навчання та аналізу даних. Це включає збір та попередню обробку ЕКГ-даних,

					ІС92.140БАК.004 ПЗ	Арк.
Зм.	Лист	№ докум.	Підпис	Дата		4

проектування та тренування нейромережі для розпізнавання шаблонів в даних, а також оцінку ефективності моделі на незалежному тестовому наборі даних.

Насамперед, спроектована нейромережа розроблялась із використанням найсучасніших методик, таких як згорткові нейронні мережі та глибоке навчання, що дозволило виявляти складні шаблони в даних. Для тренування моделі використовувався набір ЕКГ-даних як із даними здорових пацієнтів, так і з різноманітними аномаліями. Ефективність оцінювалась за допомогою порівняння висновків моделі з відомим результатом, що дозволило оцінити точність та надійність системи.

Об'єктом дослідження є процес аналізу електрокардіограм за допомогою нейронних мереж.

Предметом дослідження є система автоматизованого аналізу ЕКГ.

Дипломний проєкт складається з наступних розділів: вступ, основні розділи, висновки, перелік використаних джерел з 24 пунктів. Графічна частина включає в себе 5 креслеників формату А3. Загальний обсяг – 68 сторінок.

					ІС92.140БАК.004 ПЗ	Арк.
						5
Зм.	Лист	№ докум.	Підпис	Дата		

1 АНАЛІЗ ЛІТЕРАТУРИ

1.1 Огляд наукових праць про електрокардіограми та нейронні мережі

Електрокардіографія вважається основним методом при діагностиці серцевих патологій. Вперше реєстрацію електрокардіосигналу було виявлено більше 100 років, але навіть зараз, видозмінившись та вдосконалившись, даний спосіб аналізу показує ефективність та інформативність. Однак, інтерпретація ЕКГ залишається складною задачею для медичних фахівців через велику кількість можливих відхилень від норми та складні залежності між різними елементами кардіограми. Відтак, у минулому десятилітті з'явилася тенденція до використання нейронних мереж для автоматизованої інтерпретації ЕКГ.

Перші експерименти з використанням нейронних мереж в цій області були зроблені в 1980-х роках, але їх широке застосування почалося лише в 1990-х. Одним з перших авторів в цій області був Уіліям Бахт [1], який вперше використав нейронні мережі для діагностики інфаркту міокарда на основі ЕКГ даних. Його робота стала основою для багатьох подальших досліджень в цій області.

У 2001 році Ванг і його колеги використали нейронні мережі для розпізнавання аритмій на основі ЕКГ. Вони змогли виявити різні типи аритмій з високою точністю в понад 97%, що демонструє потенціал нейронних мереж в цій області [2].

Важливим проривом було дослідження Мелгари та Базі у 2008 році, які використали конволютивні нейронні мережі (CNN) для аналізу ЕКГ. Їхній підхід дозволив збільшити точність виявлення аномалій у ЕКГ, що свідчило про великий потенціал CNN в обробці ЕКГ даних [3].

У 2019 році, дослідники з компанії Google розробили алгоритм, заснований на глибокому навчанні, для інтерпретації ЕКГ. Їх алгоритм, заснований на CNN, зміг виявляти широкий спектр серцевих захворювань з точністю, що схожа на точність кардіологів [4].

Недавні праці, як-от дослідження Джойса Лу і співавторів [5], продемонстрували використання нейронних мереж для дослідження ковід-

					ІС92.140БАК.004 ПЗ	Арк.
						6
Зм.	Лист	№ докум.	Підпис	Дата		

індукованих гострих серцевих травм за допомогою ЕКГ, показуючи широкі можливості використання цих технологій в надзвичайних ситуаціях.

Важливим є відзначення того, що всі ці дослідження були здійснені в контексті використання ЕКГ, як основного джерела даних. Всі ці роботи свідчать про значний потенціал нейронних мереж у кардіології, особливо в контексті аналізу ЕКГ. Вони показують, що нейронні мережі можуть допомогти у виявленні широкого спектра серцевих захворювань з високою точністю, що може значно покращити якість діагностики і лікування пацієнтів.

1.2 Аналіз існуючих методів дослідження електрокардіограм

Існує багато методів, за якими досліджують електрокардіографічні знімки. Найпозповсюдженішою є стандартна рестингова ЕКГ, або ж ЕКГ у стані спокою. Це неінвазивний тест, який може виявляти різні серцеві аномалії, як наприклад аритмії чи ознаки ішемічної хвороби серця. У передопераційних умовах ЕКГ у спокої використовується для оцінки відомих серцево-судинних захворювань, для виявлення раніше не діагностованих серцево-судинних захворювань і для забезпечення базового стандарту, за яким можна вимірювати зміни в післяопераційному періоді. При проведенні відповідним чином навченою людиною ЕКГ у спокої легко виконати та інтерпретувати, єдиним описаним ускладненням є незначна алергія на електроди ЕКГ, що призводить до самообмежувального почервоніння шкіри [6].

На одному рівні із рестинговою діагностикою знаходиться навантажувальна електрокардіографія (тредміл). Це важливий метод діагностики недостатності кровотоку в серці (ішемічної хвороби серця). Метод корисний особливо на ранніх стадіях захворювання, коли людина може відчувати себе повністю здоровим і ще навіть не підозрює про наявність у нього проблеми з коронарними судинами (судинами серця). Суть методу полягає у проведенні електрокардіографії під час фізичного навантаження, і зазвичай для цього використовується бігова доріжка або велотренажер. Пацієнт починає фізичне навантаження, при цьому фіксується його ЕКГ. Навантаження зростає, зростає і частота серцевих скорочень. Якщо на певній

					ІС92.140БАК.004 ПЗ	Арк.
Зм.	Лист	№ докум.	Підпис	Дата		7

частоті пульсу на кардіограмі з'являться ознаки недостатності кровопостачання в серце, робиться висновок про наявність у людини недостатнього харчування серця [7].

Однак описані вище методики діагностики серцевих порушень фіксують дані протягом короткого періоду. Для більш детального аналізу існує холтерівська діагностика. Метод полягає у неперервному записі ЕКГ продовж 24-48 годин за допомогою портативного пристрою, який фіксується на грудях пацієнта. Даний метод дозволяє лікарям виявити проблеми, які можуть не виявитися під час стандартного ЕКГ.

Для більш серйозних аритмій використовуються метод електрофізіологічного дослідження (ЕФД). Цей метод на відміну від попередніх є інвазивним, під час даного дослідження в усі чотири камери серця вводяться спеціальні електроди, які досліджують провідну систему серця. Даний метод використовується для діагностики та лікування більш складних аритмій, або таких, що важко дослідити звичайними методами [8].

1.3. Аналіз існуючих систем аналізу електрокардіограм

Інтерпретація результатів ЕКГ, попри значний технологічний розвиток людства, є досить важкою для медичних спеціалістів. Саме тому останнім часом набуло поширення використання різного програмного забезпечення для автоматичного аналізу результатів, зокрема і з використанням нейронних мереж та машинного навчання. Загалом існує величезна кількість готових рішень, створених як професіоналам, так і любителями. Проте, зважаючи на складність подібних систем та їх вартість, тільки досить низька частка з них використовуються у професійній медичній діяльності.

Серед таких продуктів одним з лідуєчих є програмне забезпечення від компанії Cardiologs [9]. Дана компанія пропонує хмарну платформу, яка здатна до автоматичного аналізу електрокардіограм за допомогою машинного навчання. Кардіолог відновлює цифрову ЕКГ з будь-якого сумісного пристрою для моніторингу серцевої діяльності, наприклад холтерівського монітора, смарт-

					ІС92.140БАК.004 ПЗ	Арк.
Зм.	Лист	№ докум.	Підпис	Дата		8

годинника, накладки ЕКГ або навіть підключеної футболки, а потім завантажує його в хмару Cardiologs і може негайно використовувати технологію для виявлення відповідних подій. За словами Янна Флеро, співзасновника та генерального директора Cardiologs Technologies, він особливо потужний для тривалих записів, які раніше вимагали дуже трудомісткого ручного аналізу. Він сказав, що нейронна мережа була розроблена з використанням понад 500000 записів, і навчальний набір даних продовжує зростати.

При визначенні достовірності діагностування скринінгу фібриляції передсердь (AFib) та інші аритмії, термін позитивна прогностична цінність (PPV) відноситься до відсотка справді позитивних випадків серед загальної кількості виявлених випадків. Звичайний PPV для виявлення AFib становить менше 59 відсотків. Управлінням з контролю за продуктами й ліками США (FDA) було затверджено, що PPV для виявлення AFib за допомогою “Cardiologs” становив 91 відсоток. Крім того, як зазначено у заяві FDA, чутливість “Cardiologs” для виявлення AFib становила 97 відсотків (відсоток справді ідентифікованих позитивних випадків) і була вищою за звичайні методи виявлення AFib та інших аритмій [10].

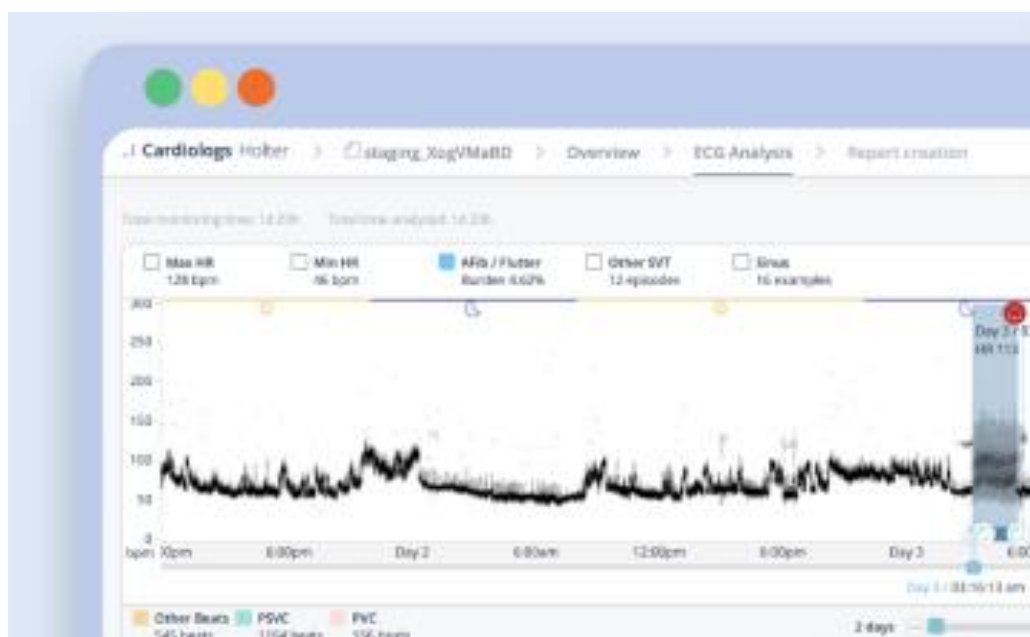


Рисунок 1.1 – Інтерфейс застосунку Cardiologs Holter із виявленню за допомогою штучного інтелекту аномалією у серцевому ритмі [9]

Іншим пристроєм, що використовується для автоматичного аналізу знімків ЕКГ є Philips Pagemwriter TC70 [11]. Він оснащений передовими технологіями, які забезпечують високу якість запису ЕКГ та простоту використання, має вбудований сенсорний дисплей великого розміру, що дозволяє зручно переглядати та аналізувати дані. Однією з головних особливостей даного девайсу є його висока точність та надійність результатів. Він має широкий спектр різних налаштувань, що дозволяють враховувати специфічні потреби пацієнтів з різними хворобами серця. Крім того, пристрій оснащений системою автоматичного розпізнавання аритмій, що допомагає лікарям виявляти та аналізувати незвичайні серцеві ритми.

Philips Pagemwriter TC70 має вбудований функціонал для інтеграції з медичними інформаційними системами. Це дозволяє зберігати ЕКГ-записи безпосередньо в електронному медичному запису пацієнта і полегшує доступ до історії хвороби. Пристрій має інтегровану базу даних з розширеними функціями архівування та доступу до збережених ЕКГ, дозволяє зберігати історію пацієнта на пристрої та легко отримувати доступ до неї для порівняння з попередніми результатами та дозволяє відстежувати динаміку розвитку хвороби або лікування. Це дуже корисно для моніторингу пацієнтів з хронічними серцевими захворюваннями та відстеження ефективності лікування.

Для автоматичної обробки та інтерпретації даних Philips Pagemwriter TC70 використовує технології штучного інтелекту. Він автоматично визначає ключові показники ЕКГ, такі як серцевий ритм, часові інтервали, амплітуди хвиль, виявляє відхилення та незвичайні серцеві ритми, як наприклад аритмії, інфаркти міокарда або блокади, і відображає їх на екрані пристрою.

Окрім того пристрій може надавати рекомендації лікарям щодо діагностики та лікування. Він може запропонувати додаткові дослідження або вказати на можливість конкретних патологій, що допомагає лікарю зробити краще рішення щодо подальшої медичної стратегії.

					ІС92.140БАК.004 ПЗ	Арк.
						10
Зм.	Лист	№ докум.	Підпис	Дата		

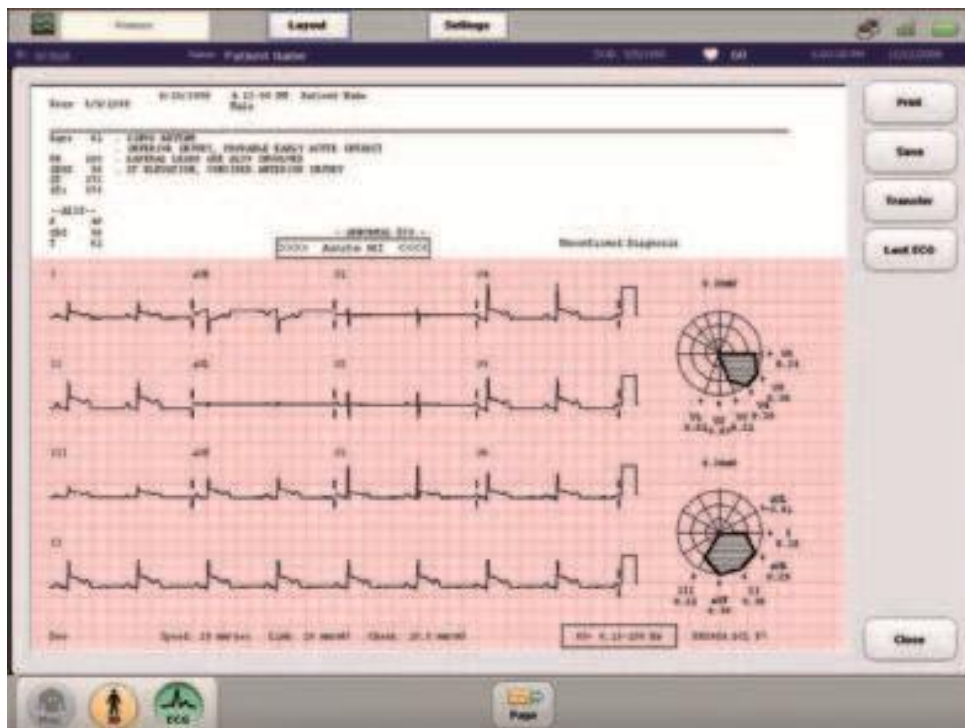


Рисунок 1.2 – Інтерфейс пристрою Philips Pagewriter TC70 [12]

Наостанок, можна згадати CardioPerfect Workstation від популярного американського виробника медичного обладнання Welch Allyn [13]. Це медичний пристрій, розроблений для діагностики та управління серцево-судинними захворюваннями. Станція поєднує в собі апаратну та програмну складові для забезпечення точного та ефективного моніторингу серцево-судинної системи пацієнтів.

Апаратна складова пристрою складається з електрокардіографу та сенсорів, які записують електричну активність серця та передають до програмного забезпечення для подальшого аналізу. ПЗ станції містить зручний для лікаря користувацький інтерфейс та надає додаткову підтримку при моніторингу серцево-судинної системи пацієнта. За допомогою вбудованих технологій штучного інтелекту, програмне забезпечення станції, як і інші пристрої-аналоги, може автоматично виявляти різноманітні аномалії у серцевому ритмі, такі як аритмії та ішемії міокарда. Окрім того, під час досліджень у режимі реального часу система повідомляє лікаря при будь-якій зміні, які можуть вказувати на потенційні проблеми.

