

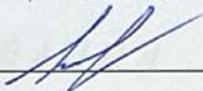
Вінницький національний технічний університет
Факультет інформаційних електронних систем
Кафедра біомедичної інженерії та оптико-електронних систем

МАГІСТЕРСЬКА КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА

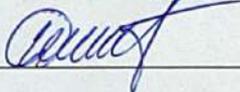
на тему:

Система аналізу електрокардіограми та локалізації серцевих патологій

Виконав: студент 2-го курсу, гр. БМІ-24м
спеціальності 163 Біомедична інженерія

 Іваніщенко В. Ю.

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

 Штофель Д. Х.

Опонент: д. т. н., професор, проф. каф. ІРТС

 Семенов А. О.

Допущено до захисту

Завідувач кафедри БМІОЕС

 к. т. н., доц. Коваль Л. Г.

« 8 » 12 2025 р.

Вінниця ВНТУ – 2025 рік

Вінницький національний технічний університет

Факультет інформаційних електронних систем

Кафедра біомедичної інженерії та оптико-електронних систем

Рівень вищої освіти – другий (магістерський)

Галузь знань 16 Хімічна інженерія та біоінженерія

Спеціальність 163 Біомедична інженерія

Освітньо-професійна програма «Інтелектуальні штучні імпланти та медичні апарати в біоінженерії»

ЗАТВЕРДЖУЮ

завідувач кафедри БМІОЕС

 Л. Г. Коваль

« 24 » 09 2025 р.

ЗАВДАННЯ

НА МАГІСТЕРСЬКУ КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ

Іваніщенку Вячеславу Юрійовичу

1. Тема роботи: Система аналізу електрокардіограми та локалізації серцевих патологій

Керівник роботи: Штофель Д. Х., канд. техн. наук, доцент

затверджені наказом ВНТУ від «24» вересня 2025 року № 313.

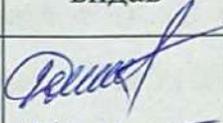
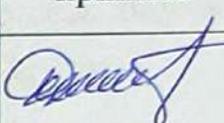
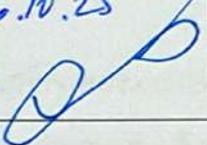
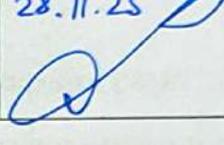
2. Строк подання студентом роботи «08» грудня 2025 року.

3. Вихідні дані до роботи: електрокардіограма, отримана в цифровому вигляді методом 12-канальної електрокардіографії, комп'ютерна обробка, опис і характерні маркери патологій серця на ЕКГ.

4. Зміст текстової частини: аналіз методу електрокардіографії та автоматичного аналізу ЕКГ, розроблення/вдосконалення методу комп'ютерного аналізу ЕКГ на основі нейромережових технологій, валідація нейромережі, оцінка ефективності, розрахунок економічних показників та доцільності розробки.

5. Перелік ілюстративного матеріалу: біофізичні основи електрокардіографії, артефакти сигналу, вейвлет-перетворення сигналу, архітектура нейромережі.

6. Консультанти розділів роботи

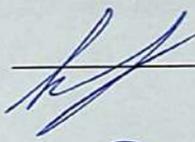
Розділ	Прізвище, ініціали та посада консультанта	Підпис, дата	
		завдання видав	завдання прийняв
Спеціальна частина	Штофель Д. Х. к. т. н., доц. каф. БМІОЕС	 24.09.25	 8.12.25
Економічна частина	Козловський В. О. к. е. н., проф. каф. ЕПВМ	6.10.25 	28.11.25 

7. Дата видачі завдання «24» вересня 2025 року.

КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

Назва етапів магістерської кваліфікаційної роботи	Строк виконання	Прим.
Аналітичний огляд питання, постановка завдань роботи	до 06.10.2025	
Розроблення моделей і методик досягнення мети роботи	до 27.10.2025	
Розроблення системи	до 24.11.2025	
Розрахунок техніко-економічних показників	до 01.12.2025	
Оформлення текстової та графічної частини	до 08.12.2025	
Попередній захист МКР	08.12.2025	
Рецензування МКР	до 19.12.2025	
Захист МКР	22-23.12.2025	

Здобувач



Вячеслав ІВАНІЩЕНКО

Керівник роботи



Дмитро ШТОФЕЛЬ

АНОТАЦІЯ

Іваніщенко В. Ю. Система аналізу електрокардіограми та локалізації серцевих патологій : магістерська кваліфікаційна робота зі спеціальності 163 Біомедична інженерія, освітньо-професійна програма «Інтелектуальні штучні імпланти та медичні апарати в біоінженерії». Вінниця : ВНТУ, 2025. 102 с.

Укр. мовою. Бібліогр.: 24 найм.; 16 рис.; 8 табл.

