

**КИЇВСЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ
ІМЕНІ ТАРАСА ШЕВЧЕНКА**

Факультет комп'ютерних наук та кібернетики
Кафедра теорії та технології програмування

**Кваліфікаційна робота
на здобуття ступеня магістра**

за спеціальністю 122 Комп'ютерні науки
на тему:

ВИЯВЛЕННЯ ВІДХИЛЕНЬ ЕКГ МЕТОДАМИ АНАЛІЗУ ДАНИХ

Виконав студент 2-го курсу магістратури
Тищенко Богдан Владиславович



(підпис)

Науковий керівник:
доцент, кандидат фіз.-мат. наук
Панченко Тарас Володимирович



(підпис)

Засвідчую, що в цій роботі немає
запозичень з праць інших авторів без
відповідних посилань.

Студент



(підпис)

Роботу розглянуто й допущено до захисту на
засіданні кафедри теорії та технології
програмування

« ____ » _____ 2021 р., протокол №

Завідувач кафедри
М. С. Нікітченко

(підпис)

РЕФЕРАТ

Обсяг роботи 47 сторінок, 19 ілюстрацій, 64 джерела посилань.

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

В роботі було проведено дослідження для побудови методики автоматичного діагностування серця по електрокардіографії пацієнта за допомогою способів машинного навчання. Для цього було використано мову програмування Python.

Об'єктом дослідження є діагностика серця.

Предметом дослідження виступив спосіб обробки електрокардіографії пацієнта.

Мета роботи: проаналізувати дані електрокардіографії, та по результатам аналізу розробити спосіб автоматичної діагностики стану серця пацієнта.

Методи розроблення: метод Гамільтона, статистика, випадковий ліс, Python.

Інструменти розроблення: Anaconda, Jupyter Notebook.

Результат роботи: розроблено алгоритм дій по обробці даних електрокардіографії пацієнтів та отримано модель випадкового лісу, який визначає стан серця пацієнта з точністю 94.3% на тестовій вибірці; подібний результат свідчить про перспективу використання методів машинного навчання в сучасній медицині України для покращення умов діагностування лікарям.

ЗМІСТ

Вступ.....	5
Розділ 1. Аналіз джерел.....	7
1.1. Опис проблематики.....	7
1.2. Архітектура системи моніторингу ЕКГ.....	8
1.3. Ключові процеси моніторингу ЕКГ.....	11
1.3.1. Отримання та збір даних ЕКГ.....	12
1.3.2. Попередня обробка даних.....	12
1.3.3. Отримання ознак.....	13
1.3.4. Обробка та аналіз даних.....	13
1.3.5. Візуалізація даних.....	14
1.3.6. Допоміжні процеси.....	14
1.4. Експертна таксономія систем моніторингу ЕКГ.....	15
1.4.1. Системи моніторингу з урахуванням контексту.....	17
1.4.2. Технологічні системи моніторингу ЕКГ.....	18
1.4.3. Системи моніторингу ЕКГ на основі схем та частоти.....	19
1.4.4. Системи футуристичного моніторингу ЕКГ.....	21
1.5. Побудова системи моніторингу ЕКГ в Україні.....	22
Розділ 2. Матеріали і методи дослідження.....	23
2.1. Опис клінічного матеріалу.....	23
2.2. Робота зі сигналами ЕКГ.....	24
2.2.1. Виявлення R піків.....	25
2.2.2. Алгоритм класифікації записів сигналу ЕКГ.....	29
Розділ 3. Результати дослідження.....	32
3.1. Навчання моделі.....	32

3.2. Порівняння з іншими результатами	36
Висновки	39
Список використаних джерел	40

ВСТУП

Оцінка сучасного стану об'єкта дослідження. Моніторинг здоров'я, включаючи технології пов'язані з ним – є привабливою областю для досліджень [1]. Електрокардіограма (ЕКГ) безперечно вважається найбільш популярною вимірювальною схемою для оцінки та діагностики серцево-судинних захворювань (ССЗ) [2-3]. Кількість описаних в літературі систем моніторингу ЕКГ (разом з тими, що включають в себе методологію машинного чи глибокого навчання) зростає в геометричній прогресії. Виходячи з цього, дослідникам та експертам в області охорони здоров'я важко вибрати, порівнювати та оцінювати системи, що задовольняють їхні потреби та відповідають вимогам моніторингу [4].

Актуальність роботи та підстави для її виконання. Відсутність в Україні систем моніторингу ЕКГ з використанням методів машинного навчання робить дану роботу актуальною. Першочерговою причиною є те, що використання подібних методів робить можливим автоматизацію діагностики людини на наявність ССЗ. Слід зазначити, що необхідно з обережністю використовувати подібний підхід, оскільки при діагностиці повна відповідальність лежить саме на лікареві. Тому, замість того, щоб повністю довіряти автоматизованій системі, треба також враховувати причинно-наслідкові зв'язки.

Мета й завдання роботи. Метою роботи є розробка автоматизованого алгоритму діагностики стану пацієнта за записами ЕКГ. Для її досягнення були поставлені такі завдання, як: 1) аналіз джерел; 2) вибір найбільш доцільних матеріалів та методів дослідження; 3) реалізація алгоритму на практиці.

Об'єкт, методи й засоби розроблення. Для виконання дослідження були обрані математичні та програмні засоби розробки.

Із математичних слід виділити такі, як: метод Гамільтона (для визначення R піків на сигналі ЕКГ та побудови ритмограм), статистичні характеристики (чисельно описують отримані ритмограми та слугують в якості вхідних ознак для класифікації сигналів ЕКГ) та випадковий ліс (один із найпопулярніших і найточніших алгоритмів класифікації, який здатен конкурувати з глибокими нейронними мережами за рахунок своєї ресурсної дешевизни).

Із програмних засобів була використана мова програмування Python, так як вона наразі є найбільш доцільною в контексті аналізу та обробки даних. В якості IDE використовувався Jupyter Notebook пакету Anaconda, який на відміну від класичних IDE відрізняється своєю гнучкістю, простотою та можливістю роботи в різних так званих «клітинках» (cells) коду, які хоч і не можуть запуститись одночасно, але мають пряму залежність один від одного.

Можливі сфери застосування. Найбільш очевидною сферою застосування є медицина, де лікарі можуть застосовувати подібні технології для діагностування. Також це може бути застосовано в спорті, зокрема для моніторингу спортсменів, щоб у разі виникнення складнощів зі здоров'ям не допустити їх до змагань аби не погіршити їхній стан. Також це може бути застосовано в сфері освіти, наприклад для моніторингу стану студентів під час екзаменів.

РОЗДІЛ 1. АНАЛІЗ ДЖЕРЕЛ

1.1. Опис проблематики

За останнє десятиріччя в усіх країнах світу зросла кількість смертей викликаних хронічними та серцево-судинними захворюваннями (ССЗ). ССЗ – це ті захворювання, які зачіпають кровоносні судини та серце. Ті ССЗ, які вражають кровоносні судини, відомі як судинні захворювання (серед них найбільш примітною є ішемічна хвороба серця). До тих, що вражають серце, відносять: серцеву недостатність, кардіоміопатію, ревматичні серцеві захворювання, інсульт, серцевий приступ і аритмії.

За даними Всесвітньої організації охорони здоров'я (ВООЗ), серцево-судинні захворювання є причиною смерті номер один в усьому світі – кожен рік помирає близько 18 мільйонів чоловік [5]. Це також стосується і розвинутих країн, таких як США та держав Європейського союзу (ЄС). Саме тому неперервний моніторинг серцевого ритму та негайне виявлення серцебиття є першочерговими задачами сучасної сфери охорони здоров'я.

Експериментальні дані показали, що велика кількість ССЗ краще діагностувати, контролювати та запобігати за допомогою постійного моніторингу та аналізу сигналів електрокардіограми (ЕКГ) [6-7]. Відповідно, моніторинг фізіологічних сигналів, таких як сигнали ЕКГ, пропонує нову цілісну парадигму для оцінки ССЗ, підтримуючи контроль та профілактику захворювань. Завдяки досягненням в області сенсорних технологій, комунікаційної інфраструктури, обробки даних і моделювання, а також аналітичних алгоритмів, ризик порушень може бути усунений краще ніж коли-небудь раніше. Це у свою чергу відкриє нову еру розумної сфери охорони здоров'я, особливо з врахуванням серйозних проблем, які пов'язані з обмеженими медичними ресурсами.

Системи моніторингу ЕКГ були розроблені та широко використовуються в секторі охорони здоров'я впродовж останніх декількох десятиріч і значно еволюціонували з часом завдяки появі інтелектуальних технологій [8-9]. Зараз подібні системи використовуються в лікарнях [10], в домашніх умовах [11], амбулаторних умовах [12], та у віддалених місцях [13]. Також вони

використовують широкий спектр технологій, таких як «інтернет речей» (Internet of Things – IoT) [14], периферійні [15] та мобільні [16] обчислення. Крім того, вони реалізують різні обчислювальні налаштування з точки зору частот обробки, а також схеми моніторингу. Системи моніторингу ЕКГ еволюціонували також для того, щоб крім діагностики і контролю захворювань слугувати таким цілям і задачам як повсякденна діяльність [17], спорт [18], а також цілі, що пов'язані з режимом роботи [19].

Таке велике різноманіття контекстів, технологій, обчислюваних схем і цілей систем моніторингу ЕКГ затрудняє для дослідників і професіоналів проектування, класифікацію та аналіз даних систем. Деякі зусилля були зроблені для забезпечення загального розуміння процесів систем моніторингу ЕКГ [20-21], керуючись розробкою ефективних систем. Проте цим дослідженням не вистачає повноти. Вони працюють для певних контекстів, слугують конкретним цілям чи підходять для специфічних технологій. Це ускладнює узагальнення і повторне використання процесів і архітектур системи моніторингу ЕКГ, що мають. Таким чином необхідно представити всебічну таксономію систем моніторингу ЕКГ, загальну архітектуру та повний набір процесів для управління класифікацією, аналізом та проектуванням цих систем.

1.2. Архітектура системи моніторингу ЕКГ

На рис. 1.1 показана загальна багаторівнева архітектура моніторингу ЕКГ. Сюди входять основні задіяні процеси, що лежать в основі платформи, та основні учасники і їхня участь в процесах моніторингу на основі ЕКГ. Архітектура складається із 4 горизонтальних пов'язаних між собою рівнів, а також одного вертикального блоку справа на додаток до важливих властивостей, які повинні підтримуватись на усіх рівнях, включаючи забезпечення безпеки, якості обслуговування та інтелектуальну інтеграцію. Дана архітектура надає сервіс через різні контексти моніторингу (що показано на рис. 1.1 зліва). Фактично, подібний контекст представляє собою середовище, в якій розвернута система моніторингу ЕКГ і виконуються відповідні дії.

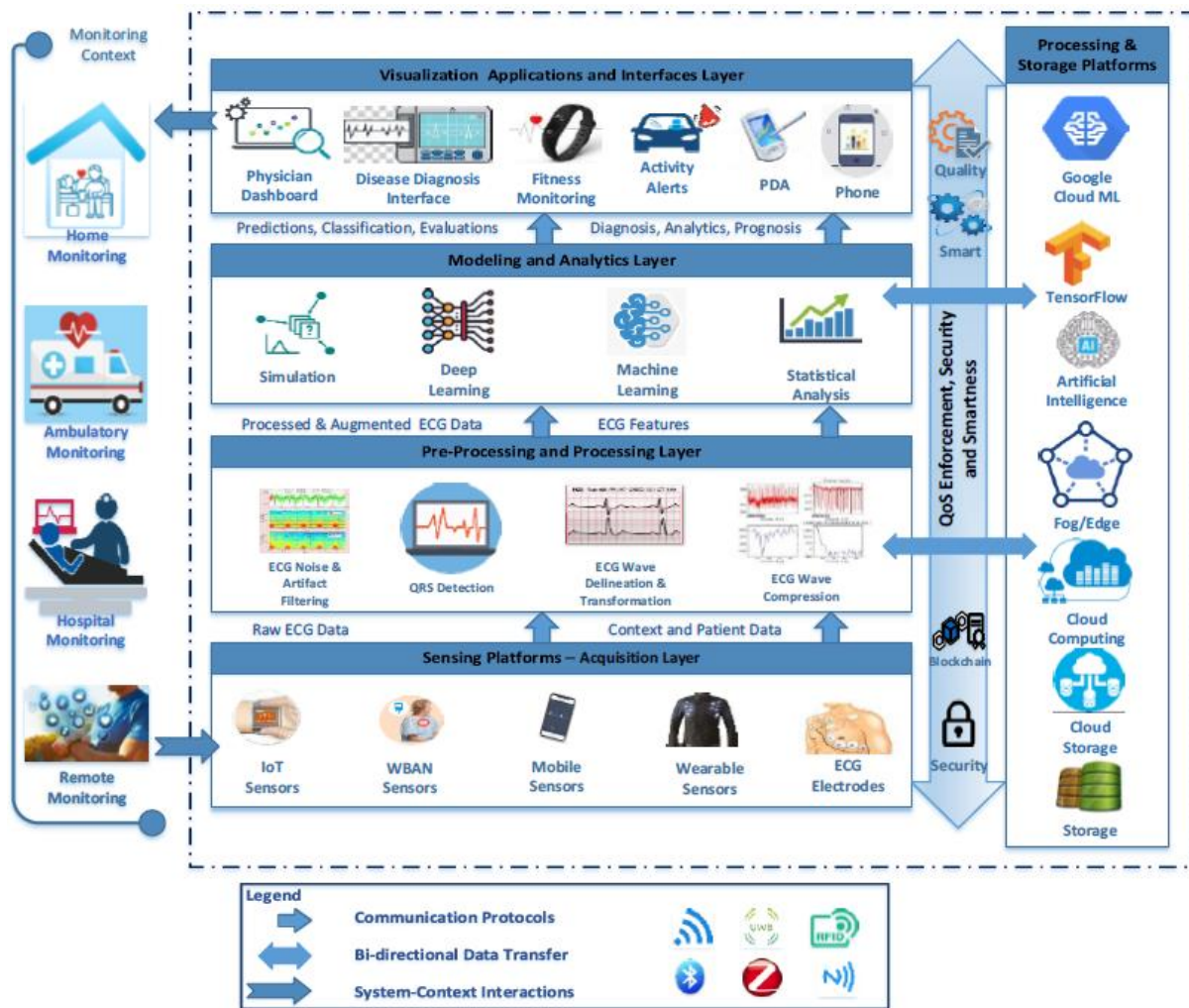


Рисунок 1.1. Загальна архітектура системи моніторингу ЕКГ

Контекст моніторингу може варіюватись від домашнього до: амбулаторного, лікарняного чи віддаленого. Дані поступають із контексту на рівень входу, переміщуються по системі, після чого повертаються в контекст через рівень візуалізації. Це дає повну реалізацію системи в її контексті. Архітектура включає 4 рівні: нижнім рівнем є рівень збору даних, який пропонує різні сенсорні платформи та пристрої, включаючи датчики ЕКГ. Датчики можуть варіюватись від вбудованих, що встановлені на біологічних тканинах, до зручних, якими є прості у використанні розумні часи та розумні жилети. Кардіологічні дані у вигляді сигналів ЕКГ разом з контекстом та даними пацієнтами збираються з використанням декількох протоколів зв'язку автономно з підключенням Wi-Fi, Bluetooth чи зв'язку ближнього поля (NFC – near field communication), після чого дані переносяться на

наступний рівень, який є рівнем попередньої обробки. На ньому виконуються такі операції, як позбавлення ЕКГ від шуму, фільтрація артефактів, знаходження комплексу QRS (рис. 1.2), розмежування, перетворення чи стиснення хвилі ЕКГ.