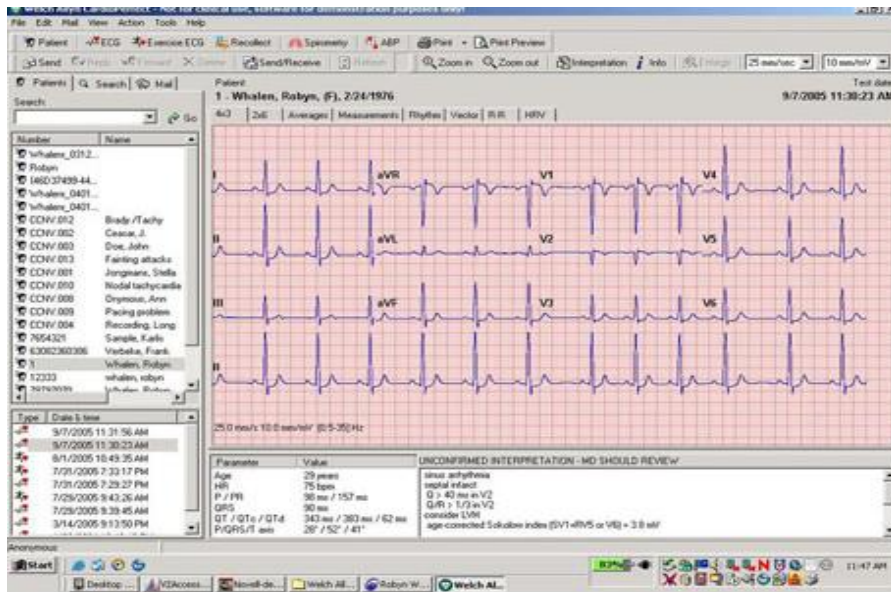


Рисунок 1.3. – Інтерфейс пристрою CardioPerfect Workstation [13]

Також CardioPerfect Workstation навчився розпізнавати найчастіше зустрічаючися паттерни у електрокардіограмах, завдяки чого він може автоматично виявляти аномальні показники, що вказують на конкретну серцеву хворобу, що полегшує роботу медичному персоналу під час встановлення діагнозу.

1.4 Переваги та недоліки існуючих систем

Хоча описані раніше системи і маю широкий ряд вагомих переваг, вони також мають і деякі обмеження.

Якщо розглядати систему Cardiologs Holter, то пристрій показує себе як досить надійний з великою точністю правильно ідентифікованих діагнозів. Він є досить компактним, не заважає пацієнту протягом періоду діагностики, оскільки діагностика холтерівськими приладами відбувається протягом тривалого часу, зазвичай доби(на відміну від звичайних діагностик ЕКГ, де час дослідження становить в середньому кілька хвилин). Але він є не ідеальним, оскільки має досить високу ціну та вузький функціонал, який полягає лише в аналізі ЕКГ досліджень сторонніх факторів. Також треба зазначити, що оскільки холтерівська діагностика відбувається протягом значного періоду часу, одночасно приладом може

Зм.	Лист	№ докум.	Підпис	Дата

користуватися лише один пацієнт, що при великому пацієнто-потоці є критичним обмеження.

Система Philips Pagewriter TC70 є більш універсальною при аналізі серцево-судинних захворювань. Вона, завдяки гнучкому налаштуванню, здатна підлаштовуватись під специфічні проблеми кожного пацієнта та автоматично визначати аритмії та інші серцеві хвороби. Проте, зважаючи на те що пристрій коштує дуже дорого, є громістким та не мобільним, його використання можливе лише в спеціальних лікарнях без проблем з фінансуванням.

Welch Allyn CardioPerfect Workstation відрізняється від наведених раніше пристроїв своєю загальною універсальністю. Цей пристрій може використовуватися не тільки для аналізу ЕКГ, але й для проведення інших медичних досліджень, як наприклад діагностика легеневих захворювань. CardioPerfect легко інтегрується з системами електронних медичних записів, що дозволяє створити загальний медичний профіль пацієнта з історією його аналізів, та має можливість проводити порівняльну діагностику з даними з архіву, для визначення динаміку лікування. Незважаючи на зручність використання, CardioPerfect може вимагати регулярного технічного обслуговування і не є портативним, через те його використання також обмежено спеціальними клініками. Також прилад є досить дорогим, тому проблеми з фінансуванням лікарень можуть поставити хрест на використанні даного девайсу.

Підсумовуючи, описані вище системи з можливістю автоматичного аналізу ЕКГ є досить точними та надійними, але їх ціна та специфіка використання можуть зробити їх непридатними для використання у більшості клінік.

Висновки до розділу

Існують різні методи дослідження ЕКГ, які використовуються для виявлення серцевих аномалій та діагностики серцево-судинних захворювань. Серед них найпоширенішими є стандартна рестингова ЕКГ, навантажувальна ЕКГ, холтерівська діагностика та електрофізіологічне дослідження.

					IC92.140БАК.004 ПЗ	Арк.
Зм.	Лист	№ докум.	Підпис	Дата		13

Стандартна рестингова ЕКГ та ЕКГ у спокої є неінвазивними методами, які широко використовуються для виявлення різних серцевих аномалій, включаючи аритмії та ознаки ішемічної хвороби серця. Ці методи забезпечують швидкий та легкий доступ до базової інформації про серцеву діяльність пацієнта, але їх обмеження полягають у тому, що вони фіксують дані протягом короткого періоду. Навантажувальна ЕКГ, також відома як тредміл, є важливим методом для діагностики недостатності кровотоку в серці, особливо на ранніх стадіях захворювання. Цей метод вимагає фізичного навантаження пацієнта під час запису ЕКГ, що дозволяє виявити ознаки недостатнього харчування серця при певній частоті пульсу. Навантажувальна ЕКГ має свої переваги, але вона обмежена доступністю спеціалізованого обладнання та потребує пильного нагляду під час проведення. Холтерівська діагностика є методом, який дозволяє неперервний запис ЕКГ протягом тривалого періоду, зазвичай 24-48 годин. Цей метод надає більш детальну інформацію про серцеву діяльність пацієнта, яка може бути недоступною за допомогою стандартної ЕКГ. Холтерівська діагностика є корисною для виявлення проблем, які можуть не бути поміченими за короткий період. Однак, цей метод вимагає носіння портативного пристрою протягом тривалого часу, що може бути незручним для пацієнтів. Електрофізіологічне дослідження (ЕФД) є інвазивним методом, в якому спеціальні електроди вводяться в серце для дослідження провідної системи. Цей метод використовується для діагностики та лікування складних аритмій, які можуть бути важко виявити іншими методами. Хоча ЕФД є потужним інструментом, він є обмеженим його інвазивністю та складністю проведення.

Одним з перспективних напрямків в аналізі ЕКГ є використання автоматичних систем, які використовують нейронні мережі та машинне навчання для автоматизованого аналізу ЕКГ знімків. Компанія Cardiologs пропонує хмарну платформу, яка здатна автоматично аналізувати ЕКГ з будь-якого сумісного пристрою та виявляти серцеві події. Ця система демонструє високу точність та надійність в діагностиці аритмій, проте її вартість та обмежена доступність обмежують її використання. Іншими системами, які використовуються для

					IC92.140BAK.004 ПЗ	Арк.
Зм.	Лист	№ докум.	Підпис	Дата		14

автоматичного аналізу ЕКГ, є Philips Pagewriter TC70 та Welch Allyn CardioPerfect Workstation. Обидві системи мають високу точність та надійність результатів, здатні автоматично визначати аномалії та незвичайні серцеві ритми. Однак, ці системи мають свої обмеження, такі як висока ціна, несумісність з універсальними пристроями та обмежена доступність в багатьох клініках.

Загалом, існуючі системи аналізу ЕКГ мають свої переваги та недоліки. Вони надають широкий спектр інформації про серцеву діяльність, допомагають виявити серцеві аномалії та сприяють точній діагностиці. Проте, їх використання може бути обмеженим через їх вартість, складність та доступність. З урахуванням швидкого розвитку технологій штучного інтелекту та машинного навчання, очікується, що майбутні системи аналізу ЕКГ будуть більш доступними, точними та зручними для використання у медичній практиці.

					ІС92.140БАК.004 ПЗ	Арк.
						15
Зм.	Лист	№ докум.	Підпис	Дата		

2 МЕТОДОЛОГІЯ ДОСЛІДЖЕННЯ

Система передбачає включення різних модулів, таких як модуль збору даних, модуль обробки даних, модуль аналізу ЕКГ.

Успіх даного дослідження визначатиметься за кількома ключовими критеріями. По-перше, важливою є точність системи в розпізнаванні патологічних змін на ЕКГ. По-друге, система повинна бути достатньо швидкою для роботи в реальному часі, забезпечуючи надійну інформацію для вчасного втручання медичного персоналу.

Збір даних для даного дослідження передбачає використання великої бази даних з ЕКГ-записами. Вибірка даних повинна бути репрезентативною і включати ЕКГ-записи з різними видами патологічних змін. Дані будуть використані для тренування та тестування системи, що дозволить оцінити її ефективність та точність.

Система обробки даних буде включати алгоритми для видалення шуму, нормалізації даних та виділення ключових характеристик з ЕКГ-сигналу. Модуль аналізу ЕКГ буде відповідальним за аналіз отриманих даних та визначення можливих патологічних змін. Цей модуль буде використовувати різні алгоритми та методики для аналізу ЕКГ-сигналів для визначення приналежності сигналів до конкретного класу захворювань. Така класифікація може допомогти медичним працівникам у визначенні подальшого лікування.

2.1 Аналіз предметного середовища

Аналіз середовища є важливим етапом в розробленні будь-якої системи, оскільки він дозволяє визначити умови, за яких система буде працювати, а також врахувати можливі обмеження та виклики.

Однією з основних складових середовища є апаратне забезпечення, на якому буде працювати система. Для розроблення системи аналізу ЕКГ з використанням нейронних мереж потрібен достатньо потужний комп'ютер, з можливістю виконання складних обчислень. Крім того, необхідним є наявність певних

					ІС92.140БАК.004 ПЗ	Арк.
Зм.	Лист	№ докум.	Підпис	Дата		16

пристроїв, які дозволяють зчитувати ЕКГ сигнал з пацієнта, наприклад, ЕКГ апаратури та спеціальних датчиків. Також потрібно врахувати програмне забезпечення, необхідне для розроблення та роботи системи. Для аналізу ЕКГ зазвичай використовують спеціальні програми, що дозволяють зчитувати, обробляти та аналізувати сигнали ЕКГ.

Окрім того, для розроблення нейронних мереж необхідно використовувати програмне забезпечення для машинного навчання, таке як популярні фреймворки для написання нейронних мереж TensorFlow або PyTorch. Одним з ключових викликів при розробленні системи аналізу ЕКГ є обробка шуму та артефактів, які можуть впливати на якість отриманих даних. Шум та артефакти можуть бути спричинені різними факторами, такими як рух пацієнта, електрична мережа тощо. Для ефективного аналізу ЕКГ потрібно розробити ефективні методи фільтрації та обробки сигналу, які дозволять знизити рівень шуму та артефактів, та покращити якість сигналу. Окрім того, система аналізу ЕКГ має працювати з різними типами ЕКГ сигналу, що може відрізнятися за часом, амплітудою та формою. Тому важливо розробити алгоритми, які дозволяють ефективно працювати з різними типами ЕКГ сигналу та забезпечують стійкість та надійність аналізу.

Також слід врахувати можливі проблеми з інтерпретацією результатів аналізу ЕКГ. Хоча нейронні мережі можуть надавати точні результати, вони можуть бути складними для інтерпретації людиною. Тому важливо розробити систему, яка може пояснювати та виправдовувати свої результати аналізу ЕКГ. Ще одним викликом є захист конфіденційності та приватності пацієнтів. Оскільки ЕКГ дані містять конфіденційну інформацію про здоров'я пацієнта, важливо забезпечити захист цієї інформації від несанкціонованого доступу. Остаточним викликом є розгортання системи аналізу ЕКГ у реальному середовищі. Перед запуском системи в експлуатацію необхідно провести достатньо тестів та перевірок, щоб переконатися у її правильному функціонуванні та стійкості. Також потрібно розглянути питання щодо підтримки системи та забезпечення її продуктивності та надійності.

					ІС92.140БАК.004 ПЗ	Арк.
Зм.	Лист	№ докум.	Підпис	Дата		17

2.2 Вибір джерел даних

При розробленні системи важливим етапом є вибір відповідних джерел даних. Джерело даних повинно бути достатньо широким та репрезентативним, щоб охопити різноманітність патологічних станів, які можуть виявлятися на ЕКГ, для забезпечення більшої точності та надійності системи.

Наразі у відкритому доступі можна знайти велику кількість публічних наборів з ЕКГ сигналами, які використовуються у різних дослідженнях. Розглянемо детальніше найбільші з них:

– РТВ Diagnostic ECG Database – це публічно доступна база даних ЕКГ, яка представляє велику важливість для наукових та клінічних досліджень. Вона була створена в співпраці з Німецьким національним метрологічним інститутом і є однією з найбільш широко використовуваних баз даних для досліджень ЕКГ у світі [14].

База даних РТВ-DB містить 549 записів від приблизно 290 пацієнтів. Записи представляють обширний спектр патологій, включаючи міокардит, дилатаційну кардіоміопатію, гіпертрофічну кардіоміопатію, міокардіальний інфаркт, та багато інших. Це робить РТВ-DB важливим ресурсом для тренування та тестування систем, які використовують машинне навчання або інші методи аналізу даних для розпізнавання патологічних станів за допомогою ЕКГ .

Кожен запис в РТВ-DB складається з 15-хвилинних вимірювань з дванадцяти каналів, що включає стандартні 12-канальні ЕКГ, а також три додаткові ведення. Це дає можливість дослідникам аналізувати ЕКГ з різних перспектив, що може покращити точність діагностики.

– МІТ-ВІН Arrhythmia Database – це обширна і широко використовувана база даних ЕКГ з Масачусетського Технологічного Інституту, яка зосереджена на різних видах аритмій. Ця база даних вважається однією з найбільш впливових в науковій спільноті, яка досліджує аритмії та розробляє системи для автоматичного аналізу ЕКГ. МІТ-ВІН Arrhythmia Database містить 48 півгодинних записів двоканальних ЕКГ від 47 суб'єктів. Записи взяті з широкого спектра пацієнтів, що

					ІС92.140БАК.004 ПЗ	Арк.
Зм.	Лист	№ докум.	Підпис	Дата		18

страждають на різні видах аритмії. Кожний запис складається з двох каналів ЕКГ, кожний з яких відстежується з частотою 360 герц. Це забезпечує високу частоту дискретизації, яка необхідна для точного виявлення та класифікації аритмій [15].

Важливо відзначити, що всі записи в базі даних MIT-BIH Arrhythmia Database проходять через ретельний процес анотації, який виконується експертами в області кардіології. Кожен запис включає детальні анотації аритмій, що дозволяє дослідникам точно визначати та класифікувати різні типи аритмій, які присутні в даному запису.

– PhysioNet Computing in Cardiology Challenge 2017 Dataset – це обширний набір даних, розроблений для стимулювання та підтримки досліджень у області аналізу ЕКГ. Ця база даних була створена спеціально для виклику PhysioNet/Computing in Cardiology Challenge 2017, який зосереджувався на прогнозуванні життєво важливих аномалій на основі даних ЕКГ [16].

CinC 2017 містить 12-канальні ЕКГ записи від більше 8,500 пацієнтів. Ці записи були зібрані в різних медичних установах по всьому світу, що включає широкий спектр демографічних характеристик і патологічних станів. Кожний запис триває від 30 секунд до 60 секунд, включає стандартні 12-канальні ЕКГ, і анотовані експертами для виявлення та класифікації різних видів аритмій.

Ці дані забезпечують високоякісний та репрезентативний набір для аналізу ЕКГ. Оскільки записи були зібрані з різних медичних установ, вони відображають різноманітність пацієнтів і патологічних станів, що дозволяє дослідникам використовувати цю базу даних для розроблення та тестування моделей машинного навчання або інших алгоритмів аналізу ЕКГ, які можуть розпізнавати широкий спектр патологічних змін. CinC 2017 також містить обширний набір анотацій, зроблених експертами, що включає виявлення аритмій, оцінку важливості і патологічної значимості цих аритмій, і кореляцію цих аритмій з клінічними даними пацієнтів. Це забезпечує високий рівень деталізації і точності, який важливий для розроблення ефективних систем для автоматичного аналізу ЕКГ.

					ІС92.140БАК.004 ПЗ	Арк.
						19
Зм.	Лист	№ докум.	Підпис	Дата		

– PTB-XL ECG Dataset – це один з найбільших доступних наборів даних ЕКГ, який містить 12-канальні записи ЕКГ від приблизно 21,837 пацієнтів. Ця база даних є відкритою для наукової спільноти і була створена Physikalisch-Technische Bundesanstalt (РТВ), ведучим національним інститутом метрології Німеччини [17]. Кожний запис в РТВ-XL ECG Dataset триває приблизно 10 секунд, і кожен з них включає 12-канальну ЕКГ, зроблену за допомогою стандартного пристрою для запису ЕКГ. Записи включають дані від пацієнтів з різними станами здоров'я, включаючи тих, хто страждає від різних видів серцевих захворювань, що дозволяє використовувати цю базу даних для розроблення та оцінки систем автоматичного аналізу ЕКГ.

Особливістю РТВ-XL ECG Dataset є її обширність і деталізація. Вона не тільки містить великий обсяг даних ЕКГ, але також включає детальні анотації, що включають інформацію про діагнози пацієнтів, їх демографічні дані, результати лабораторних досліджень, і інше. Ці анотації зроблені медичними експертами і можуть бути використані для тренування та тестування моделей машинного навчання для класифікації різних типів аритмій та інших патологічних станів.

Важливо зазначити, що кожен запис із цих датасетів зроблен абсолютно анонімно і відповідає всім стандартам щодо захисту конфіденційної інформації.

2.3 Опис методів збору та підготовки даних

Для збору та підготовки даних для аналізу кардіограми використовуються різні методи. Починаючи зі збору даних ЕКГ, доступні джерела включають ЕКГ апарати, монітори серцевої діяльності та бази даних, наприклад, PhysioNet. Ці дані можуть бути в аналоговому форматі, який потребує дальнішого цифрового перетворення. Для цього використовують аналогово-цифрові перетворювачі, які зчитують аналоговий сигнал ЕКГ і перетворюють його у цифровий формат, який можна використовувати для аналізу.

Одним із важливих кроків у підготовці даних є фільтрація сигналу ЕКГ. Це може включати використання цифрових фільтрів, таких як низькочастотні та високочастотні фільтри, для видалення шуму і артефактів з сигналу. Фільтрація

					ІС92.140БАК.004 ПЗ	Арк.
Зм.	Лист	№ докум.	Підпис	Дата		20

допомагає поліпшити якість сигналу, забезпечує точніші результати аналізу та полегшує подальшу обробку.

Після фільтрації сигналу важливим кроком є нормалізація даних. Нормалізація допомагає привести значення сигналу ЕКГ до спільного масштабу, зазвичай від 0 до 1 або -1 до 1. Це дозволяє забезпечити стабільну роботу нейронної мережі під час тренування та передбачення.

Додатковою підготовкою даних може бути зміна розміру зображення кардіограми. Це важливо, особливо якщо нейронна мережа вимагає фіксованого розміру вхідних даних. Зазвичай застосовують ресемплінг або розмиття для зміни розміру зображення до необхідного формату.

Крім того, у разі використання кольорових зображень для аналізу кардіограми, можна використовувати третій канал для передачі інформації про колір. У випадку чорно-білих зображень, зазвичай перетворюють кардіограму на градації сірого кольору.

У підготовці даних для аналізу кардіограми також важливо розподілити дані на тренувальні, перевірочні та тестові набори. Це допомагає оцінити ефективність нейронної мережі на невидених раніше даних та уникнути перенавчання.

Узагальнюючи, методи збору та підготовки даних для аналізу кардіограми включають збір даних ЕКГ, цифрове перетворення, фільтрацію сигналу, нормалізацію даних, зміну розміру зображення та розподіл даних на тренувальні, перевірочні та тестові набори. Ці методи готують дані для подальшого використання в нейронних мережах для аналізу ЕКГ та допомагають забезпечити якість та точність аналізу кардіограм.

2.4 Опис методів навчання та тестування нейронної мережі

Методи навчання та тестування нейронної мережі для аналізу кардіограми включають кілька кроків, що дозволяють підготувати та оцінити модель. Починаючи з навчання, перший крок – розбиття даних на тренувальний, перевірочний та тестовий набори. Це дозволяє оцінити продуктивність моделі на нових даних, не використовуваних під час навчання.

					ІС92.140БАК.004 ПЗ	Арк.
						21
Зм.	Лист	№ докум.	Підпис	Дата		

Після розбиття даних, наступний крок – вибір архітектури нейронної мережі. Вибір архітектури включає визначення кількості шарів, типів та розмірності шарів. Архітектура мережі впливає на її здатність до екстракції важливих ознак з кардіограм та класифікації захворювань.

Далі, необхідно ініціалізувати параметри мережі, такі як ваги та зсуви. Це може бути випадкова ініціалізація або використання попередньо навчених ваг з інших моделей. Ініціалізація параметрів визначає початковий стан мережі перед початком навчання.

Для тренування нейронної мережі використовують функцію втрат, яка вимірює різницю між передбаченими та справжніми значеннями. У задачах класифікації для оцінки похибки часто використовуються функції втрат категоріальна кросс-ентропія або бінарна кросс-ентропія.

Оптимізатор є ключовим елементом навчання мережі. Він відповідає за оновлення параметрів моделі з метою мінімізації функції втрат. Популярні оптимізатори, такі як SGD (стохастичний градієнтний спуск), Adam, RMSprop, пристосовують швидкість навчання та використовують градієнти функції втрат для оновлення параметрів. Для задачі класифікації ЕКГ найкращим рішенням буде використання оптимізатору Adam. Він часто досягає хороших результатів з меншою кількістю ітерацій навчання, ніж багато інших оптимізаторів. У класифікаційних задачах, особливо коли є багато класів або велика кількість даних, ця ефективність може значно скоротити час навчання.

Процес зворотного поширення помилки є основою навчання нейронних мереж. Після подачі тренувальних прикладів через мережу, обчислюється значення функції втрат, і градієнти відновлюються у зворотному напрямку для оновлення параметрів.

Навчання мережі виконується через цикли, відомі як епохи, де кожен цикл складається з подачі даних, обчислення функції втрат, зворотного поширення помилки та оновлення параметрів. Кількість епох залежить від обсягу даних та складності завдання.

					ІС92.140БАК.004 ПЗ	Арк.
						22
Зм.	Лист	№ докум.	Підпис	Дата		

Після навчання моделі, необхідно використати її для тестування. Це включає застосування моделі до тестових даних і отримання передбачених значень або класів захворювань. За допомогою тестових даних оцінюється продуктивність моделі, вимірюються показники, такі як точність, чутливість, специфічність для оцінки її здатності класифікувати ЕКГ сигнали.

У процесі тестування може бути необхідно провести послідовну оптимізацію гіперпараметрів. Гіперпараметри, такі як розмір шарів, коефіцієнти регуляризації, швидкість навчання та інші, можуть бути оптимізовані шляхом систематичного експериментування та валідації на перевірочному наборі.

Регуляризація є важливим елементом у навчанні нейронних мереж, оскільки допомагає уникнути перенавчання. Застосування методів регуляризації, таких як dropout або L1/L2 регуляризація, допомагає зменшити перенавчання та покращити узагальнювальну здатність моделі.

Після проведення тестування, важливо аналізувати результати. Це включає оцінку матриці плутанини, яка показує кількість правильно та неправильно класифікованих прикладів, а також аналіз кривих ROC та Precision-Recall, що допомагають оцінити ефективність моделі.

Остаточним кроком є підготовка моделі для використання у реальних застосунках. Можна зберегти натреновану модель та необхідні параметри для подальшого використання, щоб можна було використовувати їх для класифікації серцевих відхилень на нових даних. Окрім того, збережену модель можна завантажити і запустити повторне навчання нейронної мережі. Проте існує ризик, що модель перенавчитись, що призведе до зменшення точності при використанні на реальних даних.

Узагальнюючи, методи навчання та тестування нейронної мережі для аналізу кардіограми включають розбиття даних, вибір архітектури, ініціалізацію параметрів, визначення функції втрат, вибір оптимізатора, застосування зворотного поширення помилки, цикли навчання, тестування за допомогою тестового набору, оцінку продуктивності, оптимізацію гіперпараметрів, регуляризацію, повторне навчання нейронної мережі, боротьбу з перенавчанням,

аналіз результатів та підготовку моделі для використання. Ці методи допомагають створити та оцінити нейронну мережу для аналізу кардіограм з точністю та надійністю.

Висновки по розділу

У розділі розглянуто основні етапи розроблення системи для аналізу ЕКГ, починаючи з вибору відповідних джерел даних. Зараз у відкритому доступі доступні різні публічні набори даних ЕКГ, такі як PTB Diagnostic ECG Database, MIT-BIH Arrhythmia Database, PhysioNet Computing in Cardiology Challenge 2017 Dataset та PTB-XL ECG Dataset, які містять широкий спектр патологічних станів та різноманітність пацієнтів. Ці набори даних забезпечують достатньо широке та репрезентативне джерело для тренування та тестування системи.

Для збору та підготовки даних для аналізу кардіограми використовуються різні методи. Першим етапом є збір даних ЕКГ за допомогою ЕКГ апаратів, моніторів серцевої діяльності та баз даних, таких як PhysioNet. Далі використовуються аналого-цифрові перетворювачі для перетворення аналогового сигналу ЕКГ у цифровий формат.

Отриманий аналоговий сигнал ЕКГ потрібно перетворити у цифровий формат, щоб його можна було обробляти та аналізувати за допомогою комп'ютерних алгоритмів. Для цього застосовуються аналого-цифрові перетворювачі, які конвертують аналогові дані в цифрову форму, що легше зберігати та обробляти.

Після перетворення в цифровий формат сигнал ЕКГ може містити шум та артефакти, які можуть спотворити аналіз. Тому наступним кроком є фільтрація сигналу для видалення небажаних складових. Це може включати застосування цифрових фільтрів, які позбавляють сигнал від шуму та інтерференції.

Після фільтрації сигналу важливо нормалізувати дані, щоб привести їх до спільного масштабу. Це допомагає унормувати амплітуди сигналу та забезпечити, що всі дані знаходяться в одному діапазоні значень. Нормалізація полегшує подальший аналіз та порівняння сигналів.

					ІС92.140БАК.004 ПЗ	Арк.
						24
Зм.	Лист	№ докум.	Підпис	Дата		

Для підготовки даних до аналізу також може знадобитися зміна розміру зображення кардіограми та врахування інформації про колір. Це може бути корисно для подальшого використання методів машинного навчання та комп'ютерного зору для автоматичного виявлення аномалій або класифікації патологій. Для підготовки даних також може бути необхідно змінити розмір зображення кардіограми та врахувати інформацію про колір. Дані розподіляються на тренувальні, перевірочні та тестові набори для оцінки ефективності моделі та уникнення перенавчання.

Для навчання нейронної мережі використовуються кроки, такі як вибір архітектури, ініціалізація параметрів, визначення функції втрат та оптимізатора. Процес зворотного поширення помилки використовується для оновлення параметрів мережі, а тренування проводиться через цикли (епохи), де модель навчається на тренувальних даних.

Після навчання модель тестується на тестовому наборі даних, що дозволяє оцінити її продуктивність та здатність класифікувати ЕКГ сигнали. При необхідності може проводитись оптимізація гіперпараметрів та застосування методів регуляризації для запобігання перенавчання. Якщо необхідно, можуть застосовуватись методи оптимізації гіперпараметрів та регуляризації, щоб покращити продуктивність моделі та уникнути перенавчання.

Натреновану модель та необхідні параметри можна зберегти для подальшого використання в реальних застосунках аналізу кардіограм. Загалом, використання цих методів збору, підготовки даних, навчання та тестування нейронної мережі допомагає створити систему для аналізу кардіограм з високою точністю та надійністю.

					ІС92.140БАК.004 ПЗ	Арк.
						25
Зм.	Лист	№ докум.	Підпис	Дата		

3 РОЗРОБЛЕННЯ СИСТЕМИ АВТОМАТИЗОВАНОГО АНАЛІЗУ ЕЛЕКТРОКАРДІОГРАМ З ВИКОРИСТАННЯМ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ

Електрокардіограма є важливим джерелом інформації для діагностики та оцінки стану серцево-судинної системи. Її аналіз допомагає виявляти аритмії, ішемічну хворобу серця, порушення проведення та інші серцеві захворювання. Однак, ручний аналіз ЕКГ може бути складним та вимагати великої кількості часу та експертних знань.

У зв'язку з цим, розроблення систем автоматизованого аналізу ЕКГ стала актуальною задачею. Одним із перспективних напрямів у цій галузі є використання нейронних мереж. Нейронні мережі, здатні до виявлення складних взаємозв'язків у великих обсягах даних, відкривають нові можливості для автоматизації аналізу ЕКГ та покращення точності діагностики серцевих захворювань.

Розроблення системи автоматизованого аналізу ЕКГ з використанням нейронних мереж має на меті створення інтелектуальної системи, яка здатна автоматично класифікувати та інтерпретувати ЕКГ сигнали. Ця система може бути використана як підтримка для лікарів у прийнятті рішень та прискоренні процесу діагностики серцевих захворювань.

В даному розділі будуть представлені методи та підходи, які використовуються для розроблення такої системи. Використання нейронних мереж для аналізу ЕКГ вимагає певних етапів, таких як збір та підготовка даних, вибір архітектури мережі, процес навчання та тестування моделі. Будуть розглянуті різні методи збору та підготовки даних, а також розглянуто різні архітектури нейронних мереж, що можуть бути використані для аналізу ЕКГ. Буде надано детальний опис методів навчання та тестування нейронних мереж для аналізу ЕКГ-сигналів, що допоможе зрозуміти процес навчання та оцінку продуктивності моделі. Крім того, будуть розглянуті важливі аспекти, такі як регуляризація, оптимізація гіперпараметрів та аналіз результатів.

					ІС92.140БАК.004 ПЗ	Арк.
						26
Зм.	Лист	№ докум.	Підпис	Дата		

3.1 Опис архітектури нейронної мережі

Для розроблення системи автоматичного аналізу ЕКГ можна виділити два основні модулі: модуль перетворення ЕКГ в цифровий формат та сама нейронна мережа для аналізу значень кардіограми.

3.1.1 Модуль перетворення вхідного зображення

Процес перетворення зображення електрокардіограми на цифровий вигляд для подальшої обробки нейронною мережею передбачає використання кількох ключових кроків та програмних бібліотек. Починаючи з оригінального зображення ЕКГ, першим кроком є його зчитування за допомогою бібліотеки Python для роботи з зображеннями, такої як OpenCV. Ця бібліотека дозволяє не тільки зчитувати зображення, але й проводити з ними базові операції, такі як перетворення в градації сірого, що дозволяє зменшити кількість потрібних даних для подальшої обробки.

Після цього зазвичай потрібно провести передпроцесинг зображення. Це може включати в себе масштабування зображення, видалення шуму та інші техніки обробки зображень, які допомагають виключити неважливі деталі та зосередитись на ключових аспектах ЕКГ. За це відповідають бібліотеки, як Scikit-image, а також знову OpenCV.

Тепер, коли у отримано чисте, масштабоване зображення ЕКГ, можна перетворити його на цифровий формат, який може виступати в якості вхідних даних для нейронної мережі. Зазвичай це означає перетворення зображення в масив пікселів. Кожний піксель представляє собою цифрове значення, яке відображає його яскравість. Цю операцію можна здійснити за допомогою бібліотеки NumPy, яка вміє працювати з масивами в Python.

Після зчитування числових значень з зображення, важливим буде нормалізація даних для їх правильної обробки нейронною мережею. Оскільки більшість наборів даних, на яких навчається мережа містять значення у інтервалах від (-1, 1) до (-10, 10), нормалізація значень із зображення буде відбуватись до інтервалу (-1, 1). Для цього можна скористатися формулою 3.1 для кожного числа із масиву. Після цього масив треба перетворити у NumPy матрицю і транспонувати

її, оскільки нейронна мережа приймає на вхід матрицю, в якій кожен рядок відповідає за канал ЕКГ, а колонка – за значення амплітуди в певний момент часу. Отримана матриця може виступати вводом для нейронної мережі. У додатку А можна побачити загальну блок-схему алгоритму роботи модуля.

$$N_i = \frac{2 * A_i}{\max(A)} - 1, \quad (3.1)$$

де N – нормалізований масив,

A – вхідний масив .

Загальний алгоритм роботи модулю:

- зчитування вхідного зображення;
- перетворення в градації сірого;
- очистка від шуму;
- перетворення даних з зображення на масив чисел;
- нормалізація даних за потреби;
- транспонування матриці.

3.1.2 Модуль аналізу ЕКГ

Модуль аналізу ЕКГ складається із нейронної мережі, яка приймає на вхід дані із модулю перетворення вхідного зображення або дані із готових наборів. Існує багато типів нейронних мереж, кожна з яких має свої специфічні застосування.

Першим типом нейронної мережі є рекурентні нейронні мережі. Це тип нейронних мереж, що були розроблені спеціально для роботи з послідовними даними. Вони мають внутрішню структуру, що дозволяє передавати інформацію від одного кроку до наступного, що робить їх ідеальним вибором для аналізу часових рядів, як-то ЕКГ даних. ЕКГ дані – це часовий ряд, тобто послідовність вимірювань, зроблених в різні моменти часу. Ця послідовність містить важливу інформацію про стан серця, яка може змінюватися в часі. Рекурентні нейронні мережі використовують цю послідовність для вивчення закономірностей та залежностей між різними частинами часового ряду, а потім використовують ці

					ІС92.140БАК.004 ПЗ	Арк.
Зм.	Лист	№ докум.	Підпис	Дата		28

відкриття для роботи прогнозів або класифікації. Однак, попри всі переваги, рекурентні нейронні мережі можуть бути витратними з точки зору обчислювальних ресурсів, особливо при роботі з довгими послідовностями. Їх також може бути складніше тренувати, в порівнянні з іншими типами нейронних мереж.