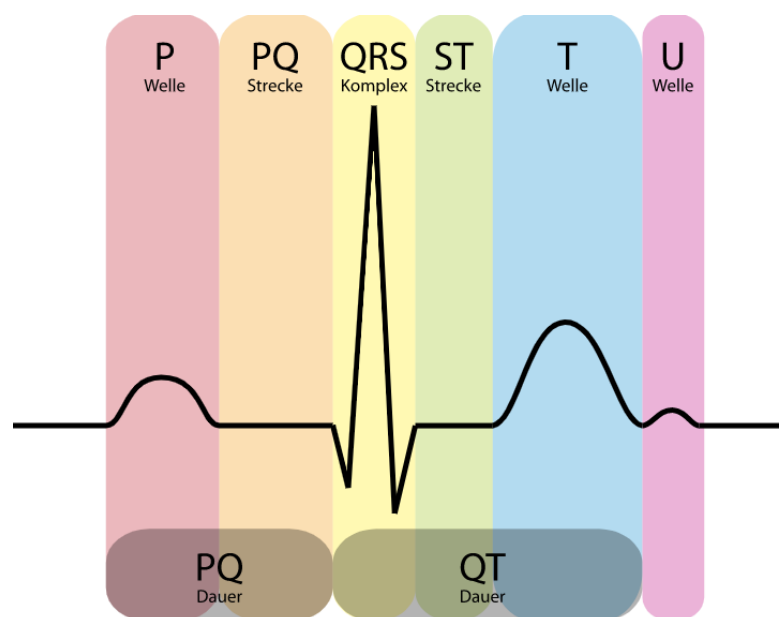


Рисунок 1.2. Цикл ЕКГ людини

Загалом необхідно пояснити, що представляє із себе ЕКГ. Згідно рисунку, зображеного вище, нормальна ЕКГ складається із 5 так званих зубців: P, Q, R, S і T (іноді спостерігається малопомітна хвиля U). Зубець P (*P Welle*) відображає процес збудження передсердь, сегмент PQ (*PQ Strecke*) – час проходження збудження по передсердно-шлуночковому з'єднанню, комплекс QRS (*QRS Komplex*) – деполяризацію шлуночків, а сегмент ST (*ST Strecke*) і зубець T (*T Welle*) – реполяризацію шлуночків. Автоматичне знаходження комплексу QRS в ЕКГ сигналах зазвичай є важливою задачею, оскільки це допомагає розбити сигнал на окремі цикли, що спрощує подальшу роботу.

Оброблені та доповнені дані та функції ЕКГ передаються з використанням протоколів зв'язку на рівень моделювання і аналітики, де проводяться різні види машинного чи глибокого навчання та статистичного аналізу, щоб виявити закономірності із даних ЕКГ, а також для прогнозування різних захворювань, таких як аритмія, фібриляція передсердь, епілепсія, розумова втомленість і т.п. Вихідні дані, що з'являються на даному рівні, доставляються на рівень візуалізації, де різні

додатки та інтерфейси приладів використовуються для демонстрації проаналізованих даних, які можуть бути ефективно використані під час діагностики захворювань.

Правий блок надає послуги обробки та зберігання усіх процесів на 4 горизонтальних рівнях архітектури. Наприклад, оброблені сигнали ЕКГ в реальному часі можуть використовувати хмарні (cloud) обчислення. Крім того, хмарна інфраструктура пропонує послуги зберігання та обробки на різних етапах життєвого циклу моніторингу ЕКГ. Платформа «TensorFlow» надає середовище виконання, пропонуючи множину бібліотек, пакетів та інструментів для глибокого навчання, щоб тестувати різного роду моделі.

В основі подібної архітектури моніторингу ЕКГ важливими характеристиками є безпека та конфіденційність даних, які повинні підтримуватись в усіх процесах, де дані збираються, передаються, оброблюються, аналізуються, візуалізуються та є доступними різним заінтересованим сторонам. В дану архітектуру можна також інтегрувати технологію «блокчейн» [22-23] для забезпечення надійного, децентралізованого і незмінного реєстру, в якій будуть виконуватись різні транзакції.

1.3. Ключові процеси моніторингу ЕКГ

В літературі, на жаль, немає чіткого і вичерпного визначення процесів життєвого циклу системи моніторингу ЕКГ. Більшість дослідників зосереджуються на підмножині ключових процесів, при цьому нехтуючи іншими надто важливими допоміжними процесами. Повне описання та класифікація основних та допоміжних процесів, які повинні бути реалізовані в системі моніторингу ЕКГ, показані на рис. 1.3.

Далі описується кожний первинний процес у рамках узагальненого життєвого циклу системи моніторингу ЕКГ. Основна задача даного підрозділу полягає в усуненні дублювання визначення процесів та підкреслення їхньої адаптованості до унікальних потреб кожної системи.

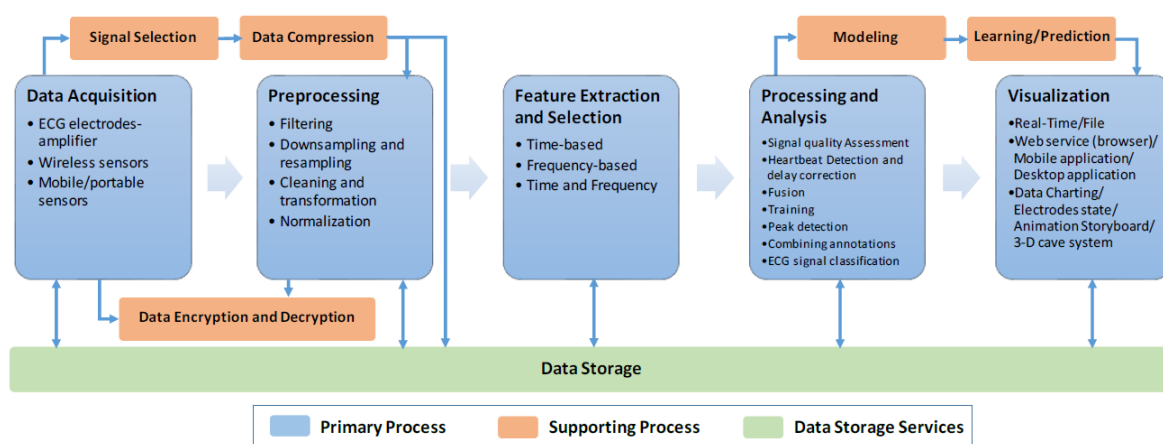


Рисунок 1.3. Життєвий цикл процесу моніторингу ЕКГ

1.3.1. Отримання та збір даних ЕКГ

ЕКГ є найкращим методом виявлення аномалій серця. Доступні прилади запису ЕКГ варіюються від 1 до 12 відведень. Процес збору даних ЕКГ включає в себе вибір: типу датчиків (провідні чи безпроводні); розташування датчиків; кількості датчиків; апаратного забезпечення для збору, зберігання і передачі даних.

Отримання сигналу ЕКГ вважається складною задачею через його чутливість до різноманітних параметрів якості, включаючи точність та своєчасність. Неточний збір даних може призвести до неправильного діагнозу, і, відповідно, вплинути на клінічні рішення. Слід вказати, що більшість дослідників, працюючих з системами моніторингу ЕКГ, надають перевагу наборам із добре відомих баз даних, а не створенню власної, особливо при вирішенні проблем діагностики та отримання ознак (які є останніми частинами життєвого циклу моніторингу).

1.3.2. Попередня обробка даних

Дана частина призначення для підвищення точності прогнозування. Попередня обробка покращує якість необробленого сигналу, усуваючи шум та дрейф базової лінії. Даний процес пов'язаний з серцевим циклом (тривалість комплексу QRS і рівень сегменту ST – T), і краще над усе оброблюється за допомогою лінійних фільтрів для запобігання фазових спотворень через коливальні властивості хвиль. Однак для зменшення ефекту шуму, що викликаний м'язовою

активністю, необхідні методи усереднення синхронізованих по часу серцевих скорочень. Існуючі стандартні методи фільтрації є неефективними при обробці сигналів, відповідно, гібридна фільтрація є кращим вибором для необроблених сигналів ЕКГ [24-25]. Крім того, на етапі попередньої обробки даних виконуються очищення та перетворення [26].

1.3.3. Отримання ознак

Даний процес є одним із найважливіших в життєвому циклі моніторингу ЕКГ. Він вносить значний вклад у діагностику серцевих захворювань, отримуючи найбільш інформативний набір ознак із попередньо обробленої ЕКГ, що дозволяє краще визначати серцебиття. Ознаки містять набір узагальненої інформації про сигнали, які використовуються для характеристики патернів. Ці особливості отримуються з використанням різних обчислюваних алгоритмів і методів для допомоги дослідникам разом з підтримкою візуальних навиків при діагностиці проблем.

Характеристики сигналів ЕКГ включають: площу під кривою, пікову амплітуду, часову затримку між піками та впадинами, а також частоту серцевого ритму. Основними методами виділення ознак є: вейвлет-перетворення, автокореляційна функція (періодична інформація сигналів ЕКГ), аналіз головних компонент (пошук періодичної інформації в сигналах часових рядів) та швидке перетворення Фур'є.

1.3.4. Обробка та аналіз даних

Були проведені інтенсивні дослідження для підвищення ефективності обробки й аналізу сигналів ЕКГ, щоб досягти високої діагностичної точності. На етапі обробки передові інформаційні технології реалізуються способом розробки різноманітних алгоритмів та інтелектуальних методів, таких як аналіз, модифікація і синтез, що застосовуються до сигналів ЕКГ для розпізнавання та ідентифікації його важливих компонентів з метою знаходження діагностичної інформації. До них відносяться: оцінка якості сигналу, класифікація сигналів ЕКГ, знаходження серцебиття, корекція затримки, знаходження піків і т.д. Обробка сигналів ЕКГ є складною задачею через її особливі характеристики, такі як динамічність і

вразливість до шуму. Тому оптимізація і розвиток методів обробки сигналів є актуальною задачею.

Методи штучного інтелекту і нейронні мережі є корисними при інтерпретації сигналів ЕКГ [27-30]. Недавні дослідження в літературі використовували нейронну мережу і дерева рішень для діагностики різних серцевих хвороб, їхньої оцінки, виявлення хронічних проблем, апное, розпізнавання настрою та емоцій. Другі приклади включають використання глибокого навчання для автоматичного розпізнавання сигналів ЕКГ [31], згорткової нейронної мережі для класифікації аритмій [32-33], та рекурентної нейронної мережі для прогнозування активності [34].

1.3.5. Візуалізація даних

Процес візуалізації зазвичай включає в себе усі функції, які дозволяють користувачам перевіряти та взаємодіяти із записаними чи анотованими сигналами ЕКГ в режимі реального часу, а також в автономному режимі із файлу. Цей процес набуває важливе значення протягом усього ланцюжка створення вартості, оскільки він допомагає людському мозку краще розуміти й аналізувати закономірності, а також знаходити відхилення, особливо при роботі з великими наборами даних. Додатки візуалізації розрізняються з точки зору додатку для хостингу, характеру проєктованої інформації та підтримуваних функцій, які можуть бути реалізовані як веб-сервіс, мобільний чи настільний додаток [35].

Був запропонований дизайн для візуалізації веб-додатків для відображення даних з приладу ЕКГ. Додаток включає функції побудови діаграм даних, стану електродів та анімації розкадровки. Також було запропоновано тривимірну інтерактивну систему печери, яка забезпечує графічний користувацький інтерфейс, що демонструє тривимірне моделювання і анімацію людського серця з використанням зубця R електрокардіографічного сигналу.

1.3.6. Допоміжні процеси

Це дії, які надають додаткові функції для підтримки основних процесів у реалізації ефективної системи моніторингу. Іншими словами, вони не є обов'язковими для кожної системи моніторингу ЕКГ. Наприклад, процес вибору

сигналу виконується тільки в системах, які використовують декілька фізіологічних типів сигналів для знаходження серцебиття чи R піку. Крім того, процес стиснення даних необхідний для багатьох цілей, включаючи зменшення об'єму сховища і більш швидкої передачі файлів.

Інший приклад підтримуючого процесу показаний на рис. 1.3 – це шифрування і дешифрування даних. Даний процес грає важливу роль в забезпеченні безпеки та конфіденційності даних, які включені в невеликі системи моніторингу ЕКГ. Процеси моделювання та навчання також вважають важливими допоміжними процесами, необхідними для машинного навчання і прогнозування ССЗ. Хоча вони визначені як основні процеси для систем, заснованих на прогнозуванні, не усі системи моніторингу ЕКГ підтримують прогнозування. Тому подібний процес вважають допоміжним, а не первинним. Численні системи моніторингу визначають моделювання, навчання і прогнозування. Тим не менш, зберігання даних вважається допоміжним процесом, оскільки він обслуговує більшість з основних процесів на основі усього життєвого циклу систем моніторингу ЕКГ.