Іншим типом нейронних мереж є автоенкодер. Це спеціальний тип нейронних мереж, які використовуються для ненаглядного навчання. Вони мають унікальну структуру, яка складається з трьох основних частин: енкодера, коду та декодера. Енкодер перетворює вхідні дані в компактний внутрішній представлення, відомий як "код", в той час як декодер відновлює вихідні дані з цього коду. Метою автоенкодера є мінімізація різниці між вхідними та вихідними даними, вивчаючи при цьому ефективні коди, які можуть використовуватися для відновлення вхідних даних. У контексті аналізу ЕКГ, можливе використання автоенкодерів для виявлення нетипових патернів. Якщо автоенкодер навчається на нормальних ЕКГ даних, то його вихід для ЕКГ зі змінами, такими як аритмія, може суттєво відрізнятись від вхідних даних. Такий підхід може використовуватися для ідентифікації аномальних патернів у даних ЕКГ. Проте, попри потенційні переваги, використання автоенкодерів для аналізу ЕКГ може мати декілька недоліків. По-перше, вони можуть бути важкими для інтерпретації. Хоча вони можуть виявляти аномалії, вони не надають чіткого розуміння того, які саме особливості в даних є аномальними. По-друге, автоенкодери вимагають великої кількості даних для ефективного навчання. Це може бути проблематично, якщо доступ до великих датасетів з ЕКГ даними обмежений. Нарешті, автоенкодери зазвичай вимагають більше часу на навчання в порівнянні з іншими типами нейронних мереж, що може бути не прийнятним для деяких застосувань в реальному часі.

Найкращим вибором для даної задачі є згорткові нейронні мережі. Головною відмінністю цих мереж від інших типів є їх здатність автоматично і адаптивно вивчати просторові ієрархії ознак. Згортковий шар використовує серію фільтрів, які "проходять" по вхідним даним, виконуючи елементарні операції згортки. Це дозволяє моделі виявляти локальні ознаки, які стають все більш глобальними з кожним новим шаром. В контексті аналізу ЕКГ, згорткові нейронні мережі можуть

					ІС92.140БАК.004 ПЗ	Арк.
Зм.	Лист	№ докум.	Підпис	Дата		29

виявляти певні шаблони в ЕКГ сигналах, такі як QRS-комплекси, Т-хвилі та інші особливості, які можуть бути важливими для виявлення патологій. Після виявлення цих ознак, їх можна класифікувати за допомогою повністю з'єднаних шарів на виході мережі.

Згорткові нейронні мережі особливо ефективні для аналізу даних, що мають просторову структуру. Це означає, що вони відмінно працюють з даними, де положення або порядок вхідних значень має значення. ЕКГ - це часовий ряд, де кожен сигнал представляє електричну активність серця в певний момент часу. Важливо виявити патерни або аномалії в цих сигналах, що можуть вказувати на серцеві недоліки. Згорткові мережі ефективні в цьому, оскільки вони можуть автоматично виявляти ці патерни в даних без необхідності вручну створювати властивості.

Для вирішення задачі аналізу електрокардіограми із використанням нейронних мереж буде обрано згорткові нейронні мережі. Вона складається із декількох шарів, на кожному з яких дані підлягають певній обробці. Загальну схему нейронної мережі можна знайти в графічних матеріалах до проєкту під кодом ІС92.140БАК004 Д1.

Першим шаром в моделі є згортковий шар Conv1D. Цей шар приймає на вхід вхідний сигнал ЕКГ і проводить операції згортки, застосовуючи набір ваг, які відомі як "ядра згортки" або "фільтри". Кожне ядро згортки може виявляти певні шаблони в даних. Операція згортки включає "прохід" цього ядра по вхідним даним, зазвичай з деяким кроком. При кожному "кроці" обчислюється добуток вхідних даних та ядра згортки. Результат цього обчислення додається до вихідних даних цього шару. Процес згортки дозволяє виявляти локальні шаблони в даних, незалежно від їх розташування. Це робить згорткові шари особливо ефективними для аналізу даних, які мають просторову або часову структуру, наприклад, зображення, аудіо або сигнали ЕКГ.

Другий шар в моделі – це шар максимального пулінгу. Він використовується після згорткового шару для зменшення розміру вихідних даних. Операція пулінгу вибирає максимальне значення з набору вхідних значень. Вона проходить вздовж

					ІС92.140БАК.004 ПЗ	Арк.
Зм.	Лист	№ докум.	Підпис	Дата		30

вхідних даних вікном певного розміру та вибирає максимальне значення в цьому вікні як представника даної області. Це дозволяє зменшити кількість даних, зберігаючи при цьому найбільш важливу інформацію, таку як високі значення ЕКГ сигналу, що можуть вказувати на певні шаблони або аномалії в даних. Після проходження через пулінговий шар, просторовий розмір даних зменшується в декілька разів. Для ЕКГ сигналу це означає, що вхідні сигнали, які були у вигляді послідовностей значень, перетворюються на менш деталізовані версії, що дозволяє моделі враховувати більш загальні тенденції в сигналі, а не конкретні значення кожного відліку. Таким чином, пулінговий шар допомагає зберегти важливу інформацію та зменшити розмірність даних для подальшого аналізу в наступних шарах мережі. Це допомагає знизити кількість параметрів, що слід навчити в наступних шарах, і, таким чином, знижує ризик перенавчання.

Після шару максимального пулінгу йде шар-вирівнювач "Flatten". Цей шар використовується для перетворення багатовимірного вхідного тензора в одновимірний тензор. Це важливий крок, який дозволяє перетворити просторову структуру даних, яка була збережена у попередніх шарах (згортковому та шарі пулінгу), в формат, який може бути прийнятий повністю з'єднаним шаром, який йде далі. Його основна функція - перетворити багатовимірний вхідний тензор у одновимірний. Це дуже важливий етап в згорткових нейронних мережах перед повністю з'єднаними шарами, оскільки повністю з'єднані шари приймають на вхід лише одновимірні дані. До шару Flatten дані приходять у вигляді тривимірного тензора, де перша вимірність відповідає кількості часових кроків, друга - кількості фільтрів у попередньому згортковому шарі, а третя - кількості каналів у кожному фільтрі. Шар Flatten перетворює цей тривимірний тензор на одновимірний масив, що підготовлює дані для подальшого аналізу повністю з'єднаними шарами. Цей шар не вчиться і не має жодних тренувальних параметрів. Його основна роль полягає в форматуванні даних для наступних шарів. Його використання дозволяє моделі коректно обробляти просторові відносини між різними частинами вхідного сигналу ЕКГ, які були виявлені попередніми шарами, і перетворити цю інформацію

					ІС92.140БАК.004 ПЗ	Арк.
Зм.	Лист	№ докум.	Підпис	Дата		31

на формат, який може бути використаний для класифікації в наступних повністю з'єднаних шарах.

Останнім шаром в моделі є повноз'єднаний шар. це основний тип шару в глибоких нейронних мережах. Кожен нейрон у повноз'єднаному шарі з'єднаний з усіма нейронами в попередньому шарі, що робить цей шар дуже гнучким, оскільки він може вчити будь-яку функцію вхідних даних. В даному випадку повністю з'єднаний шар використовується як вихідний шар моделі. Кількість нейронів в цьому шарі відповідає кількості класів, які треба. В якості функції активації на даному шарі використовується нормована експоненційна функція Softmax. Вона перетворює набір вихідних значень на відповідні ймовірності. Специфіка Softmax полягає у тому, що вона використовує експоненцію вхідних значень, що гарантує позитивність результуючих ймовірностей, а потім нормалізує ці значення так, що сума усіх вихідних значень дорівнює одиниці.

Таким чином, головне завдання повноз'єданого шару в цій моделі - це вивчити, які комбінації високорівневих особливостей, виявлених у попередніх шарах, найкраще вказують на присутність кожного з типів аномалій ЕКГ.

Для автоматичної корекції ваг моделі на основі вхідних даних під час навчання використовується оптимізатор Adam. Він базується на двох ключових методах. По-перше, він використовує метод імпульсу, який враховує попередні кроки при оновленні ваг - це допомагає прискорити процес навчання і зробити його більш гладким. По-друге, Adam застосовує метод масштабування швидкості навчання, який адаптує швидкість оновлення ваг для кожного параметра моделі індивідуально. Ця комбінація методів забезпечує ефективне навчання моделі, дозволяючи їй швидко знаходити оптимальні ваги, що в свою чергу підвищує точність прогнозування моделі.

В якості функції втрат використовується категоріальна крос-ентропія. Цей метод зазвичай застосовується для задач багатокласової класифікації. Категоріальна крос-ентропія вимірює різницю між фактичними мітками та передбаченнями моделі. Її основна ідея полягає в тому, що модель повинна

					ІС92.140БАК.004 ПЗ	Арк.
Зм.	Лист	№ докум.	Підпис	Дата		32

збільшувати ймовірність правильного класу та зменшувати ймовірності всіх інших класів.

Для боротьби з перенавчання використовується метод L1/L2 регуляризації. L1 регуляризація додає абсолютне значення ваги до функції втрат. Це призводить до того, що незначущі ознаки отримують нульові ваги, що фактично означає їх видалення. L2 регуляризація додає квадрат ваги до функції втрат. Як результат, ваги моделі зменшуються, але рідко доходять до нуля, що робить модель менш чутливою до окремих ознак. Обидва типи регуляризації додають штраф до великих ваг, змушуючи модель розподіляти ваги більш рівномірно між ознаками, зменшуючи залежність від окремих ознак. Це допомагає забезпечити стабільність моделі та зменшити ймовірність перенавчання.

3.2 Обґрунтування вибору інструментів

Для розроблення системи буде використовуватись такий стек технологій:

- мова програмування Python;
- бібліотека OpenCV;
- бібліотека NumPy;
- бібліотека TensorFlow;
- бібліотека Keras;
- бібліотека Scikit-image;
- бібліотека WFDB.

Мова програмування Python [18] є популярною високорівневою мовою програмування, яка відома своєю простотою, лаконічністю та легкістю в освоєнні. Вона має широку підтримку в галузі наукових обчислень та машинного навчання, і надає багато корисних бібліотек для розвитку таких систем. Python має чистий та простий синтаксис, що полегшує розроблення та розуміння коду. Це особливо важливо під час роботи зі складними алгоритмами, такими як нейромережі. Python також має велику кількість доступних пакетів та модулів, що спрощує реалізацію складних функцій. Окрім того Python є переносимою мовою, що означає, що код,

					IC92.140БАК.004 ПЗ	Арк.
						33
Зм.	Лист	№ докум.	Підпис	Дата		

написаний на Python, може працювати на різних операційних системах, таких як Windows, macOS та Linux. Це важливо при створенні системи, яку можна використовувати на різних платформах або вбудувати у медичні пристрої.

Бібліотека OpenCV [19] – це відкрите програмне забезпечення для комп'ютерного зору і обробки зображень. Вона надає широкий набір функцій для роботи зі зображеннями та відео, включаючи обробку, відстеження об'єктів, виявлення особливостей та багато іншого. Окрім цього, бібліотека OpenCV лежить в основі більшості більш потужних інструментів для роботи із зображеннями, як наприклад Scikit-image. OpenCV надає засоби для завантаження зображень ЕКГ з різних форматів файлів. Це дозволяє отримувати ЕКГ сигнали збережених у форматі зображень та подальше їх обробляти. Використовуючи функції попередньої обробки зображень OpenCV, можна покращити якість зображень кардіограми та виділити важливі деталі. Також бібліотека надає можливості для виявлення об'єктів та ознак на зображеннях. Це може бути використано для виділення хвиль, піків або інших особливостей електрокардіографічного сигналу. Функції фільтрації та покращення якості сигналу OpenCV можуть зменшити шум та видалити артефакти, поліпшуючи якість сигналу перед подальшим аналізом. Використання OpenCV у задачі аналізу ЕКГ з використанням нейронних мереж дозволяє покращити обробку зображень ЕКГ, виявлення особливостей та полегшує подальший аналіз та інтерпретацію сигналів. Це допомагає отримати більш точні та надійні результати аналізу ЕКГ.

Бібліотека NumPy [20] є однією з найважливіших бібліотек для обчислювальних завдань в мові програмування Python, особливо в галузі наукових обчислень та машинного навчання. Вона забезпечує ефективне та швидке виконання операцій з масивами та матрицями числових даних, що дозволяє здійснювати складні обчислення та маніпулювати даними в зручний спосіб. Однією з ключових переваг NumPy є його потужна реалізація масивів, які дозволяють зберігати та опрацьовувати дані в багатовимірних структурах. Використання масивів NumPy забезпечує компактне збереження даних та оптимізовані алгоритми для виконання числових операцій. Це робить бібліотеку

					ІС92.140БАК.004 ПЗ	Арк.
Зм.	Лист	№ докум.	Підпис	Дата		34

особливо корисною при роботі з великими обсягами даних, такими як ЕКГ сигнали. Завдяки вбудованим функціям NumPy можна легко здійснювати операції над масивами, такі як математичні обчислення, статистичні аналізи, масивні перетворення та індексування. Бібліотека також надає універсальні функції, які дозволяють виконувати операції над масивами ефективно та зручно. За допомогою NumPy можна виконувати різноманітні обчислення, такі як фільтрація, згортка, обробка сигналів, витягування ознак та інші операції, які можуть бути корисними при аналізі ЕКГ. Окрім того, NumPy інтегрується з багатьма іншими популярними бібліотеками для машинного навчання, такими як TensorFlow, PyTorch та scikit-learn. Це дозволяє зручно обмінюватися даними між різними інструментами та використовувати їх разом для створення та навчання нейромереж, які аналізують ЕКГ дані.

Бібліотеки TensorFlow [21] і Keras [22] є двома популярними і потужними інструментами для розроблення та навчання нейромереж у мові програмування Python. Обидві бібліотеки використовуються для створення моделей глибокого навчання, включаючи аналіз ЕКГ, і забезпечують зручний та ефективний спосіб виконання складних обчислень. TensorFlow та Keras разом надають вам високорівневий та гнучкий інструментарій для створення та тренування нейромереж для аналізу ЕКГ. Користуючись цими бібліотеками можна використовувати готові шари, такі як згорткові, рекурентні або повнозв'язні шари, або створювати свої власні шари за потреби. Бібліотеки дозволяють ефективно тренувати моделі на великих наборах даних, використовуючи різні методи оптимізації та регуляризації. Вони також підтримують оцінку та валідацію моделей, що допомагає оцінити їх ефективність та зробити покращення.

Scikit-image [23] – це високофункціональна бібліотека обробки та аналізу зображень в мові програмування Python. Вона пропонує широкий спектр функцій для обробки та маніпуляції зображеннями, що дозволяє вам виконувати складні завдання, пов'язані з аналізом ЕКГ. Бібліотека має потужні алгоритми для обробки зображень, такі як фільтрація, відшумлення, розмиття, збільшення або зменшення

					ІС92.140БАК.004 ПЗ	Арк.
Зм.	Лист	№ докум.	Підпис	Дата		35

розміру зображень. Можна застосовувати ці функції для покращення якості ЕКГ зображень та виділення важливих деталей.

Бібліотека WFDB [24] (Waveform Database) є потужним інструментом для роботи з медичними сигналами, зокрема ЕКГ. Завдяки WFDB можна завантажувати медичні сигнали, збережені у форматі PhysioBank, та виконувати різноманітні операції з ними. Основні можливості бібліотеки WFDB включають завантаження сигналів ЕКГ та взаємодію з ними, обробку сигналів, анотування та визначення подій на сигналах, а також візуалізацію результатів. Завдяки WFDB можна легко завантажувати дані ЕКГ та отримувати доступ до їх метаданих, що дає можливість виконувати розширений аналіз та обробку цих сигналів. Бібліотека також надає широкі можливості для обробки сигналів, включаючи фільтрацію, спектральний аналіз, витягування ознак та багато іншого.

3.3 Розроблення програмного забезпечення для реалізації системи

Розроблення програмного забезпечення для системи автоматизованого аналізу ЕКГ починається з обробки вхідних даних. Для цього використовується бібліотека WFDB для завантаження даних з РТВ бази даних, яка містить багатий набір записів ЕКГ. Важливим кроком є перетворення цих даних до відповідного формату для подальшого аналізу нейронними мережами. На цьому етапі також здійснюється розбиття даних на навчальний та тестовий набори.

Після цього можна перейти до створення самої нейронної мережі. З цією метою використовується бібліотека Keras, що є високорівневим інтерфейсом для TensorFlow, бібліотеки для глибокого навчання. Перший шар в моделі – це Conv1D, який виконує згортку вхідних даних, виявляючи ключові шаблони та характеристики в даних ЕКГ.

Далі додається пулінговий шар MaxPooling1D, який зменшує просторову розмірність вхідних даних та зменшує обчислювальну складність моделі. Наступний шар, Flatten, перетворює багатовимірний вихід попереднього шару в одновимірний вектор, що є необхідним для вхідних даних для наступного шару.

					ІС92.140БАК.004 ПЗ	Арк.
Зм.	Лист	№ докум.	Підпис	Дата		36

Останній шар, Dense, виконує кінцеву класифікацію. Кожен нейрон в цьому шарі з'єднаний з усіма нейронами в попередньому шарі. Цей шар використовує активаційну функцію "softmax", яка перетворює вихідні значення шару на ймовірності для кожного класу.

Після створення моделі вона навчається на навчальному наборі даних. Цей процес навчання оптимізує ваги моделі за допомогою алгоритму оптимізації Adam, щоб зменшити втрати, обчислені за допомогою функції втрат «категоріальна крос-ентропія». Після кожної епохи навчання продуктивність моделі на тестовому наборі даних оцінюється за допомогою таких метрик, як втрати та точність.

Після навчання моделі можна приступати до перевірки на новому наборі даних задля перевірки того, що модель з достатньою точністю може визначати приналежність ЕКГ до конкретного класу.

У графічних матеріалах до проекту під кодом IC92.140БАК004 Д4 зображено діаграму потоку даних у системі, а під кодом IC92.140БАК004 Д5 зображено діаграму зміни станів системи під час навчання.

3.4 Підготовка набору даних для навчання та тестування нейронної мережі

Набір даних для навчання та тестування нейронної мережі має критичне значення. Розроблена система використовує для тренування набір даних РТВ-DB, описаний у розділі 2.2, що містить записи електрокардіограми близько 290 пацієнтів. Кожен запис складається із трьох файлів. Перший файл має розширення «.hea» та містить корисну інформацію про пацієнта, умови проведення діагностики, його показники здоров'я та власне його діагноз. Другий файл має розширення «.dat» містить власне дані електрокардіограми. Це двійкові файли, в яких записані значення ЕКГ. Зазвичай кожен з них відповідає одній записі ЕКГ. Останній третій файл має розширення «.xyz» та містить інформацію про положення електродів, що використовувались для збору даних. Вони можуть містити координати X, Y, Z кожного електрода відносно певної системи координат, яка відображає анатомічні ознаки пацієнта. Для коректного функціонування системи необхідним є використання hea-файлу із метаданими та файлу із записами електрокардіограми.

					IC92.140БАК.004 ПЗ	Арк.
Зм.	Лист	№ докум.	Підпис	Дата		37

```

# age: 58
# sex: female
# ECG date: 17/10/1990

# Diagnose:
# Reason for admission: Myocardial infarction
# Acute infarction (localization): anterior
# Former infarction (localization): no
# Additional diagnoses: Arterial hypertension, Adiposis hepatis, Gastritis
# Smoker: yes
# Number of coronary vessels involved: 1
# Infarction date (acute): 08-Oct-90
# Previous infarction (1) date: n/a
# Previous infarction (2) date: n/a

```

Рисунок 3.1 – Зміст файлу з метаданими

Файли даних ЕКГ зазвичай містять значення вольтажу в мілівольтах, знижені за частотою дискретизації, що відображаються в часі. Вони можуть бути одноканальними або багатоканальними, в залежності від кількості використовуваних датчиків, але у використовуваному наборі РТВ-DB знаходяться тільки 12-канальні ЕКГ.

Перший крок у підготовці даних – це завантаження їх за допомогою бібліотеки WFDB, що дозволяє прочитати файли із записами електрокардіограми. Система проходиться по набору даних, зчитує для кожного запису дані та метадані, включаючи мітки класу для кожного запису. Мітки класу пізніше будуть кодуються для перетворення їх в числовий формат, який може бути використаний для навчання нейронної мережі. Далі система за допомогою функції `pad_sequences` приводить всі дані до єдиної довжини. Це важливо, оскільки нейронні мережі вимагають однорідних вхідних даних.

Результат роботи системи

```
1  [[-5.6500e-02  5.4050e-01  5.9700e-01 -2.4250e-01 -3.2600e-01]
2  [[-4.7500e-02  5.4800e-01  5.9500e-01 -2.5050e-01 -3.2050e-01]
3  [[-4.9000e-02  5.4500e-01  5.9400e-01 -2.4800e-01 -3.2100e-01]
4  [[-3.9500e-02  5.4200e-01  5.8150e-01 -2.5100e-01 -3.1000e-01]
5  [[-3.4000e-02  5.3450e-01  5.6850e-01 -2.5050e-01 -3.0050e-01]
6  [[-2.7500e-02  5.3800e-01  5.6550e-01 -2.5550e-01 -2.9650e-01]
7  [[-2.5000e-02  5.4800e-01  5.7300e-01 -2.6150e-01 -2.9850e-01]
8  [[-2.8000e-02  5.4650e-01  5.7450e-01 -2.5950e-01 -3.0050e-01]
9  [[-2.8000e-02  5.5350e-01  5.8100e-01 -2.6300e-01 -3.0400e-01]
10 [[-3.4000e-02  5.6650e-01  6.0050e-01 -2.6650e-01 -3.1650e-01]
11 [[-3.5000e-02  5.7000e-01  6.0500e-01 -2.6800e-01 -3.1900e-01]
12 [[-4.0500e-02  5.7550e-01  6.1600e-01 -2.6800e-01 -3.2750e-01]
13 [[-4.6000e-02  5.8600e-01  6.3150e-01 -2.7000e-01 -3.3800e-01]
14 [[-3.6500e-02  6.1600e-01  6.5200e-01 -2.9000e-01 -3.4350e-01]
15 [[-3.5000e-02  6.5250e-01  6.8750e-01 -3.0950e-01 -3.6050e-01]
16 [[-3.3500e-02  6.8950e-01  7.2300e-01 -3.2850e-01 -3.7800e-01]
17 [[-2.4000e-02  7.3750e-01  7.6150e-01 -3.5700e-01 -3.9250e-01]
18 [  3.0000e-03  7.8550e-01  7.8250e-01 -3.9450e-01 -3.8900e-01]
19 [  3.5000e-02  8.5550e-01  8.2000e-01 -4.4550e-01 -3.9150e-01]
20 [  4.8000e-02  9.4200e-01  8.9350e-01 -4.9500e-01 -4.2200e-01]
21 [  6.4500e-02  1.0110e+00  9.4600e-01 -5.3800e-01 -4.4000e-01]
22 [  1.0300e-01  1.0860e+00  9.8250e-01 -5.9500e-01 -4.3900e-01]
23 [  1.4650e-01  1.1615e+00  1.0150e+00 -6.5450e-01 -4.3350e-01]
24 [  1.9300e-01  1.2235e+00  1.0300e+00 -7.0850e-01 -4.1750e-01]
25 [  2.4700e-01  1.3080e+00  1.0605e+00 -7.7800e-01 -4.0600e-01]
26 [  2.9800e-01  1.4110e+00  1.1125e+00 -8.5450e-01 -4.0650e-01]
```

Рисунок 3.2 – Зміст файлу зі значеннями ЕКГ

Після завершення попередньої обробки система змінює форму даних для використання в нейронній мережі, додаючи додаткову вимірність. Окрім того вона розбиває дані на тестові та тренувальні набори. Це дозволяє навчити модель на одній частині даних (навчальна вибірка), а потім перевірити, наскільки добре модель працює на даних, які вона раніше не бачила (тестова вибірка).

Таким чином, підготовка набору даних включає процеси збору, обробки та розбиття даних. Всі ці кроки є важливими для підготовки відповідних вхідних даних для навчання та тестування нейронної мережі.

Висновки до розділу

У розділі детально розглянуто процес підготовки набору даних для навчання та тестування нейронної мережі в системі автоматизованого аналізу ЕКГ. Перш ніж нейронна мережа може бути навчена та протестована, необхідно зібрати та обробити дані.

Використовуваний набір даних РТВ-DB містить записи електрокардіограми близько 290 пацієнтів. Кожен запис складається з трьох файлів: файлу з метаданими (.hea), файлу з даними ЕКГ (.dat) та файлу з інформацією про положення електродів (.хуз). Ці файли містять важливу інформацію про пацієнта, його діагноз та самі дані ЕКГ.

Перший крок у підготовці даних - завантаження їх за допомогою бібліотеки WFDB. Ця бібліотека дозволяє прочитати файли ЕКГ та отримати доступ до їх метаданих. Система проходиться по набору даних, зчитує для кожного запису дані та метадані, включаючи мітки класу для кожного запису. Мітки класу визначають діагноз пацієнта та пізніше кодуються для використання у навчанні нейронної мережі.

Після зчитування даних та метаданих, система виконує обробку даних ЕКГ. Дані ЕКГ зазвичай містять значення вольтажу в мілівольтах, знижені за частотою дискретизації, що відображаються в часі. У використовуваному наборі РТВ-DB дані представлені у вигляді двовимірних масивів, де кожен рядок відповідає каналу ЕКГ, а кожний стовпець - відліку в часі. Дані приводяться до єдиної довжини, що є важливим для подальшої обробки в нейронній мережі.

Після завершення обробки даних система змінює форму даних, додаючи додаткову вимірність, що необхідно для використання в нейронній мережі. Крім того, дані розбиваються на тренувальний та тестовий набори. Тренувальний набір даних використовується для навчання моделі, а тестовий набір – для оцінки продуктивності моделі на раніше не бачених даних.

У розділі було розкрито важливі кроки підготовки набору даних для системи автоматизованого аналізу ЕКГ. Правильна підготовка та обробка даних є критичними для досягнення точності та ефективності нейронної мережі у виконанні аналізу ЕКГ.

					ІС92.140БАК.004 ПЗ	Арк.
						40
Зм.	Лист	№ докум.	Підпис	Дата		

4 ЕКСПЕРИМЕНТАЛЬНІ ДОСЛІДЖЕННЯ

4.1 Опис процесу навчання та тестування нейронної мережі

Для навчання мережі використовується набір даних РТВ-DB, який завантажується за допомогою функції `load_PTV_dataset`. Ця функція зчитує дані з папок в каталозі даних, перетворює записи в сигнали та записує мітки класів для кожного запису. Результатом є набір даних ЕКГ та мітки, які відповідають кожному сигналу ЕКГ. Оскільки набір РТВ-DB містить записи 15-канальних ЕКГ, тренування моделі з усіма каналами буде більш ресурсномістким та може потребувати більш потужнішої техніки для запуску. Задля спрощення моделі та зменшення затраченого часу, модель буде навчатись, вибірково обираючи окремі канали замість усіх. Це в свою чергу може вплинути на результат роботи системи, оскільки різні канали кардіограми відображають електричну активність серця з різних точок зору. Таким чином, для деяких патологічних станів окремі канали будуть містити більш важливу інформацію, аніж інші. Оскільки не відомо який канал за яку ділянку серця відповідає, для збільшення точності навчання буде проводитись використовуючи кожного разу різний набір та кількість каналів.

За допомогою набору даних РТВ-DB, отриманих та оброблених раніше, проводиться навчання та тестування нейронної мережі. Набір даних розділяється на навчальний та тестовий набори даних. Якщо тестовий набір занадто маленький, оцінка може бути неправильною через випадковість вибірки. Якщо ж тестовий набір занадто великий, модель може не мати достатньо даних для навчання, що призведе до погіршення її загальної здатності до узагальнення. Під час проведення експериментів приймемо розмір тестових даних в 20%.

Після створення моделі вона компілюється з використанням категоріальної крос-ентропії в якості функції втрат та оптимізатора Adam, за рахунок чого модель навчається передбачати правильні мітки класу з максимально можливою точністю, адаптуючи ваги моделі таким чином, щоб мінімізувати помилки передбачення. Використовуючи скомпільовану модель проводиться навчання на навчальному наборі даних. Навчання проводиться протягом декількох епох, зазвичай 10,

					ІС92.140БАК.004 ПЗ	Арк.
Зм.	Лист	№ докум.	Підпис	Дата		41

протягом яких модель намагається мінімізувати втрати на навчальних даних. Кількість епох вказує на кількість разів, коли алгоритм навчання "бачить" весь тренувальний набір даних. Зі збільшенням кількості епох, як правило, точність моделі на тренувальному наборі даних покращується, оскільки алгоритм навчання має більше можливостей вивчити шаблони в даних. Однак, якщо кількість епох занадто велика, модель може стати "занадто навченою", що веде до феномену, відомого як перенавчання. Перенавчання означає, що модель стає занадто специфічною для тренувальних даних і втрачає здатність узагальнювати нові, раніше невідомі дані, що призводить до погіршення продуктивності на тестовому наборі даних. Крім того, більша кількість епох вимагає більшого обсягу обчислень, тому час тренування моделі також збільшується.

Після завершення навчання, модель тестується на тестовому наборі даних. Модель передбачає мітки для тестових даних, і ці передбачення порівнюються з істинними мітками. За допомогою цього порівняння розраховується точність моделі на тестовому наборі даних.

```

Epoch 1/10
5/5 [=====] - 1s 33ms/step - loss: 11.8281 - accuracy: 0.2532 - val_loss: 11.4676 - val_accuracy: 0.4940
Epoch 2/10
5/5 [=====] - 0s 8ms/step - loss: 10.4073 - accuracy: 0.6094 - val_loss: 11.0920 - val_accuracy: 0.6265
Epoch 3/10
5/5 [=====] - 0s 7ms/step - loss: 9.8183 - accuracy: 0.6631 - val_loss: 10.7572 - val_accuracy: 0.5422
Epoch 4/10
5/5 [=====] - 0s 8ms/step - loss: 9.3339 - accuracy: 0.6652 - val_loss: 10.3448 - val_accuracy: 0.5663
Epoch 5/10
5/5 [=====] - 0s 7ms/step - loss: 8.8874 - accuracy: 0.6652 - val_loss: 9.9142 - val_accuracy: 0.5783
Epoch 6/10
5/5 [=====] - 0s 8ms/step - loss: 8.4429 - accuracy: 0.6781 - val_loss: 9.4746 - val_accuracy: 0.5904
Epoch 7/10
5/5 [=====] - 0s 7ms/step - loss: 7.9748 - accuracy: 0.7124 - val_loss: 9.0417 - val_accuracy: 0.6506
Epoch 8/10
5/5 [=====] - 0s 8ms/step - loss: 7.5402 - accuracy: 0.7253 - val_loss: 8.6290 - val_accuracy: 0.6988
Epoch 9/10
5/5 [=====] - 0s 7ms/step - loss: 7.1549 - accuracy: 0.7446 - val_loss: 8.2145 - val_accuracy: 0.6867
Epoch 10/10
5/5 [=====] - 0s 7ms/step - loss: 6.7349 - accuracy: 0.7318 - val_loss: 7.8078 - val_accuracy: 0.7229

```

Рисунок 4.1 – Тестовий запуск мережі

На рисунку 4.1 можна побачити як проходить навчання нейронної мережі на тестовому наборі даних РТВ-DB. Можна побачити, що із кожною наступною

епохою збільшується точність тренувальної моделі *accuracy* та зменшується значення тренувальної функції втрат *loss*.

Окрім того, модель також може бути використана для передбачення міток для нових даних, які не були використані під час навчання або тестування. Для цього використовується метод *predict*, який приймає вхідні дані та повертає передбачені мітки. На рисунку 4.2 можна побачити передбачений масив імовірностей приналежності сигналу до кожного з класів. Для тесту було обрано останній запис набору РТВ-DB. В цьому масиві індекс елемента відповідає індексу елементів у об'єкті з мітками класів, який передається до мережі для навчання. Він зображений у таблиці 4.1. Таким чином, модель отримала передбачення, що ЕКГ сигнал, переданий до методу *predict* належить до класу «Гострий інфаркт міокарда». Порівнявши результат із інформацією у файлі з метаданими пацієнта можна побачити, що модель правильно поставила діагноз (рисунок 4.3).

```

1/1 [=====] - 0s 59ms/step
[[0.04488189 0.02071311 0.03496609 0.17007864 0.02047331 0.00805105
  0.01368669 0.02616996 0.56687 0.01056196 0.00591808 0.00764585
  0.00531741 0.04397944 0.02068659]]
Myocardial infarction
Therapy:
Infarction date: n/a
Catheterization date: n/a
Admission date: n/a
Medication pre admission: n/a
Start lysis therapy (hh.mm): n/a
Lytic agent: n/a
Dosage (lytic agent): n/a
Additional medication: n/a
In hospital medication: n/a
Medication after discharge: n/a

```

Рисунок 4.2 – Тестовий запуск моделі

```

22 # Diagnose:
23 # Reason for admission: Myocardial infarction

```

Рисунок 4.3 – Інформація про діагноз пацієнта у файлі з метаданими

Окрім того можна побачити, що модель, окрім діагнозу, навела ще рекомендації щодо можливого лікування.