1.4. Експертна таксономія систем моніторингу ЕКГ

Через постійне розширення кількості систем моніторингу ЕКГ, запропонованих у літературі, дослідникам у цій галузі дуже важко аналізувати та класифікувати ці системи на окремі цілісні групи взаємопов'язаних робіт. Зазвичай використовується термін «кластер» для позначення категорії дослідницьких робіт, що мають спільні характеристики, атрибути та особливості. Ці кластери використовуються для класифікації робіт, що стосуються систем моніторингу ЕКГ. Був запропонований систематичний підхід, який починався зі:

1) збору ресурсів (наприклад, статей у журналах, статей для конференцій та розділів книг) з різних баз даних, включаючи Scopus, IEEE, Springer та ACM;

2) проведення численних попередніх обробок діяльності, що включає, наприклад, очищення, реорганізацію, видалення дублікатів та видалення несистемних рішень;

3) проведення обширних сесій для класифікації та групування цих систем на основі опитувань, проведених у понад 600 публікаціях;

4) обмін результатами кластеризації як з медичними, так і з технологічними експертами в цій галузі, щоб отримати їх відгуки та інформацію;

5) нарешті, зустріч із усіма залученими сторонами для доопрацювання та вдосконалення остаточних кластерів систем моніторингу ЕКГ.

На рис. 1.4 представлені системи моніторингу ЕКГ, які поділені на 4 основні кластери без врахування п'ятого, який вважається майбутнім поколінням систем моніторингу ЕКГ.

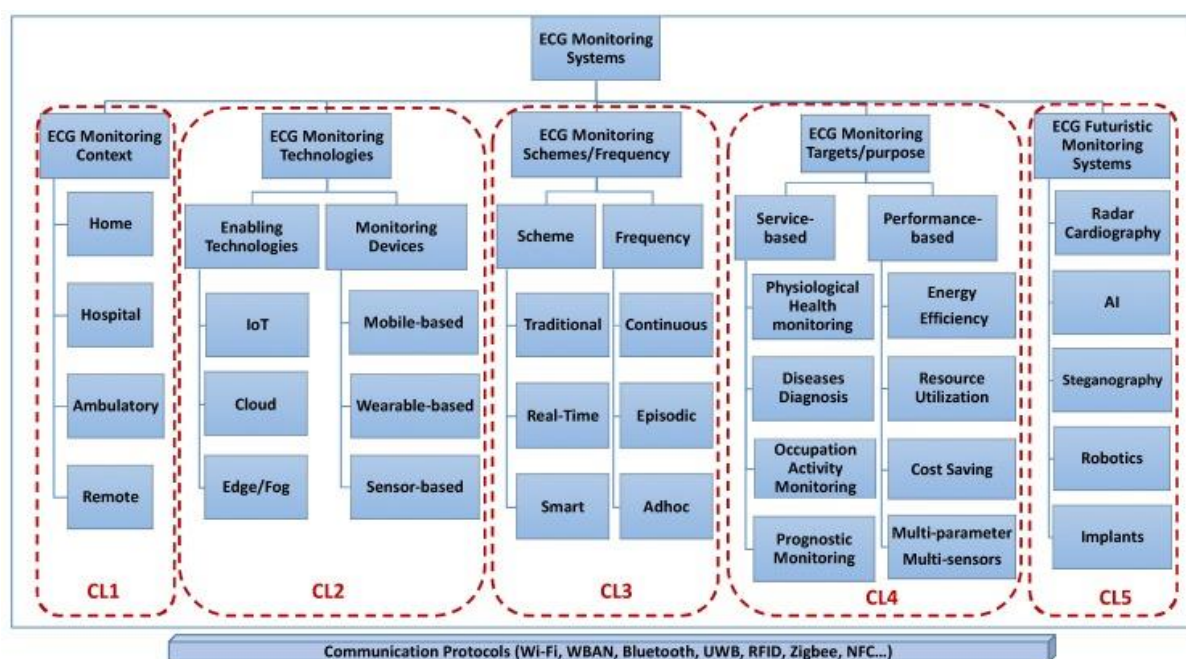


Рисунок 1.4. Кластеризація систем моніторингу ЕКГ

Вони згруповані на основі контексту моніторингу, для якого вони розроблені, залучених технологій та пристроїв ЕКГ, що характеризують ці системи, схемою моніторингу та прийнятною частотою, ціллю моніторингу та метою, для якої ці системи були впроваджені, і, нарешті, футуристичним моніторингом система, яка використовує нові технології, такі як штучний інтелект, робототехніка та нанотехнології, для формування нових систем моніторингу ЕКГ. На додаток до п'яти кластерів, горизонтальний нижній рівень представляє протокол зв'язку та бездротову технологію, що використовується усіма категоріями систем моніторингу для передачі сигналів ЕКГ від датчиків до основних серверів та / або пристроїв, під якими ЕКГ обробляється та візуалізується .

Далі наводиться описання та аналіз кожного кластеру та надання всебічного огляду кожного із них з точки зору інтегрованих систем та рішень ЕКГ.

1.4.1. Системи моніторингу з урахуванням контексту

Перший кластер роботи включає групу систем, які організовані в контексти моніторингу, для яких були розроблені системи моніторингу ЕКГ, і складаються з домашніх, лікарняних, амбулаторних та дистанційних систем моніторингу ЕКГ. У кожному з цих середовищ існують спільні риси, і також є очевидні зміни.

Системи моніторингу ЕКГ, розгорнуті в домашніх умовах, зазвичай класифікуються на: так званий телемоніторинг, постійний моніторинг, що контролюється, та моніторинг людей похилого віку в їхніх будинках. Ці системи були розроблені для зменшення економічного навантаження на лікарні та залучення пацієнтів до їх постійного моніторингу стану здоров'я з комфортом перебування вдома і призначені для людей з довічними та хронічними захворюваннями або людей похилого віку, яким потрібна постійна допомога, спостереження та моніторинг. Телемоніторинг – одна з таких систем, яка інтегрована переважно в домашніх умовах або в умовах хоспісу, щоб дозволити медсестрам ефективно контролювати пацієнтів, реагувати на проблеми та лікувати їх, перш ніж вони розповсюджуються на більш серйозні проблеми. Друга категорія систем моніторингу ЕКГ на дому включає постійний моніторинг, який можна носити. Третя категорія моніторингу ЕКГ вдома включає моніторинг літніх людей.

Системи моніторингу ЕКГ на базі лікарні класифікуються на системи, розроблені або для клінічних установ відділення інтенсивної терапії, клінічних установ, що не належать до подібних відділень, або моніторингових установок Холтера.

Проводились також значні дослідження та розробки для амбулаторних систем моніторингу ЕКГ; більшість досліджень підтримують збір, передачу та аналіз даних щодо надзвичайних ситуацій амбулаторії.

Метод телемоніторингу, запропонований у контексті системи віддаленого моніторингу ЕКГ, відрізняється від методу, описаного для контексту домашнього моніторингу. Він розроблений для віддалених пацієнтів, у яких руху дуже часті

(наприклад, фізичні вправи, заняття спортом та / або робота), що не вимагає необхідності його / її присутності вдома. Такі системи включають дистанційну систему моніторингу здоров'я для виявлення різних серцевих розладів, включаючи, наприклад, аритмію та стан міокарда. Численні дослідницькі ініціативи розробили інтелектуальні пристрої для моніторингу ЕКГ, де ці пристрої реалізовували інтелект або в самих датчиках, або в мережевих компонентах. Кілька дослідницьких досліджень прийняли стиснене ЕКГ-зондування як перспективний підхід до зниження споживання енергії в бездротових мережах тіла для моніторингу ЕКГ.

1.4.2. Технологічні системи моніторингу ЕКГ

Другий кластер досліджень охоплює групу систем моніторингу, яка наголошує на використанні нових технологій для підтримки моніторингу ЕКГ. Ця група класифікується на дві категорії:

- 1) технології, що включають IoT, хмару та туман;
- 2) пристрої контролю, які включають мобільні пристрої, носні пристрої та сенсорні пристрої.

Моніторинг ЕКГ спирається на ключові технології для підтримки різних процесів ЕКГ, включаючи попередню обробку, зберігання, аналітику та візуалізацію сигналів ЕКГ. Хмарна інфраструктура забезпечує зберігання та обробку ресурсів через Інтернет для підтримки систем моніторингу ЕКГ. Хмарні обчислення – це дуже перспективна технологія, яка наближає обробні ресурси до місця, де генеруються дані ЕКГ, забезпечуючи тим самим низьку затримку та енергоефективність. Технологія IoT дозволяє віддалено здійснювати моніторинг ЕКГ за допомогою пристроїв IoT для отримання сигналів ЕКГ, дозволяючи передавати в режимі реального часу через Інтернет лікаря для подальшого аналізу. Особливий інтерес представляють системи, які пропонують рішення для оптимізації обробки та зменшення витрат на передачу та зберігання даних через хмарну інфраструктуру, це також є надзвичайно важливим у випадках надзвичайних ситуацій та життєво важливих ситуацій, коли аналітика в режимі реального часу терміново потрібна для ефективного розуміння.

Сьогодні безліч приладів використовується для систем моніторингу ЕКГ. Вони класифікуються на мобільні, носимі та сенсорні пристрої. Мобільні пристрої для моніторингу ЕКГ включають широкий спектр пристроїв, включаючи, наприклад, смартфони, розумні годинники та кишенькові монітори ЕКГ. Різні дослідницькі ініціативи пропонували рішення, що інтегрують носимі пристрої в систему моніторингу ЕКГ. Ці рішення інтегровані в амбулаторну установку, домашнє середовище або налаштування пацієнта / користувача і використовуються для моніторингу різних життєво важливих показників. Більшість згаданих систем моніторингу ЕКГ інтегрують датчики як основний компонент системи для отримання сигналів ЕКГ і, зрештою, для обробки світла або на краю, або в Хмарі. Отже, перекриття може бути очевидним з іншими вищезазначеними категоріями, оскільки вони вбудовують датчики в рішення для моніторингу ЕКГ.

1.4.3. Системи моніторингу ЕКГ на основі схем та частоти

Третій кластер класифікацій систем моніторингу ЕКГ зосереджений на обчислювальних аспектах. У цьому вимірі визнано дві підкатегорії. Це схема моніторингу та частота обробки. Схема моніторингу визначає установку просторового екранування. Сигнали ЕКГ можна вимірювати в стаціонарних установках у різному контексті, тоді як пацієнт безпосередньо підключений до скринінгових та обробних пристроїв для діагностичних / прогностичних цілей, які ми називаємо «традиційними установками моніторингу». Крім того, сигнали ЕКГ можна вимірювати в мобільних установках, коли пацієнт переживає реальну діяльність для цілого спектра цілей моніторингу, таких як моніторинг активності, діагностика, прогноз або контроль стану, який називається «реальним налаштування моніторингу часу».

На відміну від схеми моніторингу, частота обробки визначає установку тимчасового скринінгу. Сигнали ЕКГ можуть оброблятися в постійній установці, яка називається "постійним моніторингом", одноразовою установкою, яка називається "спеціальним моніторингом", або періодичною, заздалегідь запланованою та попередньо запланованою настройкою, яка називається як "епізодичний моніторинг".

Ряд дослідницьких робіт стосувався традиційних установок моніторингу ЕКГ у різних контекстах, таких як лікарні, будинки або віддалені амбулаторні установи. Пристрої екранування можуть бути фізично підключені до обробних пристроїв або доступні бездротовим способом. Спеціальний (тобто одноразовий), нерухомий моніторинг був розгорнутий у багатьох наукових дослідженнях для вирішення різних ситуацій в галузі охорони здоров'я за допомогою різних типів датчиків ЕКГ та платформ моніторингу. Однак у спеціальних налаштуваннях моніторингу пацієнти можуть забути виконати завдання моніторингу. Крім того, для пацієнтів з критичними ситуаціями зі здоров'ям життєво важливим є регулярний скринінг. Для вирішення цих проблем деякі дослідницькі роботи пропонують епізодичний моніторинг, який можна проводити з попередньо запланованими інтервалами. У критичних та небезпечних для життя випадках у традиційних установах необхідний постійний моніторинг, особливо у відділеннях інтенсивної терапії.

У деяких випадках кардіологи можуть рекомендувати цілодобовий холтерівський моніторинг для спостереження за пацієнтом. Монітор Holter - це медичний пристрій з 12 відведеннями, який реєструє серцебиття та перевіряє наявність незвичних ознак. Зазвичай на 24 години застосовувати пристрій Holter 12-lead до тіла пацієнта незручно. Деякі спроби вдосконалили цілодобовий холтерівський контроль та використали клейовий пластир, який можна прикріпити до тіла пацієнта, зменшивши кількість необхідних відведень у типовому холтерівському. Нещодавні досягнення в бездротових системах моніторингу ЕКГ дали широкий спектр систем моніторингу в режимі реального часу, починаючи від переносних систем моніторингу на основі текстилю, таких як розумні сорочки та текстильні електроди, до безконтактних систем моніторингу ЕКГ. В режимах реального часу пацієнти можуть вимірювати ЕКГ-сигнали, виконуючи звичайну реальну діяльність. Це дозволило провести більш оперативну оцінку та медичне втручання, коли це необхідно. Крім того, це суттєво знизило витрати на охорону здоров'я, зменшивши кількість відвідувань лікарень для традиційного регулярного моніторингу. Незважаючи на переваги постійного моніторингу в режимах реального часу, він генерує велику кількість даних ЕКГ-сигналу, які можуть

видавати значний шум сигналу та артефакти, спричинені, іноді, ненормальними фізичними навантаженнями, проблема, яка була підкреслена багатьма дослідниками. Це, у свою чергу, підкреслює необхідність використання шумових фільтрів та розумних алгоритмів вибору функцій. В якості альтернативи епізодичний моніторинг був прийнятий у ряді досліджень, щоб обмежити причини артефактів руху та обмежити обсяг даних, що генеруються ЕКГ, що дозволяє спростити обробку та аналіз.

1.4.4. Системи футуристичного моніторингу ЕКГ

Останні тенденції в системах моніторингу ЕКГ революціонізують спосіб збору та обробки сигналів ЕКГ, щоб надати цінну інформацію, що служить різним цілям, захищаючи приватне життя та емоційне здоров'я пацієнтів. Персоналізація та адаптація до різних контекстів, а також до різних зацікавлених сторін запропонують новий рівень високоякісного інтелектуального медичного обслуговування. Сучасні технології відіграватимуть життєво важливу роль у цій радикальній трансформації. До них належать радіолокаційна кардіографія, імплантація, робототехніка, стеганографія та інші технології штучного інтелекту.