Таблиця 4.1 – Класи моделі

Індекс у масиві	Назва англійською	Назва українською
0	Bundle branch block	Блокада пучка Гіса
1	Cardiomyopathy	Кардіоміопатія
2	Dysrhythmia	Аритмія
3	Healthy control	Здоровий
4	Heart failure (NYHA 2)	Серцева недостатність II стадії
5	Heart failure (NYHA 3)	Серцева недостатність III стадії
6	Heart failure (NYHA 4)	Серцева недостатність IV стадії
7	Hypertrophy	Гіпертрофія
8	Myocardial infarction	Гострий інфаркт міокарда
9	Myocarditis	Міокардит
10	Palpitation	Патологічне серцебиття
11	Stable angina	Стабільна стенокардія
12	Unstable angina	Нестабільна стенокардія
13	Valvular heart disease	Клапанні хвороби серця
14	n/a	Інформація відсутня

Процес навчання та тестування повторюється до тих пір, поки модель не досягне задовільної точності на тестовому наборі даних. Після того, як модель була належним чином навчена і протестована, вона може бути використана для аналізу реальних даних ЕКГ.

4.2 Аналіз результатів

Провівши низку експериментів із навчанням моделі на даних з набору РТВ-DB, було отримано результати щодо точності моделі залежності результату від деяких параметрів. Так, наприклад, можна побачити залежність точності моделі від кількості каналів, які було обрано для навчання нейронної мережі. Кожен запис у наборі містить записи з п'ятнадцяти каналів ЕКГ, кожен з яких являє собою масив значень записів електричної активності серця протягом тривалого часу. Оскільки вхідні дані мають досить великий розмір і кожен канал складається приблизно із сто двадцяти тисяч значень, для пришвидшення навчання було вирішено зменшити кількість інформації шляхом випадкового вибору окремих каналів. Так, провівши навчання нейронної мережі на різній кількості каналів було отримано такі результати:

– Найвища точність моделі була досягнута при навчанні лише на одному каналі. Це можна пояснити тим, що кожен канал відповідає за конкретний електрод, який веде запис електрокардіограми. Так, наприклад, для виявлення деяких захворювань потрібна інформація одночасно з декількох електродів, а оскільки канали обирались випадково, шанс того, що серед використаних каналів знаходились потрібні для діагностики досить низький. Також обробка одночасно декількох каналів може потребувати більш даних для навчання, що не може бути досягнуто при використанні набору, який складається лише з п'ятисот записів. Крім того варто пам'ятати про те, що деякі канали можуть містити менш якісну інформацію через шуми та фізичні особливості окремих пацієнтів.

					ІС92.140БАК.004 ПЗ	Арк.
						45
Зм.	Лист	№ докум.	Підпис	Дата		

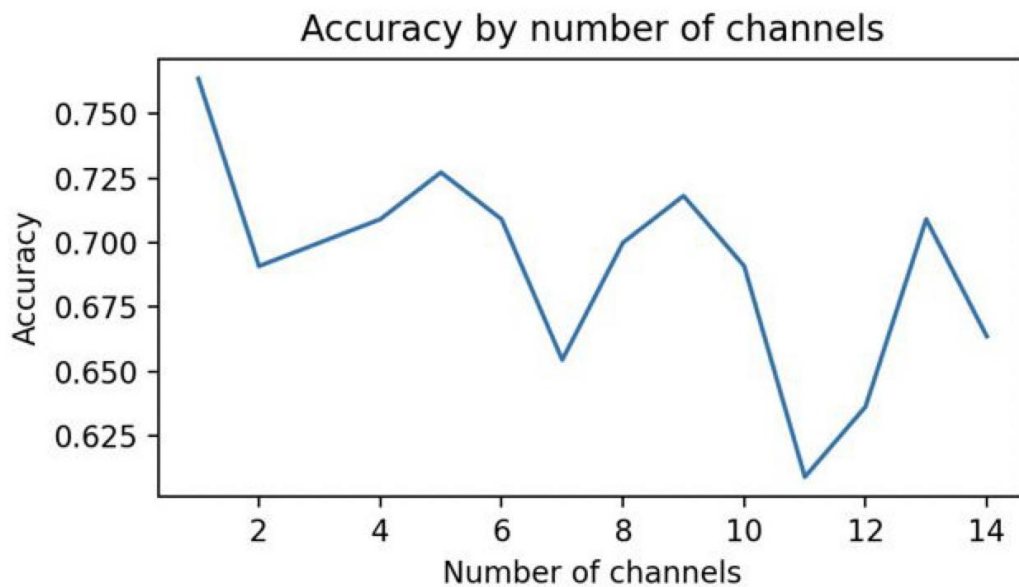


Рисунок 4.4 – Залежність точності від кількості каналів ЕКГ

– Використання декількох каналів для навчання значно збільшує час та ресурси, які витрачаються системою. На рисунках 4.5 та 4.6 зображено графіки залежності пам'яті та від кількості каналів та часу від кількості каналів.

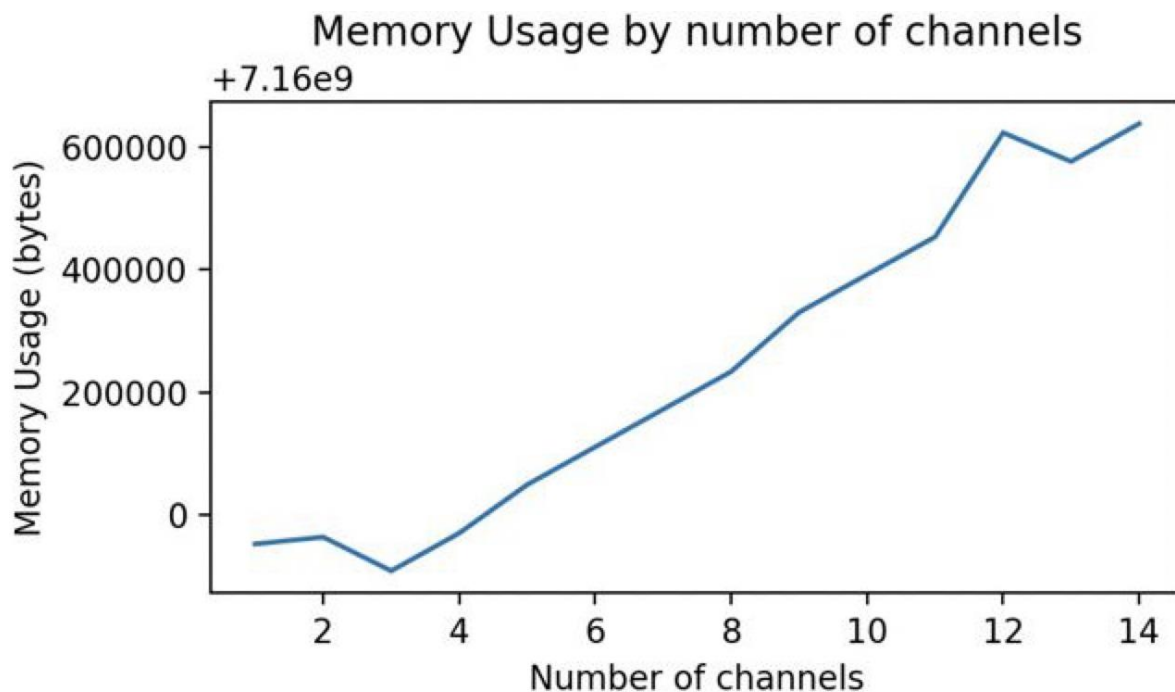


Рисунок 4.5 – Графік залежності пам'яті від кількості каналів

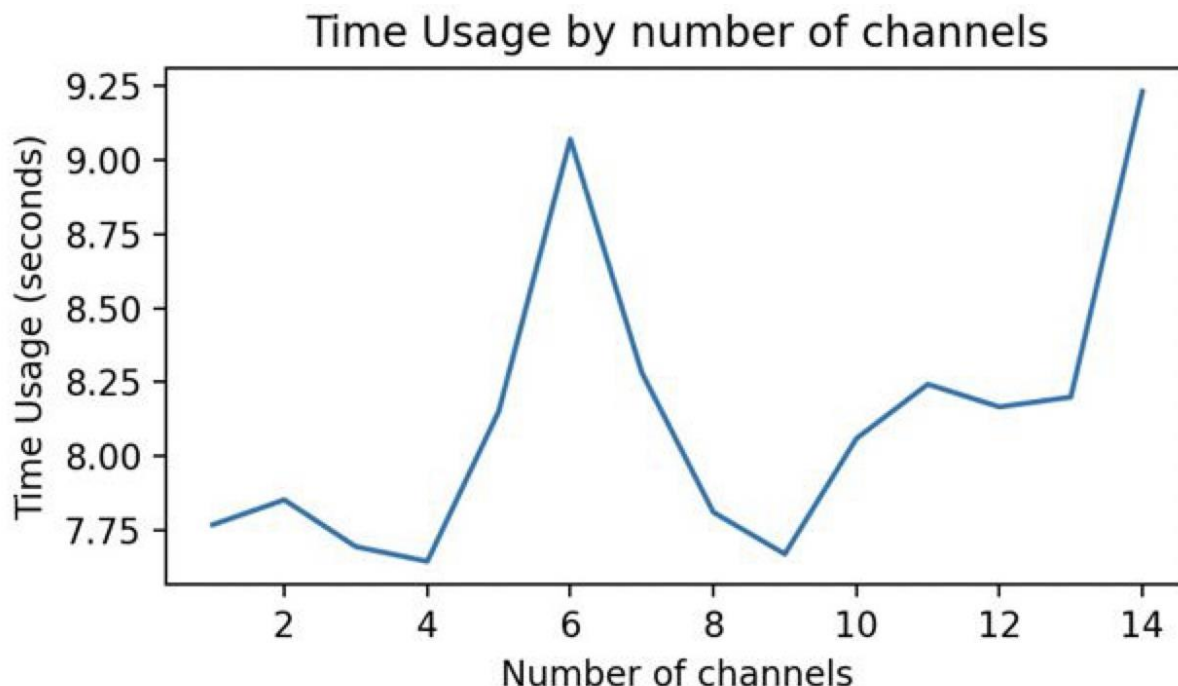


Рисунок 4.6 – Графік залежності часу від кількості каналів

На графіку залежності часу від кількості каналів можна простежити тенденцію збільшення витраченого часу зі збільшенням розмірності даних, проте можна простежити аномальний пік при навчанні на 6-канальних даних. Це можна списати на машинний фактор, оскільки пристрій на якому працює система може бути близьким до обмеження пам'яті, що в свою чергу призведе до використання віртуальної пам'яті через що відбудеться значне сповільнення роботи. Також на час роботи може впливати навантаження на комп'ютер, оскільки він має свої ліміти по ресурсам та може мати паралельно запущені процеси.

– Графік залежності функції втрат від кількості каналів, що зображений на рисунку 4.7 показує наскільки прогнози нейронної мережі далекі від істинних значень при різній кількості каналів. Можна побачити, як збільшення складності моделі за рахунок збільшення кількості даних зменшує точність системи. Загалом залежність значення функції втрат від кількості каналів схожа на залежність точності від каналів та зумовлена тими ж самими причинами. Також варто зазначити, що модель завжди ризикує перенавчитися, запам'ятовуючи результати

на тренувальних даних маючи точність близьку до 100%, в той час як на тестових наборах точність системи буде страждати.

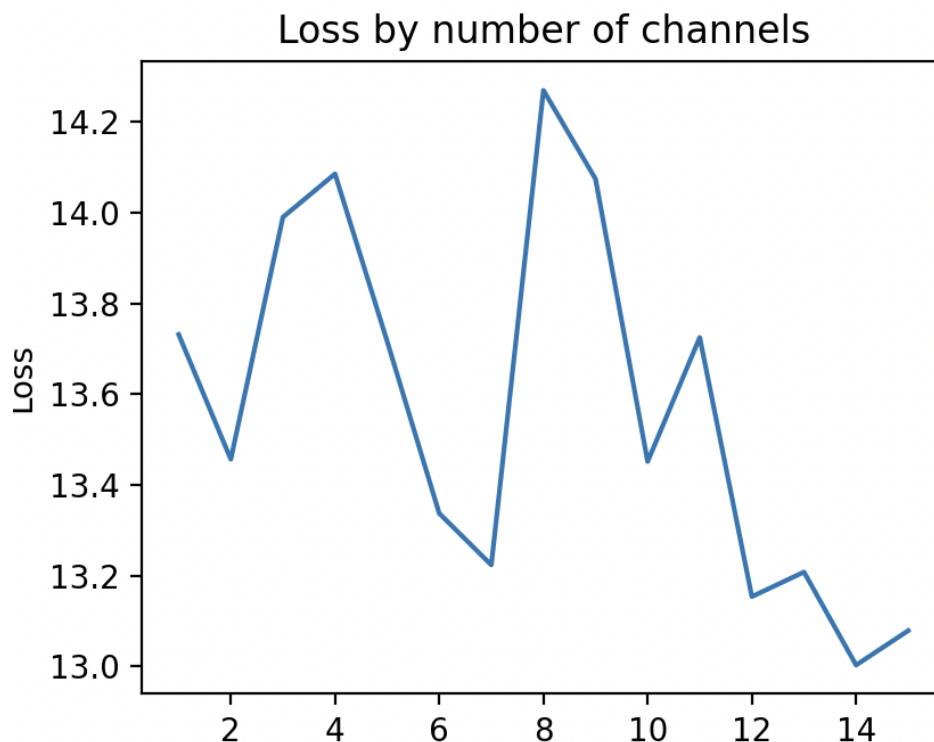


Рисунок 4.7 – Графік залежності функції втрат від кількості каналів

Під час навчання нейронної мережі важливо, щоб вона не «перенавчилась». Перенавчання – це явище, коли нейронна мережа занадто добре вчиться на тренувальних даних, настільки детально запам'ятовуючи їх, що вона втрачає здатність узагальнювати і робити правильні прогнози на нових даних. Це виявляється в тому, що показники на тренувальному наборі даних стають набагато кращими, ніж на тестовому наборі даних. Перенавчання виникає, коли модель стає занадто складною порівняно зі складністю даних та шумом, що присутній у даних. Це часто відбувається, коли є велика кількість параметрів моделі порівняно з кількістю тренувальних прикладів. На рисунках 4.8-4.11 можна побачити як на графіках відношення точності і функції втрат виглядає перенавчання – при запуску.

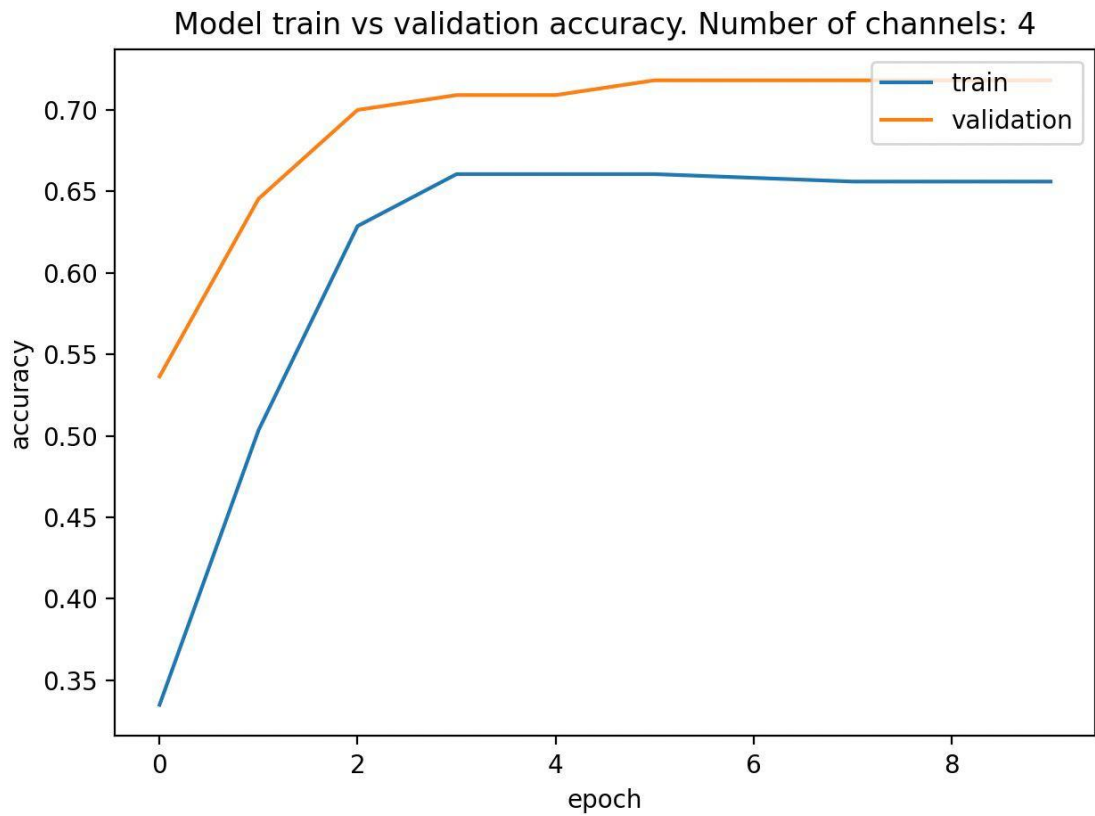


Рисунок 4.8 – Графік відношення тестової точності до тренувальної. Без перенавчання