Постійний контроль частоти серцевих скорочень та негайне виявлення серцебиття є першочерговими проблемами сучасного медичного обслуговування. Більшість дослідницьких робіт зосереджені на моніторингу сигналів ЕКГ, який, як правило, вимагає сенсорного зондування шкіри пацієнта. Ряд дослідників підкреслювали подразнення шкіри пацієнта, спричинене сенсорними пристроями на основі дотику. Зручною та надійною альтернативою без дотиків є радіолокаційна кардіографія. Радіолокаційні системи дозволяють здійснювати безконтактний, безконтактний і постійний контроль пульсу за допомогою одягу, ковдр та інших ізоляторів. Багато дослідницьких робіт досліджували можливість використання радіолокаційних систем для постійного моніторингу серцебиття та виявлення життєво важливих показників. Крім того, деякі дослідники досліджували імплантовану сенсорну технологію для тривалого та довгострокового постійного моніторингу.

З іншого боку, досягнення в робототехніці відкрили нові можливості для охорони серця, особливо з великим викликом обмежених медичних ресурсів. Деякі дослідники досліджували аспекти практичного використання роботизованих операцій на серці. Інші вивчали можливість роботи асистента-робота, який забезпечує медичний зворотний зв'язок, діагностику та повідомлення.

Нові технології штучного інтелекту розширяють горизонт систем моніторингу ЕКГ за межі оцінки фізіологічних захворювань. Сигнал ЕКГ може бути використаний для оцінки психологічного стану, емоцій та рівня стресу, щоб допомогти охороні психічного здоров'я людей, які живуть у стресових умовах. Розвиток технологій та алгоритмів глибокого навчання може забезпечити цікаві можливості для адаптації та персоналізації, подолання індивідуальних відмінностей шляхом періодичної перепідготовки.

1.5. Побудова системи моніторингу ЕКГ в Україні

На сьогоднішній день, не зважаючи на процес цифрової трансформації, в Україні відсутні системи моніторингу ЕКГ в тому сенсі, як це було викладено в тексті вище (мається на увазі, які використовують інтелектуальні методи). Деякі спроби були виконані в роботах [37-38], однак в результаті так і не було отримано повноцінної системи, яку б використовували на постійній основі.

Складність побудови подібної системи полягає в тому, що для цього необхідна велика кількість ресурсів, а також кваліфікована команда ІТ-спеціалістів. Щоб обійтись без цього на першому етапі отримання повноцінної системи моніторингу ЕКГ, в першу чергу необхідно розробити модуль автоматичного інтелектуального розпізнавання стану пацієнта за ЕКГ сигналами. Даний процес детальніше розкритий в наступному розділі.

РОЗДІЛ 2. МАТЕРІАЛИ І МЕТОДИ ДОСЛІДЖЕННЯ

2.1. Опис клінічного матеріалу

Для проведення дослідження були взяті дані коротких (від 30 до 60 секунд) записів ЕКГ. Вони використовувались для змагання «AF Classification from a Short Single Lead ECG Recording – The PhysioNet Computing in Cardiology Challenge 2017» [39-40], де основною задачею було розробити алгоритм класифікації, який визначить чи є запис (рис. 2.1): нормальним синусовим ритмом (normal rhythm), або фібриляцією передсердь (AF – atrial fibrillation rhythm), або альтернативним ритмом (other rhythm), або надто шумним (noisy recording).

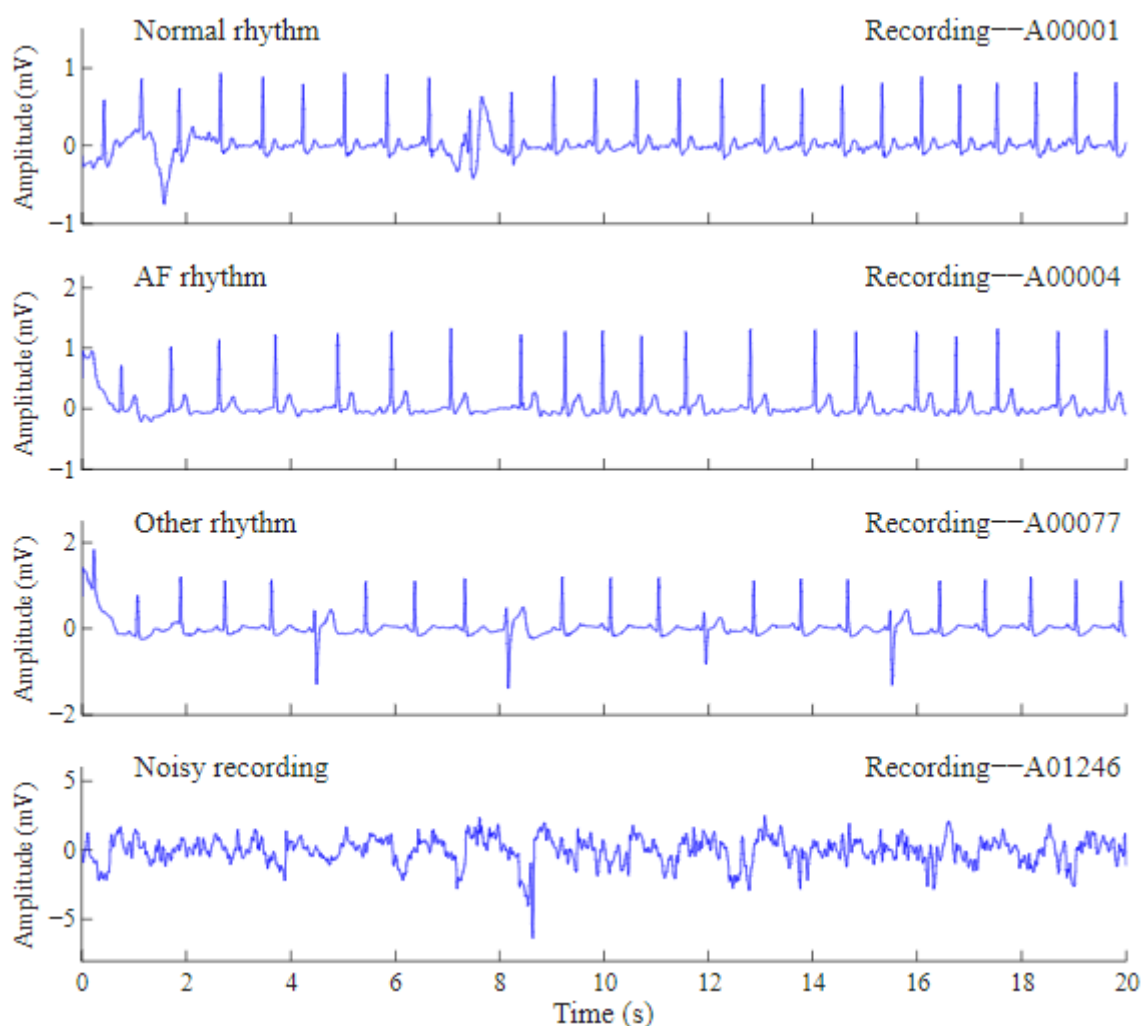


Рисунок 2.1. Приклади використаних для дослідження ЕКГ

Існують різні типи серцевих аритмій, які можна класифікувати по:

- Походженню: передсердна, вузлова чи шлуночкова аритмія.

- Частоті: тахікардія (більше 100 ударів в хвилину у дорослих) чи брадикардія (менше 60 ударів в хвилину).

- Механізму: автоматичність, повторний вхід, тригер.

- Атріовентрикулярному проведенню: нормальне, відстрочене, заблоковане.

- Тривалості: непостійна (менше 30 секунд) чи постійна (30 секунд і більше).

Американська колегія кардіологів (АКК), Американська кардіологічна асоціація (АКА) і Європейська спільнота кардіологів (ЄСК) визначила фібриляцію передсердь (ФП) як «тахіаритмію, що характеризується переважно некоординованою активацією передсердь з наслідком погіршення механічної функції передсердь» [41]. ФП є найчастішою стійкою серцевою аритмією, яка в цілому зустрічається у 1-2% населення [42-43] і пов'язана зі значною смертністю та захворюваністю через асоціацію ризику смерті, інсульту, госпіталізації, серцевої недостатності, ішемічної хвороби серця і т.д. [43]. Саме тому організатори вирішили провести змагання по визначенню цього захворювання.

Дані ЕКГ були зібрані за допомогою пристрою «AliveCor» однойменної фірми. Вони були складені у дві вибірки: тренувальна, що містила 8528 записів ЕКГ, і тестова (300 записів). У змаганні тренувальна вибірка використовувалась для навчання моделей машинного навчання, а тестова – для їхньої об'єктивної оцінки. Записи були дискретизовані з частотою 300 Гц і пройшли фільтрування смуговим фільтром пристрою «AliveCor».

2.2. Робота зі сигналами ЕКГ

Незважаючи на масштабність проблеми, виявлення ФП є складною задачею через її епізодичність. Можна вважати, що детектори ФП належать до однієї з двох категорій: на основі аналізу передсердної активності або на основі аналізу шлуночкової реакції.

В першому випадку подібні детектори засновані на аналізі відсутності Р зубців (рис. 1.2) або присутності фібрилярних хвиль (f хвиль) в QT інтервалі. Відомі опубліковані методи для цього включають: нейронну мережу ехо-стану [44], виявлення на основі відсутності Р-хвилі (PWA) [45], аналіз середньої кількості f-

хвиль [46], додавання серцевого монітора на основі Р-хвилі [47], вейвлетна ентропія [48-49] та енергія [50]. Детектори ФП на основі аналізу передсердної діяльності можуть досягти високої точності, якщо записані сигнали ЕКГ мають незначне забруднення шуму та високу роздільну здатність, але, як правило, страждають непропорційно від забруднення.

На відміну від цього, аналіз шлуночкової реакції базується на передбачуваності часу між ритмами («RR-інтервали») комплексів QRS в ЕКГ. RR-інтервали походять від найбільш очевидної особливості великої амплітуди на ЕКГ, R піку (рис. 1.2), виявлення якого може бути більш стійким до шуму. Таким чином, подібний підхід може бути більш придатним для автоматичного виявлення ФП у режимі реального часу [51].

2.2.1. Виявлення R піків

Дана операція допомагає відобразити варіабельність серцевого ритму. Це мінливість різних параметрів ритму серця у відповідь на дію певних факторів. Варіабельність серцевого ритму відображає роботу серцево-судинної системи та механізмів регуляції цілісного організму – вегетативною нервовою системою.

Дослідження світових вчених допомогли знайти взаємозв'язок між параметрами варіабельності серцевого ритму та смертністю від ССЗ, включаючи раптову смерть. Саме тому математичний аналіз варіабельності серцевого ритму є одним із найбільш популярних неінвазивних (тобто без нанесення шкоди людині) методів діагностики організму людини.

Таким чином, знайшовши R піки, з'являється можливість побудувати «ритмограму», що відображає послідовність RR інтервалів. На рис. 2.2 показані приклади ритмограм різних ритмів серця. Таким чином, використовуючи методи математичного аналізу за даними ритмограмами можна знайти ознаки, які дозволять виконати основну задачу змагання, а саме – класифікація записів сигналу ЕКГ. В основному для знаходження подібних ознак використовують статистичний аналіз, оскільки він є простішим для обчислень, а це є значною перевагою для побудови сучасної системи моніторингу ЕКГ.

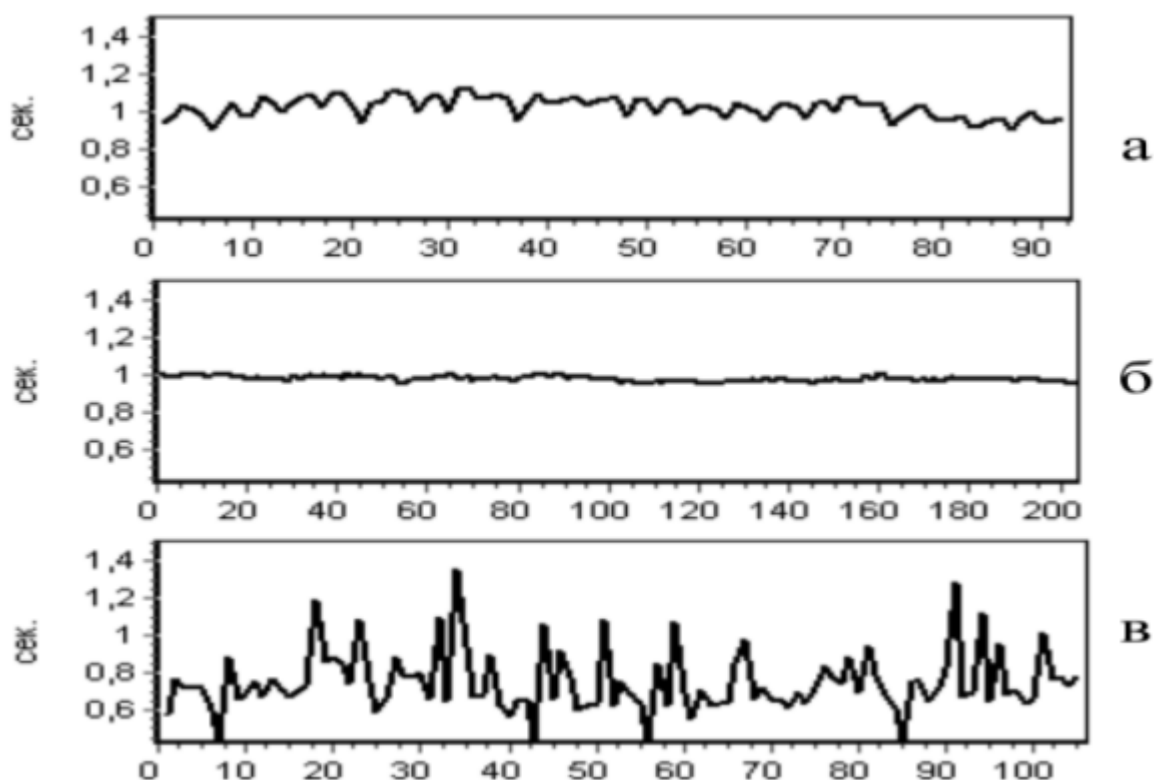


Рисунок 2.2. Ритмограма: а) нормального ритму; б) ригідного ритму; в) аритмії

Для знаходження R піків було вирішено застосувати алгоритм комплексного знаходження QRS, який запропонував Гамільтон в 2002 році [52-53]. Його ідея полягає у скануванні сигналу ЕКГ та його оцінці за наступним набором правил:

1. Ігнорування усіх піків, що передують чи слідуєть за великими піками менше ніж на 200 мс.
2. Якщо пік більше порогу знаходження – це QRS комплекс, в іншому випадку – шум.
3. Якщо з моменту останнього знаходження пройшов інтервал, який в 1.5 рази переважає середній RR інтервал, в цьому інтервалі був пік, який був більший за половину порогу знаходження, і пік слідував за попереднім знаходженням не менш ніж на 360 мс, відповідно це QRS комплекс.
4. Поріг знаходження є функцією середнього шуму та середніх пікових значень QRS.

5. Середній пік шуму, середній пік QRS і середній RR інтервал обчислюються як середнє значення останніх восьми значень.

Крім цього використовувалось виправлення положення R піків до максимуму в межах допуску (tolerance), що становив 0.05. Даний алгоритм був написаний програмним способом на мові *Python*, що дало наступний результат:

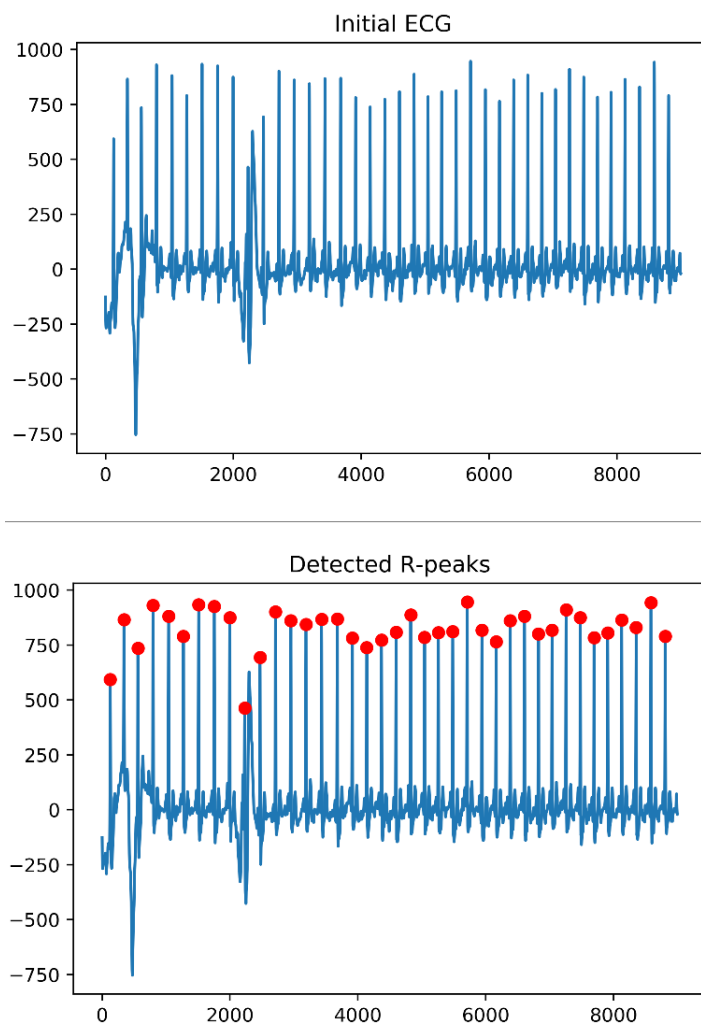


Рисунок 2.3. Приклад застосування алгоритму Гамільтона для знаходження R піків

Людським оком можна помітити, що R піки на даному записі ЕКГ були знайдені фактично ідеально. Це в свою чергу дозволяє отримати RR інтервали (рис. 2.4), для яких можна застосувати статистичний аналіз, щоб обчислити ознаки записів ЕКГ. Фактично дані ознаки є характеристиками сигналу ЕКГ, як наприклад вік, вага, зріст і т.п. є характеристиками людини. Дані характеристики можуть виявитись інформативними для визначення класу сигналу ЕКГ.

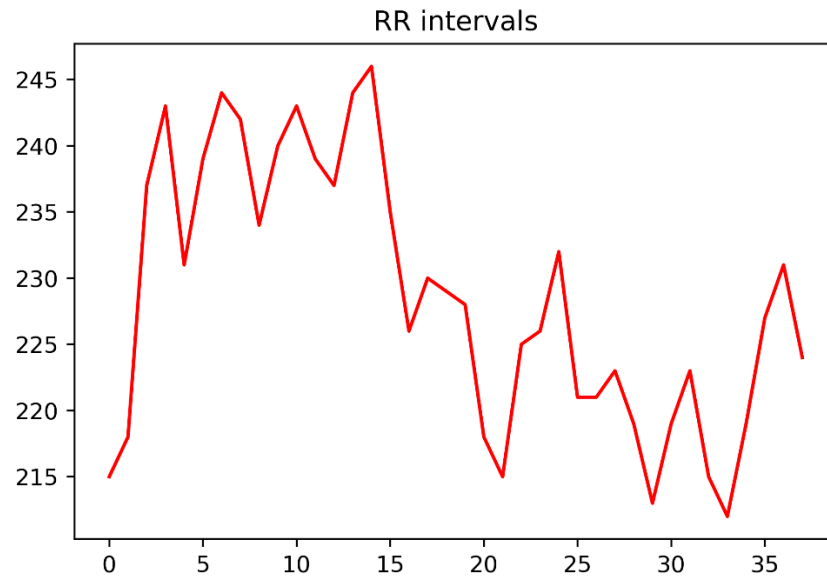


Рисунок 2.4. Приклад отриманого RR інтервалу

За отриманими RR інтервалами зі знайдених R піків були пораховані наступні ознаки:

1. Середнє значення тривалості RR інтервалу (NN).
2. Стандартне відхилення повного масиву RR інтервалів ($SDNN$). Є сумарним ефектом впливу симпатичного та парасимпатичного відділів вегетативної системи на синусів вузол.
3. Мода – найбільш ймовірне значення тривалості RR інтервалів (Mo). Є найбільш ймовірним рівнем функціонування серцево-судинної системи.
4. Амплітуда моди (AMo). Є умовним показником активності симпатичної ланки регуляції.
5. Розмах – різниця між максимальним та мінімальним значеннями RR інтервалів ($MxDMn$). Є максимальною амплітудою регуляторних впливів.
6. Індекс напруги (SI). Є ступенем напруги регуляторних систем.
7. Кількість пар послідовних RR інтервалів, які відрізняються більше ніж на 50 мс ($NN50$).
8. Доля $NN50$, що ділиться на загальну кількість RR інтервалів ($pNN50$).
9. Кількість пар послідовних RR інтервалів, які відрізняються більше ніж на 20 мс ($NN20$).

10. Доля NN20, що ділиться на загальну кількість RR інтервалів ($pNN20$).
11. Медіана (*median*).
12. Асиметрія (*skew*).
13. Ексцес (*kurt*).
14. Перший квартиль ($Q1$).
15. Третій квартиль ($Q3$).
16. П'ятий перцентиль ($P5$).
17. Дев'яносто-п'ятий перцентиль ($P95$).
18. Міжквартильний розмах – різниця між $Q3$ і $Q1$ (IQR).
19. Коефіцієнт варіації (CoV).
20. Індекс вегетативної рівноваги (VBI). Для визначення відношення симпатичної і парасимпатичної регуляції роботи серця.
21. Вегетативний показник серця (VRI). Для оцінки вегетативного балансу (чим менший VRI , тим більше вегетативний баланс зміщений в сторону переважання парасимпатичної регуляції).
22. Показник адекватності процесів регуляції ($AIoRP$). Для виявлення відповідності між рівнем функціонування синусового вузла та симпатичною активністю.

2.2.2. Алгоритм класифікації записів сигналу ЕКГ

Щоб побудувати алгоритм класифікації можна використати методи машинного або глибокого навчання. Глибоке навчання є підрозділом машинного, і хоча воно є більш популярним в подібних задачах, однак його недоліком є висока ресурсомісткість. Так як мова йде про створення сучасної системи моніторингу ЕКГ, даний недолік є значною перешкодою для використання глибокого навчання. Саме тому було прийнято рішення вдатися до методів традиційного машинного навчання.

Так як задача класифікації є мультикласовою (необхідно розпізнати 4 класи), першим, що приходить в голову, є використання дерева прийняття рішень (рис. 2.5).

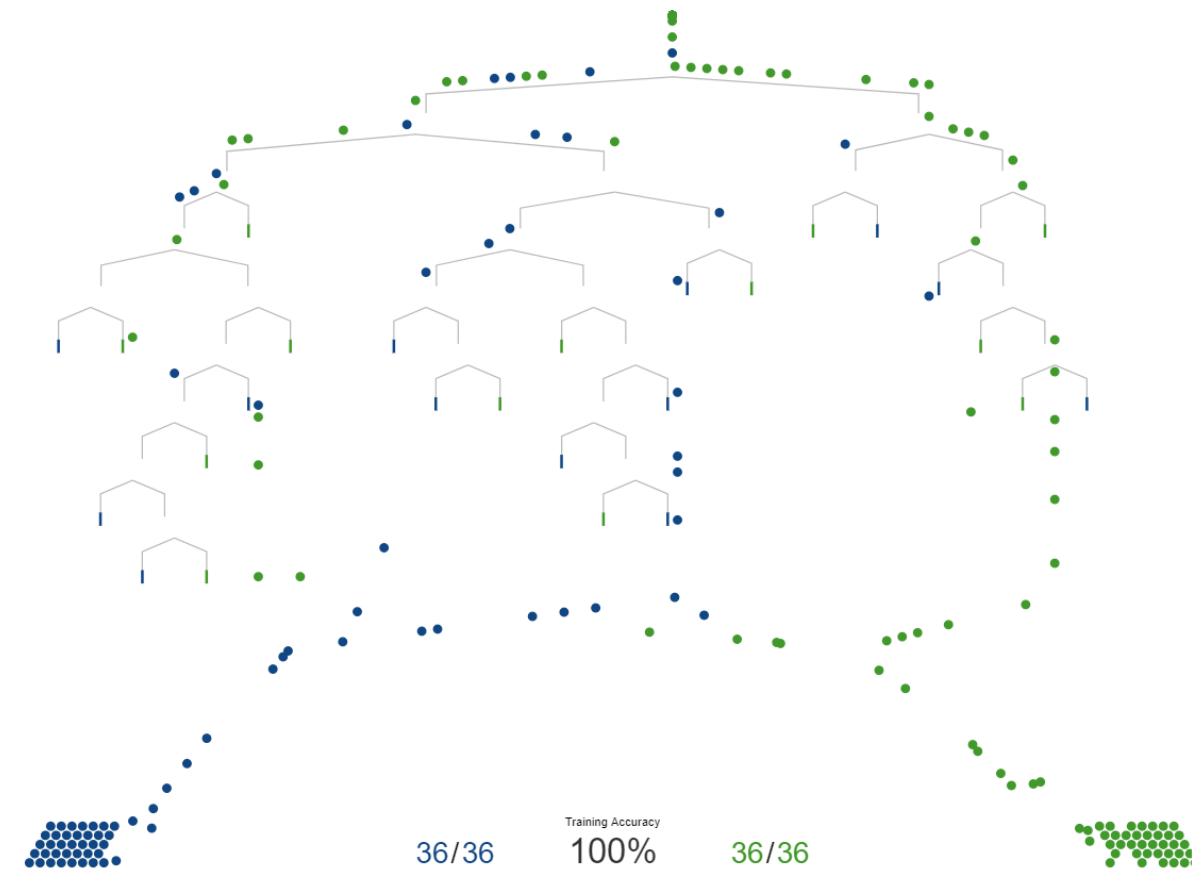


Рисунок 2.5. Приклад дерева прийняття рішень

Даний алгоритм є доволі популярним за рахунок своєї простоти, хорошій інтерпретації (рис. 2.5) та фактично 100% точності прогнозування на навчальній вибірці. Із останнього, однак, випливає головний недолік алгоритму побудови дерева прийняття рішень, а саме – тенденція до перенавчання (коли модель добре розпізнає дані, які бачить, але на зовсім нових даних прогнозує надто неточні результати). Даний недолік можна вирішити за рахунок використання регулювання глибини дерева, однак в 90-х був запропонований зовсім новий, «ансамблевий» підхід під назвою «Випадковий ліс» [54-58].

Фактично даний алгоритм будує так званий ансамбль дерев прийняття рішень на основі ідеї «бегінгу» (рис. 2.6).

Бегінг містить у собі наступні функції:

- Формування випадковим чином підмножин даних та ознак.
- Тренування моделей на різних підмножинах.
- Прийняття рішення щодо прогнозування на основі голосування.

Bagging

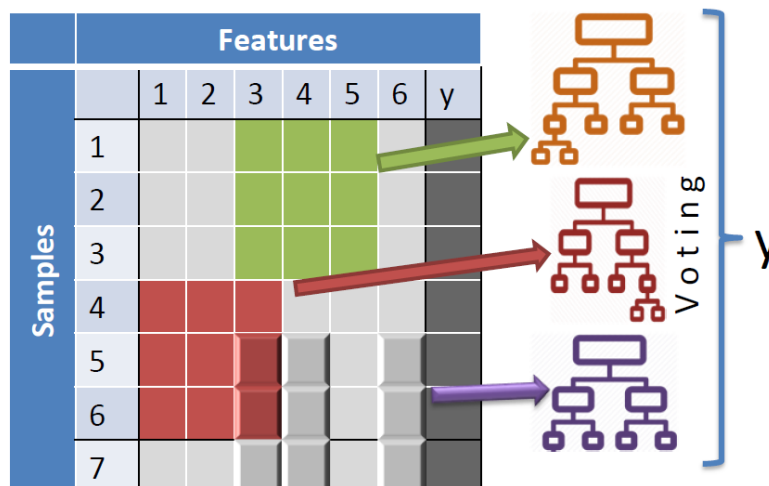


Рисунок 2.6. Ідея бегінгу

Таким чином алгоритм випадкового лісу будує множину дерев прийняття рішень на різних підвбірках даних. Головною умовою подібного підходу є те, щоб підвбірки мали мінімальну кореляцію один з одним, оскільки за теорією бегінгу множина некорельованих між собою моделей прогнозують точніше, ніж будь-яка індивідуальна модель. Причина такої теорії є те, що таким чином моделі «захищають» один одного від своїх індивідуальних помилок, принаймні до тих пір, поки вони не будуть постійно помилятись в одному і тому ж напрямлені.

Перевагами алгоритму випадкового лісу є:

1. Здатність ефективно оброблювати великі масиви даних.
2. Нечутливість до масштабування значень ознак.
3. Є корисними для вирішення проблеми перенавчання.
4. Можна використовувати для відбору ознак [55].