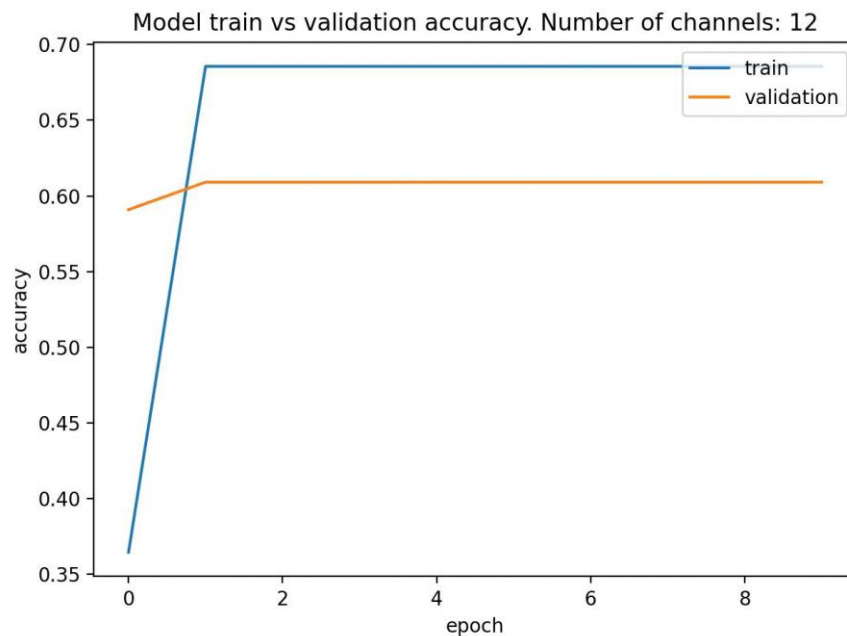


Рисунок 4.9 – Графік відношення тестової точності до тренувальної. Перенавчання присутнє

Як можна побачити із графіків, при перенавчання точність на тренувальному наборі даних продовжує зростати, в той час як на тестовому залишається без змін. Із функцією втрати ситуація протилежна: при відсутності перенавчання графік втрат на тестовому наборі даних падає з тією ж швидкістю, що і на тренувальному.

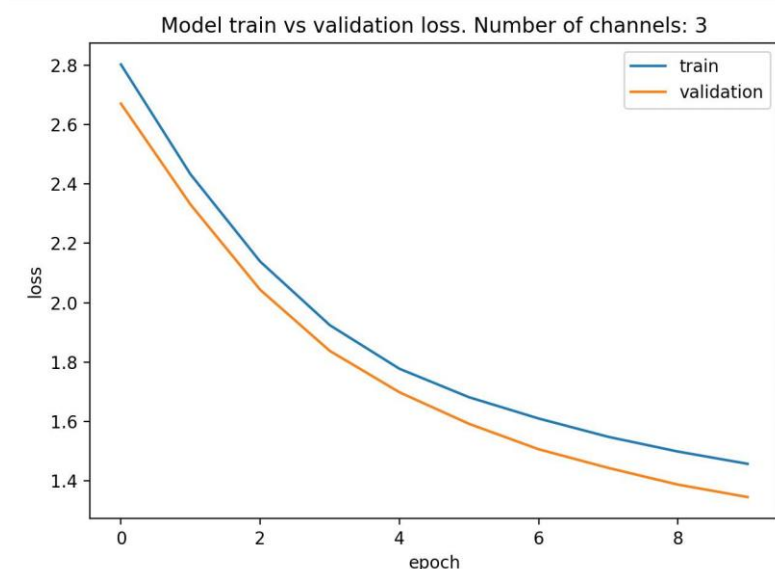


Рисунок 4.10 – Графік відношення функції втрат на тестовому і тренувальному наборах даних. Без перенавчання

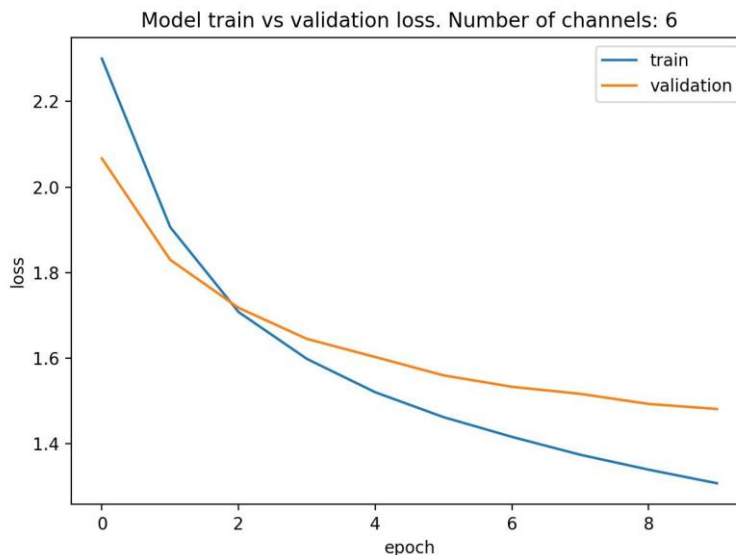


Рисунок 4.11 – Графік відношення функції втрат на тестовому і тренувальному наборах даних. Перенавчання присутнє

Для боротьби з перенавчання було використано такі методи як L1/L2 регуляризація та додатковий шар нейронної мережі Dropout, який випадковим чином вимикає деякі нейрони під час кожного проходу вперед, що змушує модель розподіляти навчання між більшою кількістю нейронів. Після використання цих методів перенавчання зникло на кожному запуску з різною кількістю каналів.

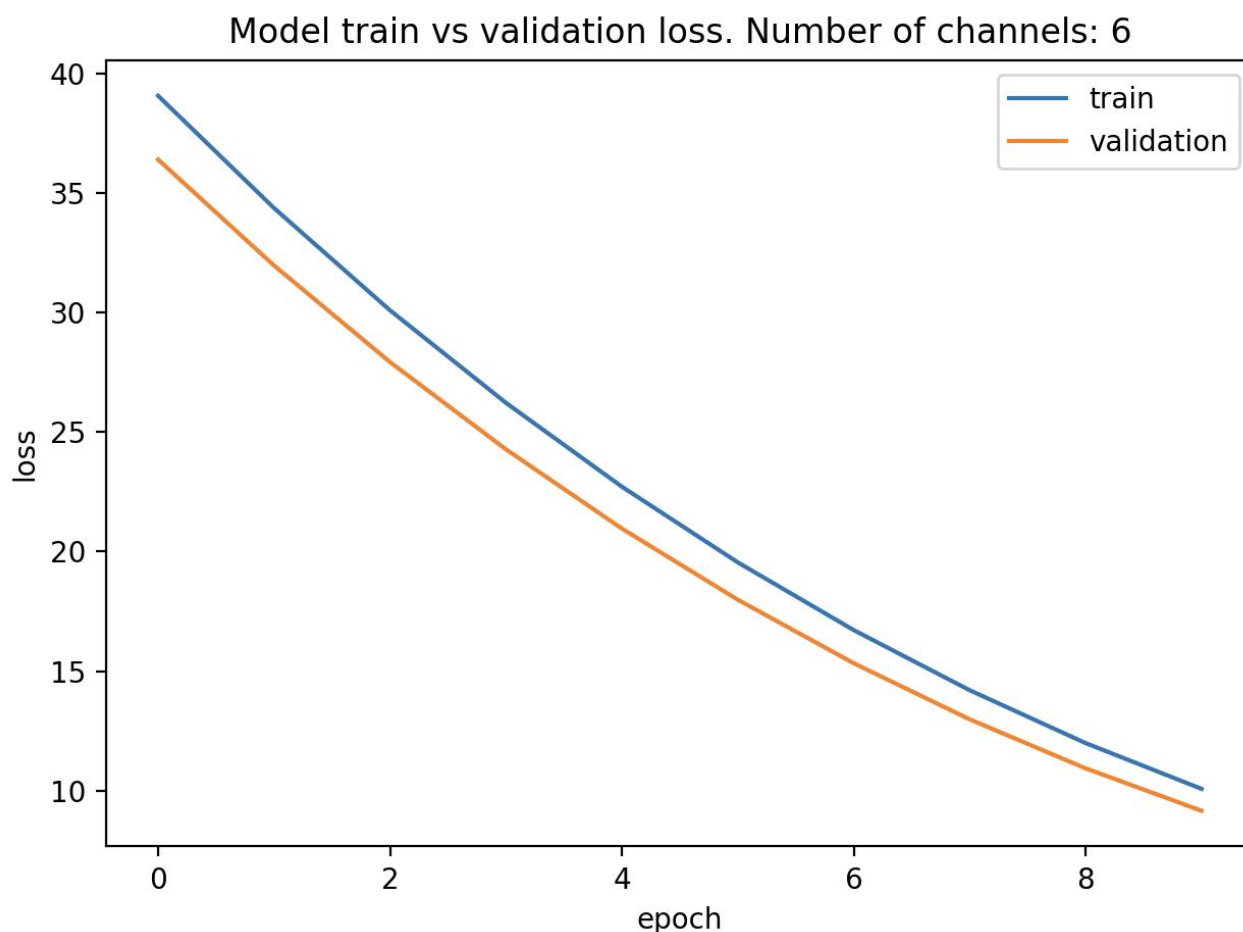


Рисунок 4.12 – Графік відношення тренувальної функції втрат до тестової на проблемному наборі після боротьби з перенавантаженням

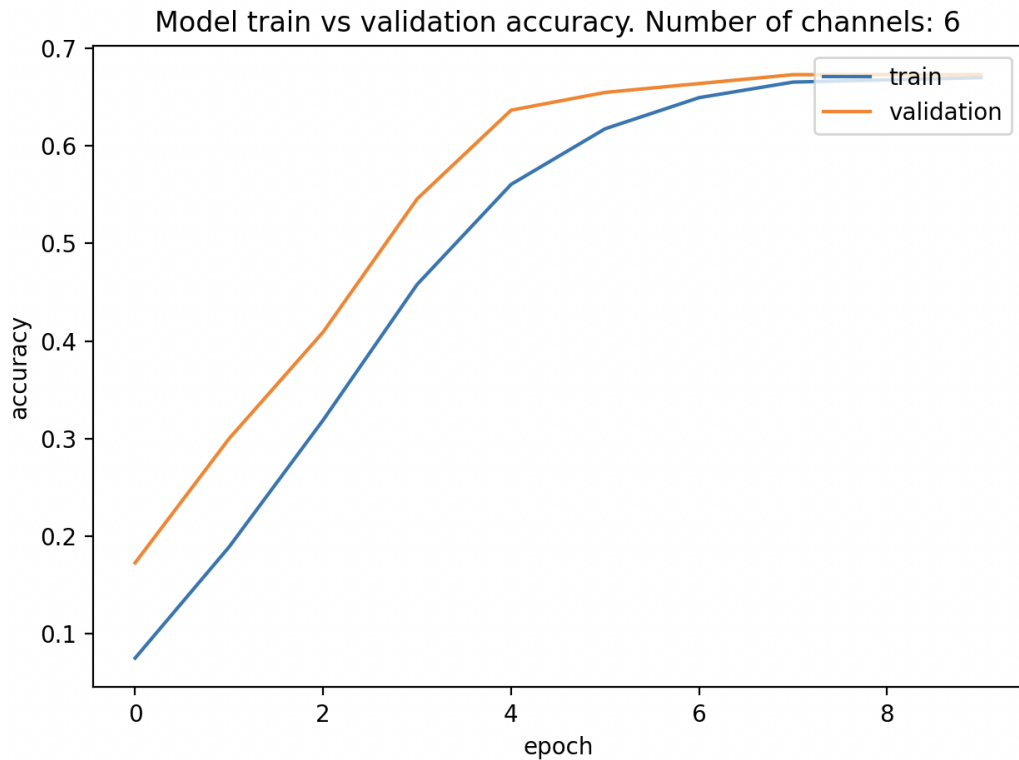


Рисунок 4.13 – Графік відношення тренувальної точності до тестової на проблемному наборі після боротьби з перенавантаженням

Окрім того, після використання методів боротьби з перевантаженням трохи зросла точність моделі, приблизно до 5%. Загальні результати із порівнянням значень точності та функції втрат наведено у таблиці 4.2:

Таблиця 4.2 – Результати навчання моделі

Кількість каналів	Без боротьби з перенавантаженням		Після боротьби з перенавантаженням	
	Функція втрат	Точність	Функція втрат	Точність
1	14.483	0.631	10.963	0.676
2	14.922	0.604	10.849	0.649
3	14.145	0.674	10.997	0.674
4	14.533	0.641	11.130	0.641
5	14.617	0.668	11.077	0.661

Продовження таблиці 4.2

6	14.145	0.659	9.806	0.663
7	14.590	0.641	9.886	0.681
8	14.916	0.659	9.704	0.669
9	14.309	0.668	8.980	0.676
10	14.151	0.644	8.523	0.672
11	14.525	0.635	8.461	0.653
12	14.286	0.668	7.607	0.671
13	13.591	0.689	7.576	0.656
14	14.092	0.644	7.847	0.681
15	14.668	0.636	6.991	0.670

На рисунках 4.14 та 4.15 зображено графіки порівняння результатів до та після боротьби з перенавчанням.

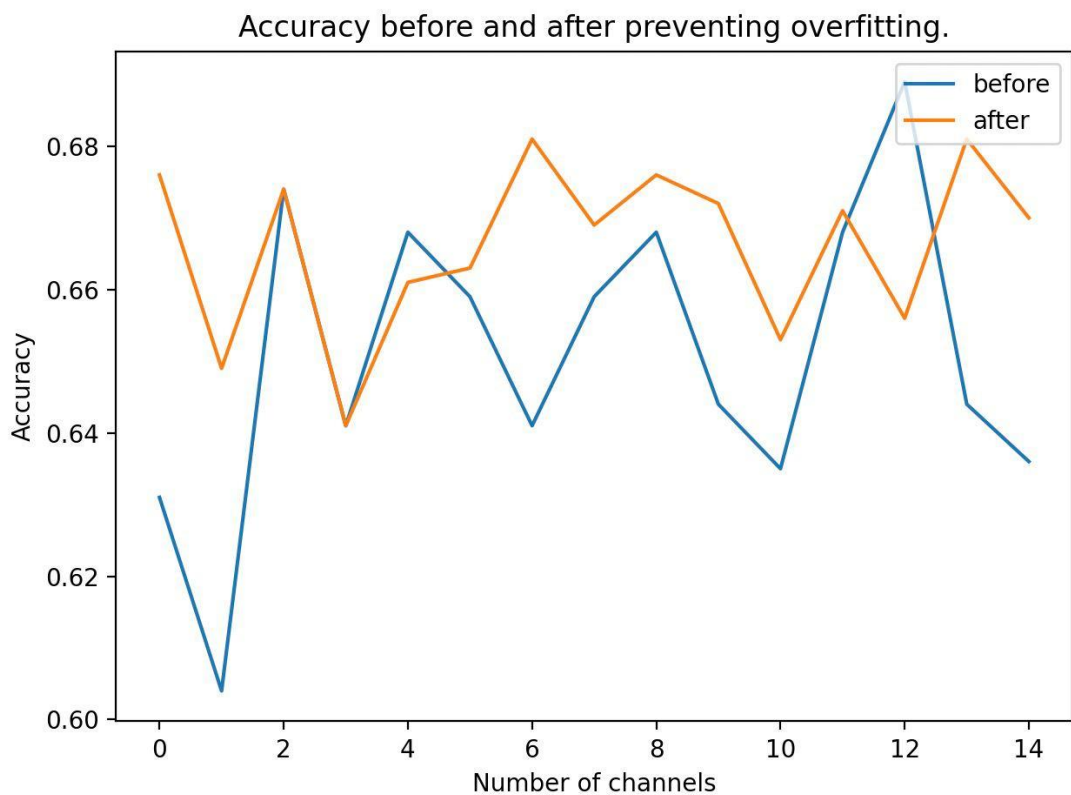


Рисунок 4.14 – Графік порівняння точності моделі до та після боротьби з перенавчанням