Єдиним недоліком даного підходу є те, що якщо одне дерево можна добре інтерпретувати, то з множиною дерев це важко реалізувати [54].

РОЗДІЛ 3. РЕЗУЛЬТАТИ ДОСЛІДЖЕННЯ

3.1. Навчання моделі

Як було сказано в попередньому розділі, в якості алгоритму класифікації використовувався випадковий ліс. Для отримання моделі була доступна тренувальна вибірка із 8528 записів ЕКГ. Щоб отримати найбільш доцільну модель, було прийнято рішення використати k-fold крос-валідацію [59]. Її сенс добре показаний на рис. 3.1.

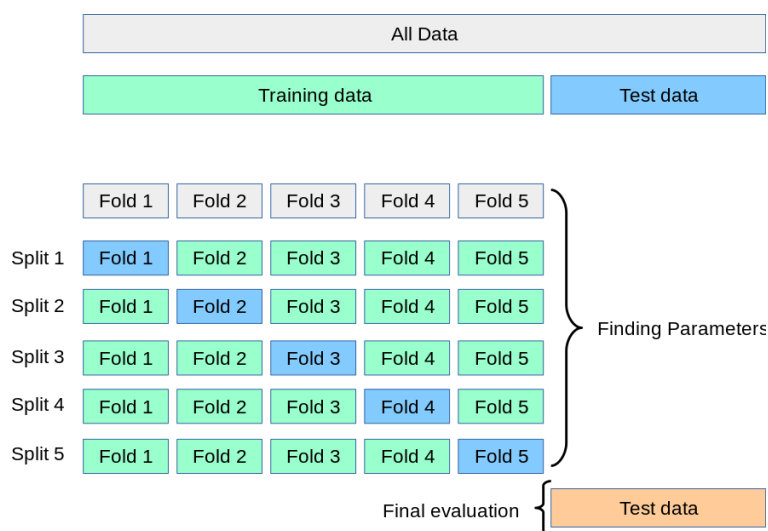


Рисунок 3.1. k-fold крос-валідація (при $k = 5$)

Простими словами, ми ділимо тренувальну вибірку на k частин (зазвичай k становить 5). На $k-1$ частинах проводиться навчання моделі, в той час як на тих даних, що залишились (тестова вибірка) йде тестування моделі. Подібна процедура повторюється k разів, таким чином кожна із k частин використовується в якості тестової вибірки, що забезпечує рівномірне використання наявних даних. Даний підхід дозволяє отримати найбільш ефективну модель з оптимальними гіперпараметрами, в результаті чого йде узагальнення моделі, а не її апроксимація під ті дані, що вона бачить.

Для крос-валідації було задано загальноприйняте $k = 5$. В якості гіперпараметру для оптимізації було обрано кількість дерев у випадковому лісі (число дерев задавалось від 10 до 1000 з кроком у 10). Результат тренування показаний на рис. 3.2.

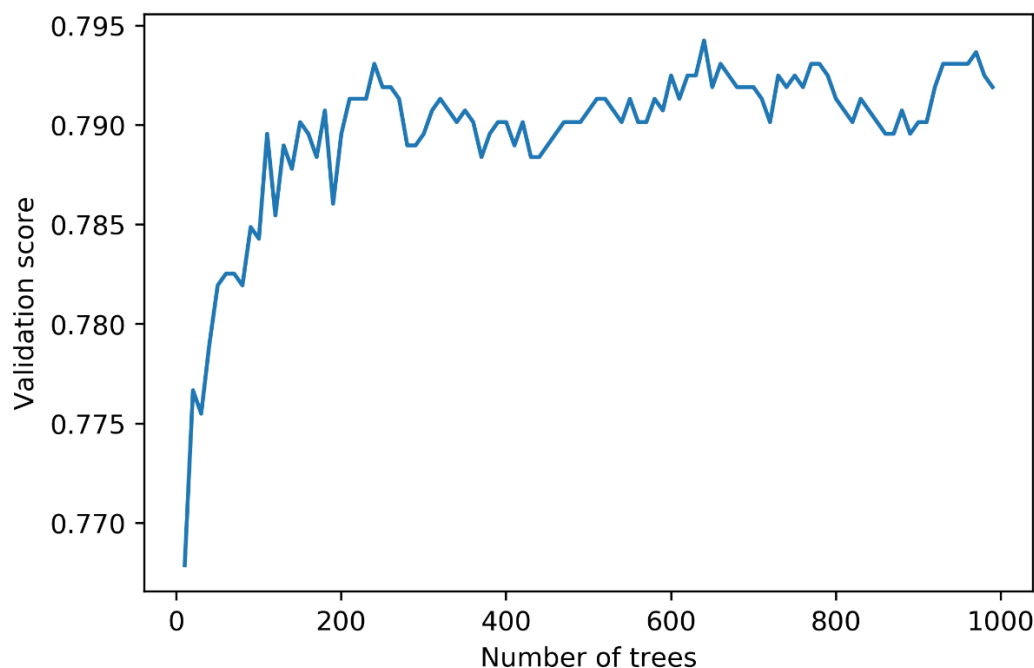


Рисунок 3.2. Залежність точності на тестовій вибірці від кількості дерев

Оптимальна кількість дерев становила 640, де точність (доля правильно класифікованих об'єктів) на тестовій вибірці дорівнювала 0.794. Після цього отриману результуючу модель було перевірено на валідаційній вибірці (300 записів ЕКГ), де точність дорівнювала 0.943. На рис. 3.3 показана матриця помилок (confusion matrix) [39-40], яка чітко показує долю правильно класифікованих об'єктів по кожному класу.

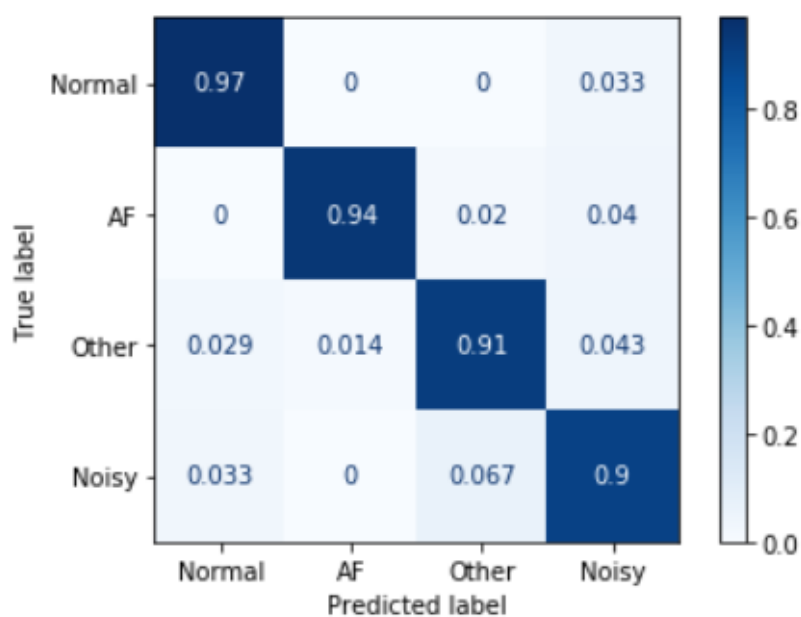


Рисунок 3.3. Матриця помилок

За даною матрицею можна порахувати F1-оцінку [39-40], яка на валідаційній вибірці склала 0.918. Слід відмітити, що найбільш «важливою» (рис 3.4) ознакою для отримання такого результату виявився коефіцієнт варіації (*CoV*), важливість якого дорівнювала 0.125. Важливість ознак була порахована за методом «out-of-bag» [60].

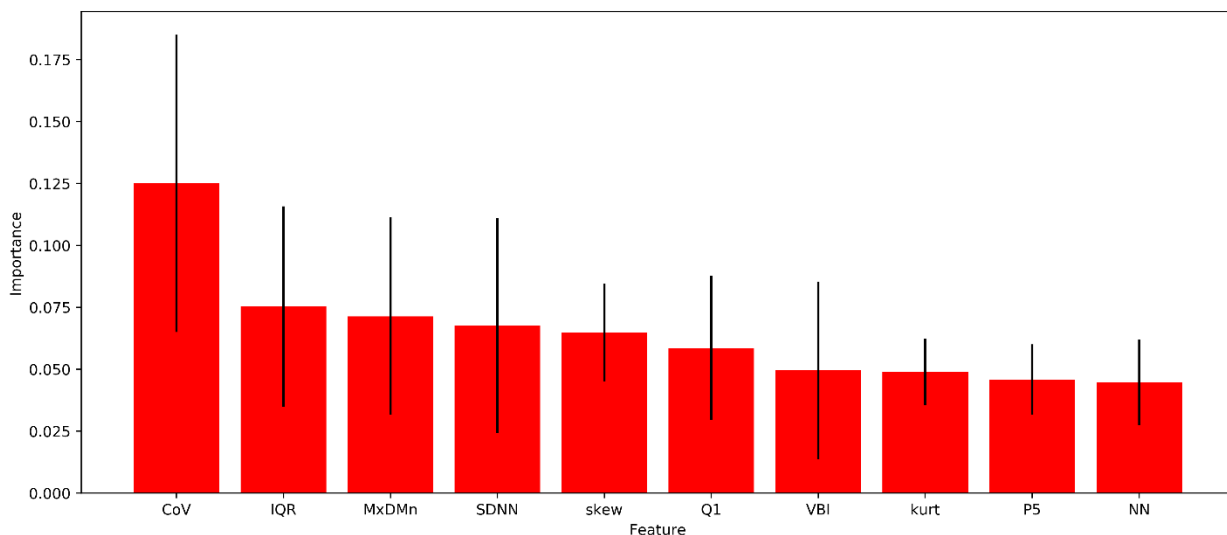


Рисунок 3.4. 10 найважливіших ознак в отриманій моделі класифікації

З рисунку видно, що найважливішими ознаками також виявились: міжквартильний розмах (*IQR*), розмах (*MxDMn*), стандартне відхилення (*SDNN*), асиметрія (*skew*), перший квартиль (*Q1*), індекс вегетативної рівноваги (*VBI*), ексцес (*kurt*), п'ятий перцентиль (*P5*) і середнє значення (*NN*).

Було також зроблено спробу використати для класифікації комбінації вхідних ознак виду: $x_i * x_j$, $\frac{x_i}{x_j}$, $\frac{x_j}{x_i}$.

Виконавши усі ті ж самі операції, що і в першій ітерації, на другій ітерації було отримано модель випадкового лісу з оптимальною кількістю дерев 840 (рис. 3.5). На тестовій вибірці дана модель видала точність 0.799, що виявилось трохи більше за результат даний моделлю на першій ітерації.

На валідаційній ж вибірці було отримано ту саму точність 0.943, однак F1-оцінка (рис. 3.6) виявилась меншою ніж на першій ітерації (0.917). Таким чином можна стверджувати, що спроба виявилась не надто вдалою.

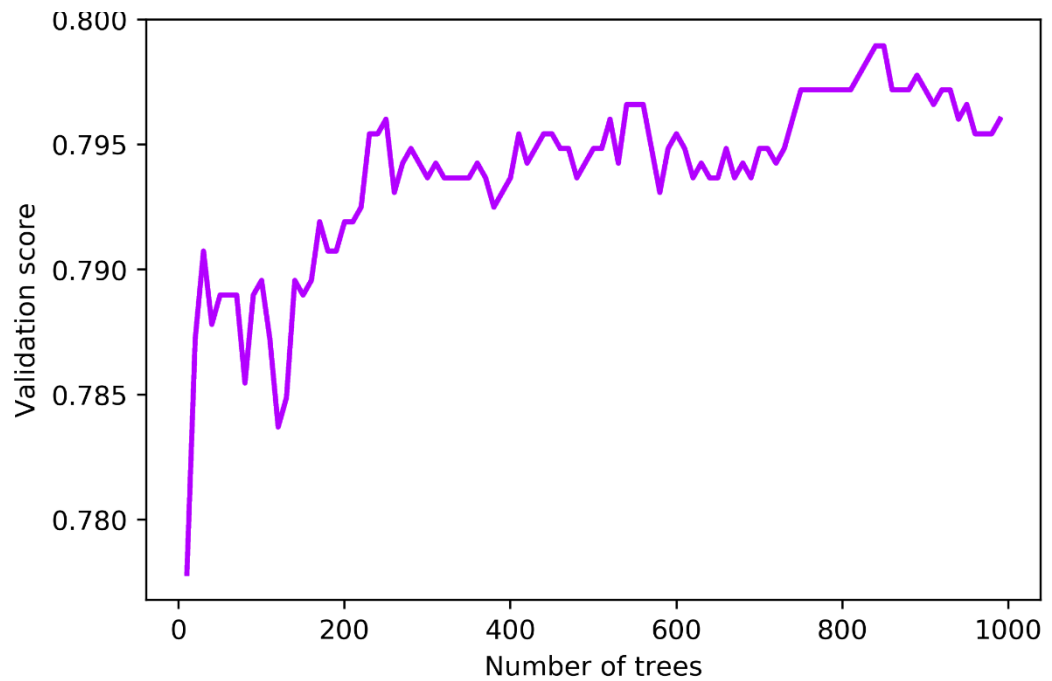


Рисунок 3.5. Залежність точності на валідаційній вибірці від кількості дерев (ітерація №2)

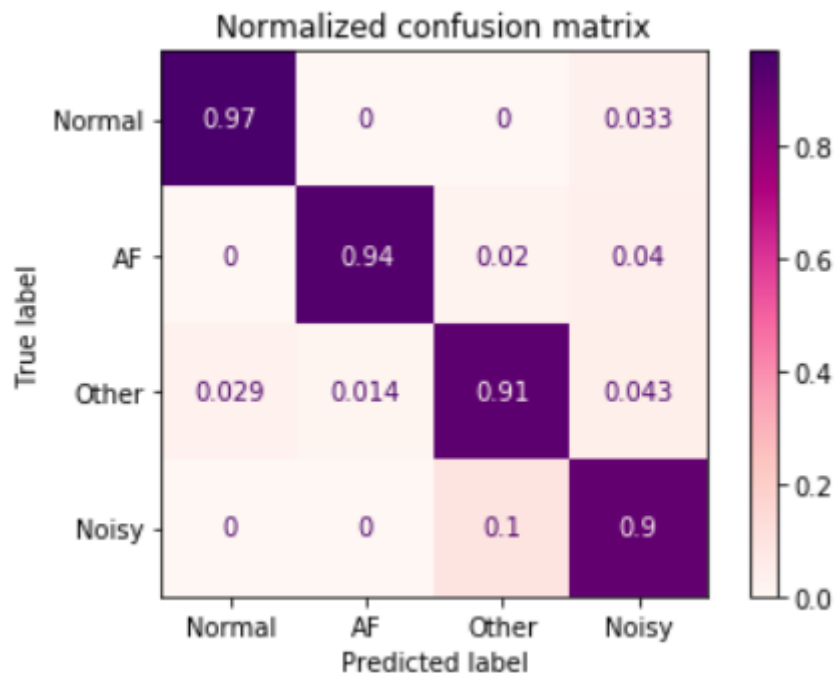


Рисунок 3.6. Матриця помилок (ітерація №2)

Щодо важливості ознак, то топ-10 ознак відображені на рис. 3.7. Найбільш важливою ознакою виявилась комбінація змінних $pNN50$ і CoV (важливість дорівнювала 0.023).