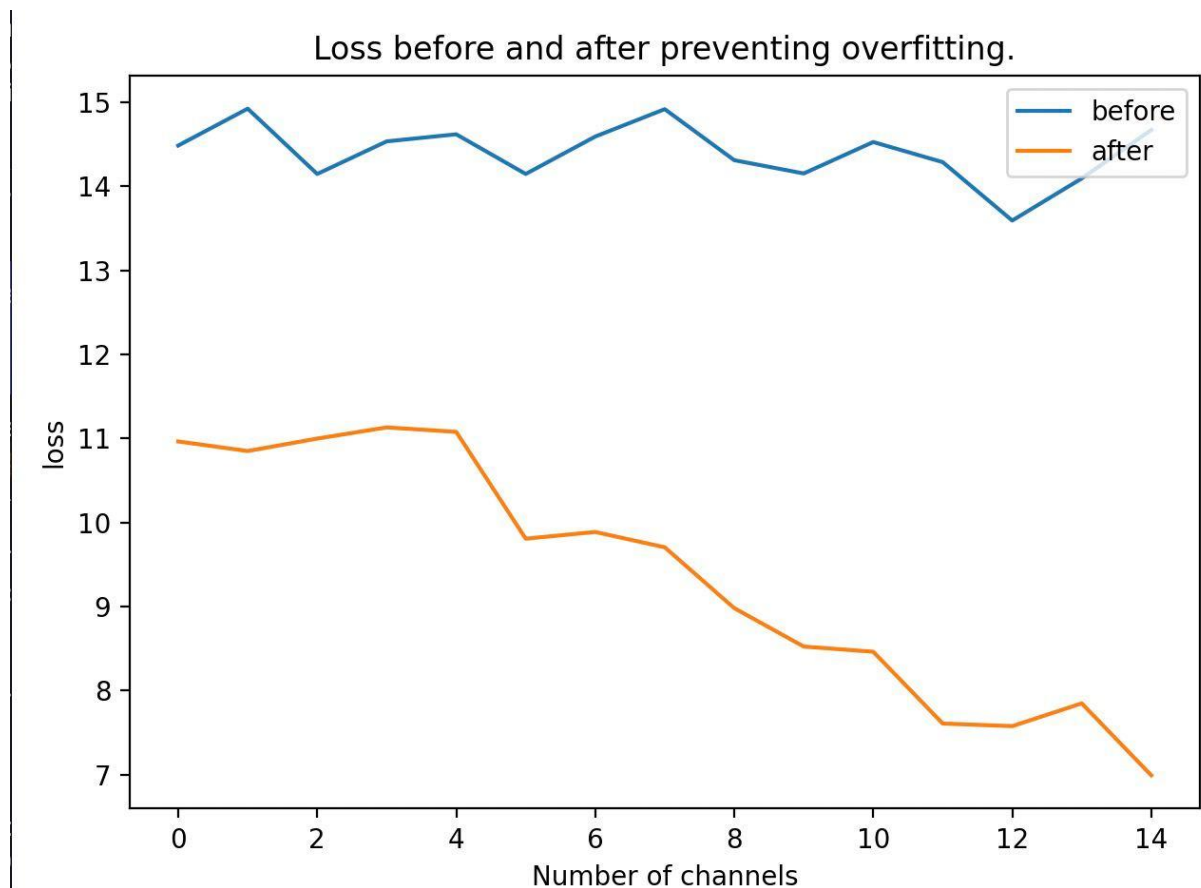


Рисунок 4.15 – Графік порівняння функції втрат до та після боротьби з перенавчанням

Для підвищення точності моделі можна провести повторне навчання. Для цього необхідно зберегти модель, підготувати нові дані та повторити навчання. Оскільки тренування проводиться не на всіх ЕКГ каналах, а на випадкових, для повторного запуску можна використовувати ті ж самі вхідні дані, але їхні інші канали. Донавчання проводиться до тих пір, доки модель покращує свої результати. Як тільки точність та значення функції втрат залишаються без змін, або навіть погіршуються, навчання нейронної мережі зупиняється.

Для донавчання моделі знадобилось три повторних запуски, за яких точність моделі зростає з 68% до 85%. Значення функції втрат зменшилось з 7.56 до 1.97. На рисунку 4.16 зображено графік зміни точності та функції втрат протягом повторного навчання нейронної мережі.

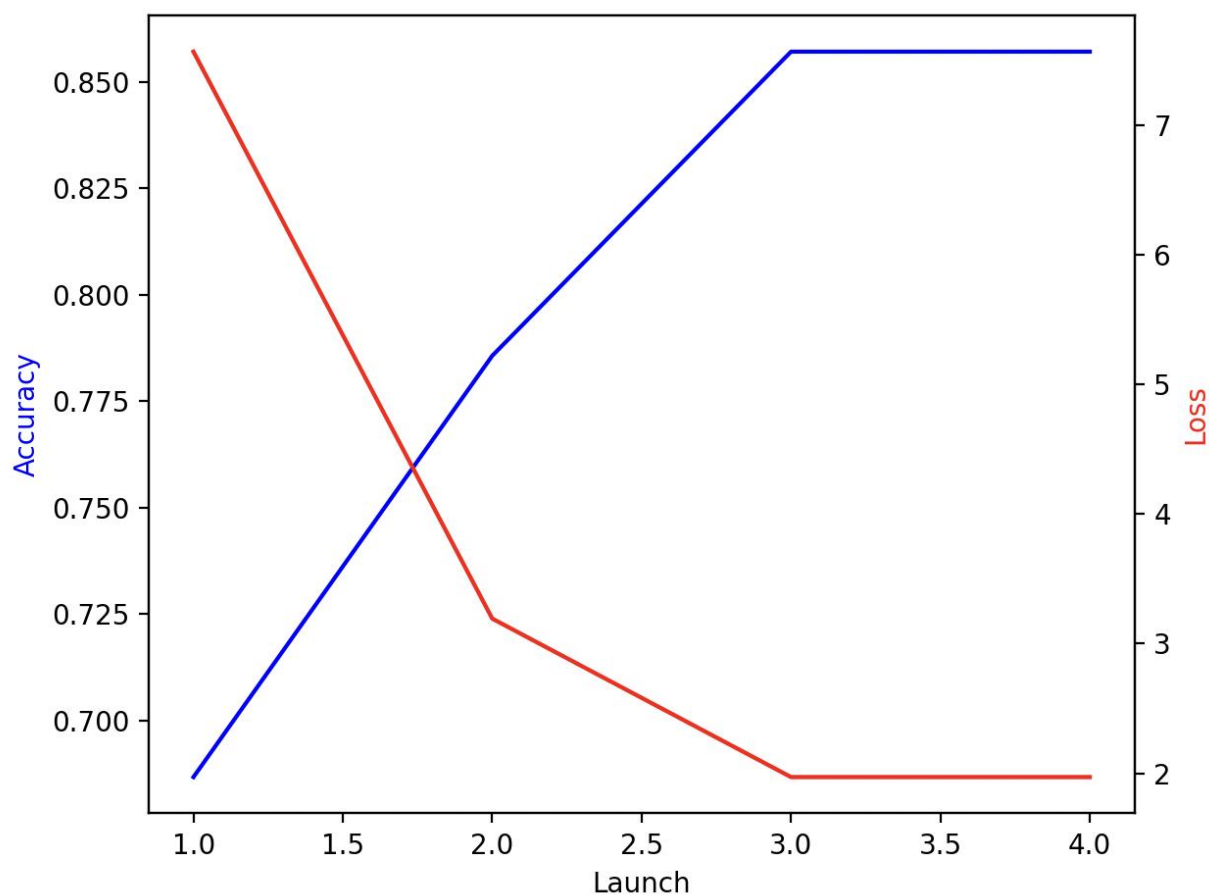


Рисунок 4.16 – Графік зміни точності та втрат протягом повторного навчання моделі

4.3 Порівняння з аналогами

Порівнюючи роботу моделі із аналогами, можна побачити, що вона трохи програє їм по деяким параметрам. Точність розробленої системи становить близько 85%, в той час як пристрої-аналоги, які використовуються в професійних медичних установах, мають точність діагностики понад 90%. Окрім того, вони інтегровані з медичними приладами, тому можуть проводити діагностики в режимі реального часу та мають трохи ширший функціонал, аніж просте виявлення захворювань. Так, наприклад, прилад CardioPerfect Workstation може використовуватись і для діагностики інших типів захворювань, а Cardiologs Holter здатний визначати більш складні відхилення у серцевому ритмі завдяки безперервній діагностиці протягом кількох діб.

Проте, розроблена система має деякі переваги над сучасними професійними пристроями-аналогами:

- швидкість роботи;

Хоча розроблена система трохи програє у точності перед своїми аналогами, вона компенсує це швидкістю роботи. Для діагностики за допомогою сучасних медичних систем потрібно щонайменше кілька хвилин, оскільки вони оброблюють тільки ті записи, які вони самі і зробили, в той час як отримання результату за допомогою розробленої системи відбуваються майже миттєво.

- доступність;

Розроблена система написана із використанням кросплатформенної мови програмування Python, тому може використовуватись на будь-якому пристрої, в той час як існуючі аналоги працюють тільки на своєму спеціальному обладнанні. Окрім того, існуючі аналоги працюють тільки на даних, які вони самі записують, в той час як створена система може приймати на вхід будь-які дані. Систему розроблено за допомогою відкритих та безкоштовних інструментів, що забезпечує її високу доступність. Вона може бути легко впроваджена в медичних установах будь-якого розміру, від невеликих лікарень до великих медичних центрів. Це особливо корисно для установ з обмеженими ресурсами, де придбання дорогих комерційних систем може бути неможливим. Таким чином, ця модель може допомогти надати більш якісну медичну допомогу в регіонах, де вона найбільше потрібна.

Висновки до розділу

В ході експериментальних досліджень була розроблена та перевірена модель нейронної мережі, призначена для класифікації електрокардіограм. Процес навчання та тестування нейронної мережі охоплював підготовку вхідних даних, конфігурування архітектури моделі, навчання моделі на тренувальних даних, оцінку її продуктивності на тестових даних.

					ІС92.140БАК.004 ПЗ	Арк.
Зм.	Лист	№ докум.	Підпис	Дата		56

Для підготовки даних було використано алгоритми згорткової нейронної мережі та багат шарового перцептрону. Цей підхід допоміг створити вектори ознак, які можна було використати для тренування та тестування нейронної мережі.

Аналіз результатів показав, що розроблена модель має досить високу точність при класифікації ЕКГ сигналів. Також виявлено, що точність моделі залежить від кількості використовуваних каналів. Виявлено, що використання більшої кількості каналів не обов'язково призводить до кращої точності, а в деяких випадках може навіть знижувати її.

Порівняння з аналогами показало, що розроблена модель має трохи гіршу точність в порівнянні з іншими сучасними техніками класифікації ЕКГ, проте є більш швидкою, простою у використанні та ресурсно ефективною.

Таким чином, результати експериментальних досліджень підтверджують, що розроблена нейронна мережа може виступати інструментом для класифікації кардіограм.

ВИСНОВКИ

У пояснювальній записці детально розглянуто опис дипломного проекту, присвяченого розробленню системи автоматизованого аналізу електрокардіограм за рахунок використання нейронних мереж.

Було детально розглянуто наукову літературу про використання нейронних мереж у кардіології, проведено аналіз предметного середовища та існуючих систем-аналогів, приведено детальний опис архітектури мережі та процес її функціонування. Розглянуто проблематику та актуальність розробленої моделі, створено функціональну модель системи, описано можливості програми.

У першому розділі було проведено огляд наукових статей про використання нейронних мереж у дослідженні електрокардіограм, проаналізовано існуючі системи-аналоги, їхній функціонал та переваги з недоліками у використанні. Розглянуто основні методи, які використовуються для дослідження ЕКГ у сучасній медицині.

У другому розділі проведено детальний аналіз предметного середовища. Розглянуто основні набори даних із кардіографічними сигналами, які можуть бути використані для тренування нейронних мереж. Розглянуто методи, які використовуються для підготовки даних, навчання та оптимізації результатів нейронних мереж.

У третьому розділі розроблено та детально описано архітектуру системи автоматизованого аналізу ЕКГ. Розглянуто технологічний стек, який використовувався при розробці нейронної мережі, розписано алгоритм дій для зчитування, перетворення та підготовки вхідних даних.

У розділі експериментальні дослідження наведено результати роботи системи, проаналізовано їх та проведено порівняння із існуючими аналогами. У підрозділі аналіз експериментів наведено графіки та таблиці порівнянь результатів роботи моделі в залежності від кількості каналів електрокардіограми, описано проблематику боротьби з перенавчанням та результати використання різних методів для запобігання неї. Розглянуто, як повторне навчання моделі впливає на

					ІС92.140БАК.004 ПЗ	Арк.
Зм.	Лист	№ докум.	Підпис	Дата		58

точність нейронної мережі та на її функцію втрат. Наведено графічні матеріали, на яких зображено динаміки зміни точності в залежності від зміни гіперпараметрів. У підрозділі порівняння з аналогами наведено короткий висновок щодо точності нейронної мережі, в порівнянні з пристроями, які використовуються у сучасних медичних закладах, наведено можливі методи покращення результатів тощо.

Розроблена система має досить велику точність результатів, є простою та швидкою у використанні. Не зважаючи на трохи меншу точність, вона має деякі переваги понад існуючими професійними медичними приладами, як наприклад висока швидкість роботи, універсальність у використанні та її доступність. Створений програмний продукт відповідає всім вимогам, описаним у технологічному завданні.

					ІС92.140БАК.004 ПЗ	Арк.
						59
Зм.	Лист	№ докум.	Підпис	Дата		

ПЕРЕЛІК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Use of an Artificial Neural Network for the Diagnosis of Myocardial Infarction. William G. Baxt, 1991. URL: <https://www.acpjournals.org/doi/abs/10.7326/0003-4819-115-11-843>
2. A short-time multifractal approach for arrhythmia detection based on fuzzy neural network. Yang Wang, Yi-Sheng Zhu, N.V. Thakor, Yu-Hong Xu, 2001. URL: <https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/942588>
3. Classification of Electrocardiogram Signals With Support Vector Machines and Particle Swarm Optimization. Farid Melgani, Yakoub Bazi, 2008. URL: <https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/4487050>
4. Cardiologist-level arrhythmia detection and classification in ambulatory electrocardiograms using a deep neural network. Awni Y. Hannun, 2019. URL: <https://www.nature.com/articles/s41591-018-0268-3>
5. Clinical predictors of acute cardiac injury and normalization of troponin after hospital discharge from COVID-19. URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S235239642200010X>
6. National library of medicine. Resting electrocardiology. URL: <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/books/NBK367910/#:~:text=Resting%2012%2Dlead%20electrocardiography>
7. Електрокардіографія нагрузочна. URL: <https://www.meddiagnostica.com.ua/uk/diagnostics/kardiologiya/elektrokardiografiya-nagruzochna-tre/>
8. Електрофізіологічні дослідження (ЕФД). URL: <https://www.msmanuals.com/uk/professional/cardiovascular-disorders/cardiovascular-tests-and-procedures/electrophysiologic-studies-eps>
9. Офіційний сайт “Cardiologs”. URL: <https://cardiologs.com/>
10. Cardiologs ECG Analysis Platform Receives FDA Clearance. URL: <https://www.dicardiology.com/product/cardiologs-ecg-analysis-platform-receives-fda-clearance>

					IC92.140БАК.004 ПЗ	Арк.
Зм.	Лист	№ докум.	Підпис	Дата		60

11. Офіційна сторінка Philips Pagewriter TC70. URL:
<https://www.usa.philips.com/healthcare/product/HC860315/pagewriter-tc70-cardiograph>
12. Philips PageWriter. Always in touch. URL:
<https://www.documents.philips.com/assets/20181016/5b9d63b5cbdb42998b21a97b01297b7a.pdf>
13. Офіційна сторінка Welch Allyn CardioPerfect Workstation. URL:
<https://www.welchallyn.com/content/welchallyn/americas/en/products/categories/cardio-pulmonary/cardiopulmonary-data-management/cardioperfect-workstation/>
14. PTB Diagnostic ECG Database. URL:
<https://www.physionet.org/content/ptbdb/1.0.0/>
15. MIT-BIH Arrhythmia Database. URL:
<https://www.physionet.org/content/mitdb/1.0.0/>
16. PhysioNet Computing in Cardiology Challenge 2017 Dataset. URL:
<https://archive.physionet.org/pn3/challenge/2017/>
17. PTB-XL ECG Dataset. URL: <https://physionet.org/content/ptb-xl/1.0.3/>
18. Офіційний сайт мови програмування Python. URL: <https://www.python.org/>
19. Офіційний сайт бібліотеки OpenCV. URL: <https://opencv.org/>
20. Офіційний сайт бібліотеки NumPy. URL: <https://numpy.org/>
21. Офіційний сайт бібліотеки TensorFlow. URL: <https://www.tensorflow.org/>
22. Офіційний сайт бібліотеки Keras. URL: <https://keras.io/>
23. Офіційний сайт бібліотеки Scikit-image. URL: <https://scikit-image.org/>
24. Сайт із документацією бібліотеки WFDB Python. URL:
<https://wfdb.readthedocs.io/en/latest/>

Додаток А.

Алгоритм обробки вхідного зображення