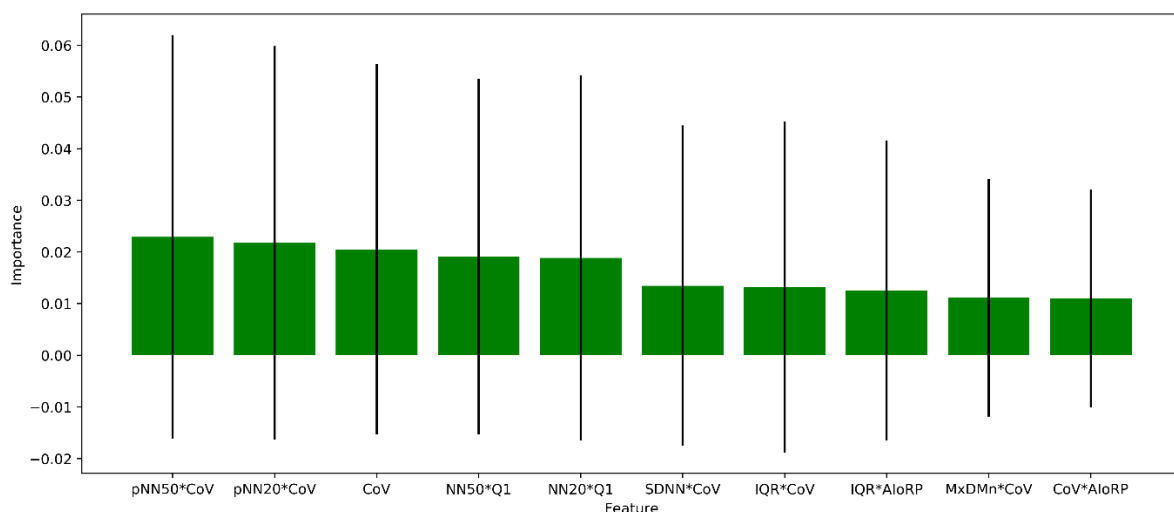


Рисунок 3.7. 10 найважливіших ознак в отриманій моделі класифікації (ітерація №2)

3.2. Порівняння з іншими результатами

Змагання проходило в 2017 році, і його результати [40] були наступні:

Rank	Entrant	Test	Validation	Train
=1	<i>Teijeiro et al.</i>	0.831	0.912	0.893
=1	<i>Datta et al.</i>	0.829	0.990	0.970
=1	<i>Zabihi et al.</i>	0.826	0.968	0.951
=1	<i>Hong et al.</i>	0.825	0.990	0.970
=5	<i>Baydoun et al.</i>	0.822	0.859	0.965
=5	<i>Bin et al.</i>	0.821	0.870	0.875
=5	<i>Zihlmann et al.</i>	0.821	0.913	0.889
=5	<i>Xiong et al.</i>	0.818	0.905	0.877

Рисунок 3.8. Найкращі результати на змаганні

Як видно з рисунку, найкращим результатом на тестовій вибірці виявилась робота Теїєїро та інших [61] з F1-оцінкою 0.831. Нажаль, доступ до тестової вибірки не є публічним і тому протестувати запропоноване рішення на ньому не є можливим, тому для порівняння було використано оцінку на валідаційному наборі даних. Результатом є оцінка 0.918. У найкращій роботі з наведених у змаганні автори запропонували новий метод для класифікації ритмів коротких записів ЕКГ з використанням набору високорівневих та клінічно значимих ознак, які забезпечуються абдуктивною інтерпретацією записів. Дані функції включають в

себе морфологічні та пов'язані з ритмом ознаки, що використовуються для створення двох класифікаторів: один, який оцінює запис глобально, використовуючи агреговані значення для кожної ознаки (в якості класифікатору використовувався XGBoost); і ще один, який оцінює запис як послідовність, використовуючи рекурентну нейронну мережу, що має окремі функції для кожного знайденого пульсу. Два класифікатори були також об'єднані з використанням методу сумування.

Робота Datta та інших [62] пропонує дворівневий каскадний підхід (рис. 3.9), де запис спочатку класифікується на один із двох проміжних класів («норма + інші» та «ФП + шум») на першому рівні перед фактичною класифікацією на другому.

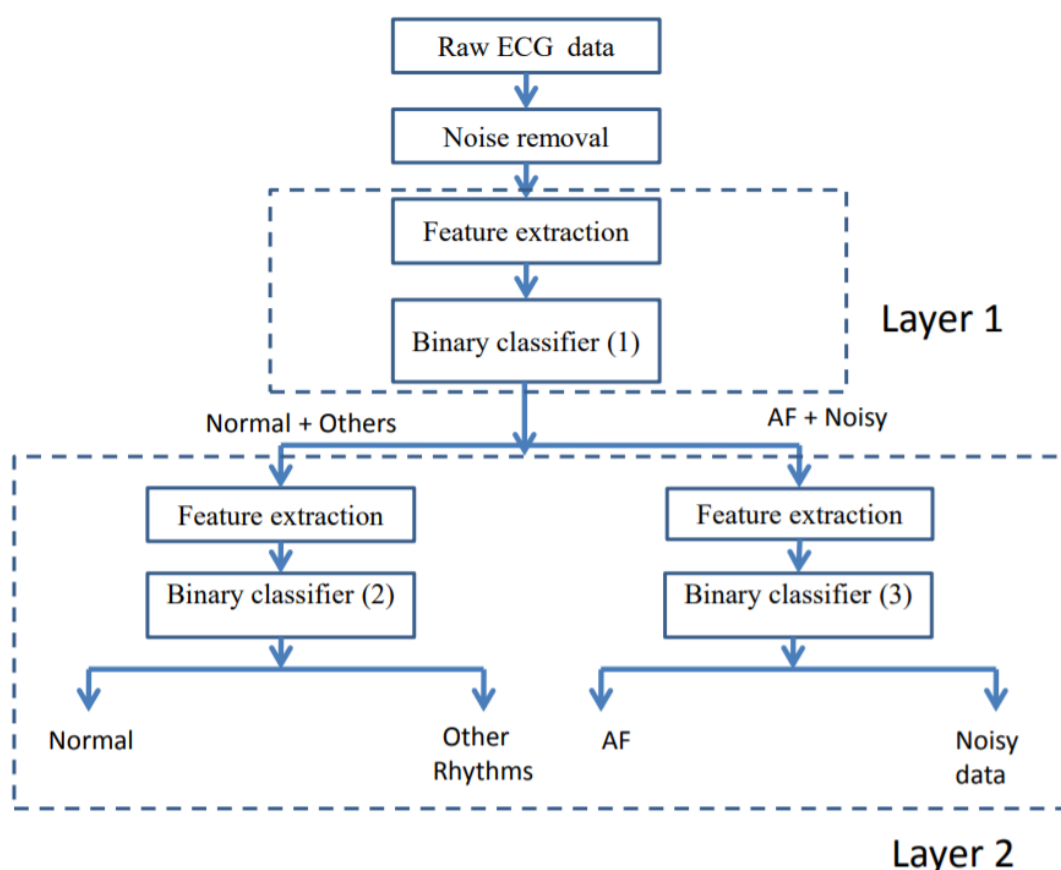


Рисунок 3.9. Архітектура запропонованого в [62] рішення

Zabihі та інші [63], як і в даному дослідженні, використовували алгоритм випадкового лісу, однак на відміну від даної роботи автори [63] використовували інший алгоритм для знаходження R піків та трохи інші ознаки. В роботі Hong та інших [64] було запропоновано комбінацію експертних ознак та глибоких

нейронних мереж. Спочатку вони досліджували та впроваджували експертні ознаки із області статистики, обробки сигналів та медицини, після чого створювали нейронну мережу, яка використовувала відібрані ознаки.

ВИСНОВКИ

В результаті проведеної роботи було отримано алгоритм, який направлений на автоматичну діагностику записів ЕКГ пацієнтів. Подібний алгоритм чудово себе проявив в практичній задачі (класифікації коротких записів ЕКГ з чотирма різними класами), і виявився в деяких випадках навіть кращим ніж рішення попередників.

Побудовано модель випадкового лісу, який вважається одним з найкращих алгоритмів машинного навчання, в особливості коли мова йде про варіант мультикласової задачі. Для навчання було виділено 8528 коротких записів ЕКГ, які були розділені на тренувальну вибірку (80%) і тестову (20%). За допомогою 5-fold крос-валідації було знайдено оптимальну модель випадкового лісу на тестовій вибірці з 640 деревами, яка дала точність 79.4%. Дана модель була перевірена на валідаційній вибірці (300 записів), де було отримано точність 94.3% і F1-оцінку 0.918.

Було запропоновано використання методу Гамільтона для розпізнавання R-піків на записах ЕКГ та побудови за ними ритмограм. По кожній ритмограмі були пораховані різні статистичні ознаки, за якими і проводилась подальша класифікація випадковим лісом. Серед даних ознак найкращим чином себе проявив коефіцієнт варіації (відношення середньоквадратичного відхилення до середнього арифметичного вибірки).

Виконано порівняльний аналіз різних способів вирішення задачі, що розглядалась в даному дослідженні. Серед найкращих методів слід виділити випадковий ліс, який на відміну від даного варіанту по-іншому виявляв R-піки та знаходив інші ознаки для класифікації.

Слід зазначити, що отриманий результат не є ідеальним, і є ще безмежна кількість способів як його можна покращити, однак на даному етапі дане дослідження підтверджує, що використання машинного навчання здатне покращити ефективність діагностування пацієнтів.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Serhani, M. A. ECG Monitoring Systems: Review, Architecture, Processes, and Key Challenges / Serhani, M. A., T. El Kassabi, H., Ismail, H., et al // *Sensors*, 2020. Vol. 20, No. 6. P. 40. DOI: 10.3390/s20061796.
2. Fischer, M. A. Clinical epigenomics for cardiovascular disease: Diagnostics and therapies / Fischer, M. A., Vondriska, T. M // *Journal of Molecular and Cellular Cardiology*, 2021. Vol. 154. pp. 97–105. DOI: 10.1016/j.yjmcc.2021.01.011.
3. Pacileo, M. The role of echocardiography in SARS-CoV-2 pandemic: A compromise among appropriateness, safety and clinical impact / Pacileo, M., Ciallauria, F., Savarese, C., et al / 2020. 285–289 p. DOI: 10.4081/monaldi.2020.1358.
4. Kaplan Berkaya, S. A survey on ECG analysis / Kaplan Berkaya, S., Uysal, A. K., Sora Gunal, E., et al / 2018. 216–235 p. DOI: 10.1016/j.bspc.2018.03.003.
5. World Health Organization. Cardiovascular Diseases: URL: https://www.who.int/health-topics/cardiovascular-diseases/#tab=tab_1.
6. Ul Hassan, M. F. Characterization of single lead continuous ECG recording with various dry electrodes: ACM International Conference Proceeding Series / Ul Hassan, M. F., Lai, D., Bu, Y / 2019. pp. 76–79. DOI: 10.1145/3365966.3365974.
7. Preejith, S. P. Wearable ECG platform for continuous cardiac monitoring: Proceedings of the Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society / Preejith, S. P., Dhinesh, R., Joseph, J., et al. // *EMBS*, 2016. pp. 623–626. DOI: 10.1109/EMBC.2016.7590779.
8. Sanghavi, D. R. An IoT based Low-Cost ECG Monitoring System for Remote Patient / Sanghavi, D. R., Athawale, S. V, Professor, A / 2018.
9. Bansal, M. IoT Big Data in Smart Healthcare (ECG Monitoring): Proceedings of the International Conference on Machine Learning, Big Data, Cloud and Parallel Computing: Trends, Perspectives and Prospects / Bansal, M., Gandhi, B // *COMITCon 2019*. pp. 390–396. DOI: 10.1109/COMITCon.2019.8862197.
10. Zagan, I. M-GreenCARDIO embedded system designed for out-of-hospital cardiac patients: 2018 14th International Conference on Development and Application

Systems, DAS 2018 - Proceedings, 18 / Zagan, I., Gaitan, V. G., Iuga, N., et al // pp. 11–17. DOI: 10.1109/DAAS.2018.8396063.

11. K.H., S. M., T.J., S., Jerold P., M., et al. Wearable ECG Electrodes for Detection of Heart Rate and Arrhythmia Classification: 2019 IEEE International Conference on Electrical, Computer and Communication Technologies (ICECCT), IEEE, February.2019. pp. 1–6. DOI: 10.1109/ICECCT.2019.8869143.

12. Petrenas, A. A modified Lewis ECG lead system for ambulatory monitoring of atrial arrhythmias: Journal of Electrocardiology / Petrenas, A., Marozas, V., Jaruševičius, G., et al //2015. pp. 157–163. DOI: 10.1016/j.jelectrocard.2014.12.005.

13. Guan, K. A Remote Health Monitoring System for the Elderly Based on Smart Home Gateway / Guan, K., Shao, M., Wu, S // Journal of Healthcare Engineering. 2017. Vol. 2017. pp. 1–9. DOI: 10.1155/2017/5843504.

14. Neyja, M. An IoT-based e-health monitoring system using ECG signal: 2017 IEEE Global Communications Conference, GLOBECOM 2017 - Proceedings, 2017 / Neyja, M., Mumtaz, S., Huq, K. M. S., et al // pp. 1–6. DOI: 10.1109/GLOCOM.2017.8255023.

15. Wu, W. Optimization of signal quality over comfortability of textile electrodes for ECG monitoring in fog computing based medical applications / Wu, W., Pirbhulal, S., Sangaiah, A. K., et al // Future Generation Computer Systems. 2018. Vol. 86. pp. 515–526. DOI: 10.1016/j.future.2018.04.024.

16. Yusof, M. A. Mini home-based vital sign monitor with android mobile application (myVitalGear): 2018 IEEE EMBS Conference on Biomedical Engineering and Sciences, IECBES 2018 - Proceedings, 2019 / Yusof, M. A., Hau, Y. W // pp. 150–155. DOI: 10.1109/IECBES.2018.8626639.

17. Lee, Y. D. Wireless sensor network based wearable smart shirt for ubiquitous health and activity monitoring / Lee, Y. D., Chung, W. Y // Sensors and Actuators, B: Chemical. 2009. Vol. 140, No. 2. pp. 390–395. DOI: 10.1016/j.snb.2009.04.040.

18. Octaviani, V. Alerting System for Sport Activity Based on ECG Signals using Proportional Integral Derivative / Octaviani, V., Kurniawan, A., Kusnendar Suprpto, Y.,

et al // *Proceeding of the Electrical Engineering Computer Science and Informatics*. 2017. Vol. 4, No. 1. pp. 170–175. DOI: 10.11591/eecsi.v4.1005.

19. Carney, R. M. Nighttime heart rate predicts response to depression treatment in patients with coronary heart disease / Carney, R. M., Freedland, K. E., Steinmeyer, B. C., et al // *Journal of Affective Disorders*. 2016. Vol. 200. pp. 165–171. DOI: 10.1016/j.jad.2016.04.051.

20. Gierałowski, J. RS slope detection algorithm for extraction of heart rate from noisy, multimodal recordings / Gierałowski, J., Ciuchciński, K., Grzegorzczak, I., et al // *Physiological Measurement*. 2015. Vol. 36, No. 8. pp. 1743–1761. DOI: 10.1088/0967-3334/36/8/1743.

21. Yang, B. Robust identification of heartbeats with blood pressure signals and noise detection: *Computing in Cardiology* / Yang, B., Teo, S. K., Hoeben, B., et al // 2014. pp. 565–568.

22. Chen, X. Asynchronous Blockchain-based Privacy-preserving Training Framework for Disease Diagnosis: *Proceedings - 2019 IEEE International Conference on Big Data, Big Data 2019* / Chen, X., Wang, X., Yang, K. // pp. 5469–5473. DOI: 10.1109/BigData47090.2019.9006173.

23. Shahbazi, Z. Towards a secure thermal-energy aware routing protocol in wireless body area network based on blockchain technology / Shahbazi, Z., Byun, Y. C // *Sensors (Switzerland)*. 2020. Vol. 20, No. 12. C. 1–26. DOI: 10.3390/s20123604.

24. Ghodake, S. Electrocardiogram Signal Denoising Using Hybrid Filtering for Cardiovascular Diseases Prediction: *Techno-Societal 2018* / Ghodake, S., Ghumbre, S., Deshmukh, S // 2020. DOI: 10.1007/978-3-030-16848-3_26.

25. Padmavathi C. An Automated Detection of CAD Using the Method of Signal Decomposition and Non Linear Entropy Using Heart Signals. *Image, Graphics and Signal Processing*. 2019. Vol. 2. pp. 30–39. DOI: 10.5815/ijigsp.2019.02.04.

26. Tychkov, A. The empirical mode decomposition for ECG signal preprocessing: *2019 3rd School on Dynamics of Complex Networks and their Application in Intellectual Robotics, DCNAIR 2019, 19* / Tychkov, A., Alimuradov, A., Churakov, P // pp. 172–174. DOI: 10.1109/DCNAIR.2019.8875613.

27. Vernekar, S. A novel approach for Robust Detection of Heart Beats in Multimodal Data using neural networks and boosted trees: *Computing in Cardiology / Vernekar, S., Vijaysenan, D., Ranjan, R // 2016. pp. 1137–1140. DOI: 10.22489/cinc.2016.325-127.*
28. Zhang, J. A Signal Quality Assessment Method for Electrocardiography Acquired by Mobile Device: *Proceedings - 2018 IEEE International Conference on Bioinformatics and Biomedicine, BIBM 2018 / Zhang, J., Wang, L., Zhang, W., et al // pp. 2826–2828. DOI: 10.1109/BIBM.2018.8621160.*
29. Satija, U. A simple method for detection and classification of ECG noises for wearable ECG monitoring devices: *2nd International Conference on Signal Processing and Integrated Networks, SPIN 2015 / Satija, U., Ramkumar, B., Manikandan, M. S // pp. 164–169. DOI: 10.1109/SPIN.2015.7095425.*
30. Lamba, P. A Survey of Algorithms for Feature Extraction and Feature Classification Methods: *2019 International Conference on Automation, Computational and Technology Management, ICACTM 2019 / Lamba, P., Rawal, K. // pp. 338–341. DOI: 10.1109/ICACTM.2019.8776804.*
31. Butun, E. 1D-CADCapsNet: One dimensional deep capsule networks for coronary artery disease detection using ECG signals / *Butun, E., Yildirim, O., Talo, M., et al // Physica Medica. 2020. Vol. 70. pp. 39–48. DOI: 10.1016/j.ejmp.2020.01.007.*
32. SEN, S. Y. ECG Arrhythmia Classification By Using Convolutional Neural Network And Spectrogram: *2019 Innovations in Intelligent Systems and Applications Conference (ASYU), IEEE, October.19 / SEN, S. Y., OZKURT, N // pp. 1–6. DOI: 10.1109/ASYU48272.2019.8946417.*
33. Shashikumar, S. P. A deep learning approach to monitoring and detecting atrial fibrillation using wearable technology: *2017 IEEE EMBS International Conference on Biomedical and Health Informatics, BHI 2017 / Shashikumar, S. P., Shah, A. J., Li, Q., et al // pp. 141–144. DOI: 10.1109/BHI.2017.7897225.*
34. Uddin, M. Z. A wearable sensor-based activity prediction system to facilitate edge computing in smart healthcare system // *Journal of Parallel and Distributed Computing. 2019. Vol. 123. pp. 46–53. DOI: 10.1016/j.jpdc.2018.08.010.*

35. Krejcar, O. Real time measurement and visualization of ECG on mobile monitoring stations of biotelemetric system: *Studies in Computational Intelligence* / Krejcar, O., Janckulik, D., Motalova, L., et al // 2010. pp. 67–78. DOI: 10.1007/978-3-642-12090-9_6.

37. Ошлянська, О. А. Оцінка уражень серцево-судинної системи у пацієнтів з ювенільним ідіопатичним артритом з використанням електрокардіограми 4-ї генерації / Ошлянська, О. А., Арцимович, А. Г // *Rheumatology*. 2021. Vol. 82. С. 59–67. DOI: 10.32471/rheumatology.2707-6970.82.15703.

38. Kravchenko, A. New possibilities of electrocardiography analysis for the diagnosis of myocardial ischemia / Kravchenko, A., Kovzolovich, T., Fainzilberg, L // *Клінічна та профілактична медицина*. 2019. Vol. 1. С. 47–60. DOI: 10.31612/2616-4868.1(7).2019.07.

39. Clifford, G., Liu, C., Moody, B., et al. AF Classification from a Short Single Lead ECG Recording - The PhysioNet Computing in Cardiology Challenge 2017: URL: <https://physionet.org/content/challenge-2017/1.0.0/>.

40. Andreotti, F. Comparing feature-based classifiers and convolutional neural networks to detect arrhythmia from short segments of ECG: *Computing in Cardiology*, 17 / Andreotti, F., Carr, O., Pimentel, M. A. F., et al / pp. 1–4. DOI: 10.22489/CinC.2017.360-239.

41. Fuster, V. ACC/AHA/ESC guidelines for the management of patients with atrial fibrillation: Executive summary a report of the american college of cardiology/american heart association task force on practice guidelines and the european society of cardiology committee / Fuster, V., Rydén, L. E., Asinger, R. W., et al / 2001. 1231–1265 p. DOI: 10.1016/S0735-1097(01)01587-X.

42. Roithinger, F. X. Atrial fibrillation - Diagnosis and treatment // *Tagliche Praxis*. 2020. Vol. 61, No. 2. pp. 218–230.

43. Camm, A. J. Guidelines for the management of atrial fibrillation / Camm, A. J., Kirchhof, P., Lip, G. Y. H., et al / 2010. 2369–2429 p. DOI: 10.1093/eurheartj/ehq278.

44. Petrenas, A. An echo state neural network for QRST cancellation during atrial fibrillation / Petrenas, A., Marozas, V., Sörnmo, L., et al // *IEEE Transactions on*

Biomedical Engineering. 2012. Vol. 59, No. 10. pp. 2950–2957. DOI: 10.1109/TBME.2012.2212895.

45. Ladavich, S. Rate-independent detection of atrial fibrillation by statistical modeling of atrial activity / Ladavich, S., Ghoraani, B // Biomedical Signal Processing and Control. 2015. Vol. 18. pp. 274–281. DOI: 10.1016/j.bspc.2015.01.007.

46. Du, X. A novel method for real-time atrial fibrillation detection in electrocardiograms using multiple parameters / Du, X., Rao, N., Qian, M., et al // Annals of Noninvasive Electrocardiology. 2014. Vol. 19, No. 3. pp. 217–225. DOI: 10.1111/anec.12111.

47. Pürerfellner, H. P-wave evidence as a method for improving algorithm to detect atrial fibrillation in insertable cardiac monitors / Pürerfellner, H., Pokushalov, E., Sarkar, S., et al // Heart Rhythm. 2014. Vol. 11, No. 9. pp. 1575–1583. DOI: 10.1016/j.hrthm.2014.06.006.

48. Pürerfellner, H. P-wave evidence as a method for improving algorithm to detect atrial fibrillation in insertable cardiac monitors / Pürerfellner, H., Pokushalov, E., Sarkar, S., et al // Heart Rhythm. 2014. Vol. 11, No. 9. pp. 1575–1583.

49. Ródenas, J. Wavelet entropy automatically detects episodes of atrial fibrillation from single-lead electrocardiograms / Ródenas, J., García, M., Alcaraz, R., et al // Entropy. 2015. Vol. 17, No. 9. pp. 6179–6199. DOI: 10.3390/e17096179.

50. García, M. Application of the relative wavelet energy to heart rate independent detection of atrial fibrillation / García, M., Ródenas, J., Alcaraz, R., et al // Computer Methods and Programs in Biomedicine. 2016. Vol. 131. pp. 157–168. DOI: 10.1016/j.cmpb.2016.04.009.

51. Carrara, M. Heart rate dynamics distinguish among atrial fibrillation, normal sinus rhythm and sinus rhythm with frequent ectopy / Carrara, M., Carozzi, L., Moss, T. J., et al // Physiological Measurement. 2015. Vol. 36, No. 9. pp. 1873–1888. DOI: 10.1088/0967-3334/36/9/1873.

52. Canento, F. Review and Comparison of Real Time Electrocardiogram Segmentation Algorithms for Biometric Applications / Canento, F., Lourenço, A., Silva, H., et al / 2012. P. 9.

53. Hamilton, P. Open source ECG analysis // *Computers in Cardiology*. 2002.
54. Бабенко, В. О. Інтерпретація результатів прогнозування отриманих випадковим лісом: SCIENCE, ENGINEERING AND TECHNOLOGY: GLOBAL TRENDS, PROBLEMS AND SOLUTIONS / Бабенко, В. О., Носовець, О. К., Тищенко, Б. В // Прага, Чехія, Baltija Publishing, 25-26 вересня 2020. С. 12–16. DOI: 10.30525/978-9934-588-79-2-1.2.
55. Dydyk, A. Feature Selection for Predicting the Patient State in Distant Postoperative Period / Dydyk, A., Nosovets, O., Babenko, V // *Herald of Advanced Information Technology*. 2020. Vol. 3, No. 2. pp. 34–41. DOI: 10.15276/hait.02.2020.3.
56. Babenko, V. Calculating the Personalized Treatment Strategy by Genetic Algorithm Using Optimal Complexity Models: 2020 IEEE 15th International Conference on Computer Sciences and Information Technologies (CSIT) / Babenko, V., Nosovets, O // Zbarazh, Ukraine, 23-26 September 2020. pp. 1–4. DOI: 10.1109/CSIT49958.2020.9321947.
57. Nastenko, I. View of Random Forest Algorithm Construction for the Diagnosis of Coronary Heart Disease Based on Echocardiography Video Data Streams / Nastenko, I., Maksymenko, V., Potashev, S., et al // *Innovative Biosystems and Bioengineering*. 2021. Vol. 5, No. 1. pp. 61–69. DOI: 10.20535/ibb.2021.5.1.225794.
58. Dydyk, A. Setting Up the Genetic Algorithm for the Individualized Treatment Strategy Searching / Dydyk, A., Nosovets, O., Babenko, V // *Herald of Advanced Information Technology*. 2020. Vol. 3, No. 3. pp. 125–135. DOI: 10.15276/hait.03.2020.2.
59. Wong, T. T. Reliable Accuracy Estimates from k-Fold Cross Validation / Wong, T. T., Yeh, P. Y // *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*. 2020. Vol. 32, No. 8. pp. 1586–1594. DOI: 10.1109/TKDE.2019.2912815.
60. Mitchell, M. W. Bias of the Random Forest Out-of-Bag (OOB) Error for Certain Input Parameters // *Open Journal of Statistics*. 2011. Vol. 01, No. 03. pp. 205–211. DOI: 10.4236/ojs.2011.13024.

61. Teijeiro, T. Arrhythmia classification from the abductive interpretation of short single-lead ECG records: *Computing in Cardiology* / Teijeiro, T., García, C. A., Castro, D., et al / 2017. pp. 1–4. DOI: 10.22489/CinC.2017.166-054.

62. Datta, S. Identifying normal, AF and other abnormal ECG rhythms using a cascaded binary classifier: *Computing in Cardiology* / Datta, S., Puri, C., Mukherjee, A., et al / 2017. pp. 1–4. DOI: 10.22489/CinC.2017.173-154.

63. Zabihi, M. Detection of atrial fibrillation in ECG hand-held devices using a random forest classifier: *Computing in Cardiology* / Zabihi, M., Rad, A. B., Katsaggelos, A. K., et al / 2017. pp. 1–4. DOI: 10.22489/CinC.2017.069-336.

64. Hong, S. ENCASE: An Ensemble Classifier for ECG classification using expert features and deep neural networks: *Computing in Cardiology* / Hong, S., Wu, M., Zhou, Y., et al / 2017. pp. 1–4. DOI: 10.22489/CinC.2017.178-245.