У магістерській роботі розроблено систему аналізу електрокардіограми та локалізації серцевих патологій, що поєднує методи цифрової обробки сигналів, машинного навчання та нейронних мереж. Система забезпечує автоматичне виявлення основних кардіологічних порушень і аналіз морфології та динаміки ЕКГ-комплексів у різних відведеннях, що дозволяє оцінювати просторову локалізацію патологічних змін у серцевому м'язі. Реалізоване рішення включає алгоритмічну, програмну та апаратну складові й підтвердило практичну здійсненність. Експериментальні дослідження показали високу точність виявлення патологій на реальних ЕКГ-записах, що свідчить про перспективність впровадження системи в клінічну практику для підвищення ефективності діагностики та підтримки прийняття лікарських рішень.

Ключові слова: електрокардіограма; аналіз ЕКГ; серцеві патології; локалізація патологій; цифрова обробка сигналів; вейвлет-перетворення; нейронні мережі; автоматична діагностика; клінічна підтримка рішень.

ABSTRACT

Ivanishchenko V. Yu. System for analyzing electrocardiograms and localizing cardiac pathologies : master's thesis in specialty 163 Biomedical engineering, education programme «Intelligent artificial implants and medical devices in bioengineering». Vinnytsia : VNTU, 2025. 102 p.

In Ukrainian. Refs.: 24 titles.; 16 figs.; 8 tables.

This master's thesis presents the development of an electrocardiogram analysis and cardiac pathology localization system that combines digital signal processing methods, machine learning algorithms, and neural networks. The system enables automatic detection of major cardiac abnormalities and detailed analysis of ECG waveform morphology and dynamics across multiple leads, allowing the spatial localization of pathological changes within the myocardium. The proposed solution integrates algorithmic, software, and hardware components and has demonstrated practical feasibility. Experimental validation on real ECG recordings showed high detection accuracy, confirming the system's potential for clinical application. The developed approach can enhance diagnostic efficiency and support clinical decision-making in cardiology.

Key words: electrocardiogram; ECG analysis; cardiac pathologies; pathology localization; digital signal processing; wavelet transform; neural networks; automated diagnosis; clinical decision support..

ЗМІСТ

ВСТУП	6
1 ТЕОРЕТИЧНІ ОСНОВИ ЕЛЕКТРОКАРДІОГРАФІЇ	9
1.1 Анатомо-фізіологічні основи електричної діяльності серця	9
1.2 Формування електрокардіографічного сигналу	12
1.3 Системи відведень та просторові характеристики ЕКГ	14
1.4 Нормальні та патологічні характеристики електрокардіограми	17
1.5 Роль електрокардіографії в клінічній діагностиці серцевих патологій	21
1.6 Висновки до розділу 1	24
2 МЕТОДИ АВТОМАТИЧНОГО АНАЛІЗУ ЕЛЕКТРОКАРДІОГРАМИ	26
2.1 Особливості електрокардіографічного сигналу як об'єкта цифрової обробки	26
2.2 Завади та спотворення електрокардіографічних сигналів	29
2.3 Методи попередньої обробки ЕКГ-сигналів	36
2.4 Алгоритми автоматичної детекції характерних елементів ЕКГ	42
2.5 Методи аналізу часових параметрів ЕКГ	44
2.6 Теоретичні засади та методологія застосування глибокого навчання для автоматизованого аналізу електрокардіографічних сигналів	46
2.7 Висновки до розділу 2	49
3 РОЗРОБЛЕННЯ АЛГОРИТМУ АВТОМАТИЧНОГО АНАЛІЗУ ЕКГ	50
3.1 Дані для аналізу	50
3.2 Попередня обробка сигналів	52
3.3 Сегментація даних	59
3.5 Тренування моделі	62
3.6 Крос-валідація моделі методом k-fold	64
3.7 Узагальнення моделі глибокого навчання на інші компоненти ЕКГ	66
3.8 Реалізація і результати	68
3.9 Висновки до розділу 3	77

4. ЕКОНОМІЧНИЙ РОЗДІЛ.....	78
4.1 Технологічний аудит розробленої системи аналізу електрокардіограми та локалізації серцевих патологій	78
4.2 Розрахунок витрат на розроблення системи аналізу електрокардіограми та локалізації серцевих патологій	82
4.3 Розрахунок економічного ефекту від можливого виведення на ринок розробленої системи аналізу електрокардіограми та локалізації серцевих патологій	86
ВИСНОВКИ.....	91
СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ.....	92
Додаток А (обов'язковий) Ілюстративна частина	95
Додаток Б (обов'язковий) Протокол перевірки роботи	102

ВСТУП

Актуальність дослідження.

Актуальність дослідження системи аналізу електрокардіограми та локалізації серцевих патологій обумовлена високою поширеністю серцево-судинних захворювань, які залишаються однією з провідних причин смертності та інвалідизації населення у світі. Своєчасна діагностика порушень серцевої діяльності, зокрема аритмій та ішемічних уражень міокарда, є критично важливою для підвищення ефективності лікування та зниження ризику тяжких ускладнень. Електрокардіографія є одним із найбільш доступних і неінвазивних методів оцінки електричної активності серця, проте традиційний аналіз електрокардіограм значною мірою залежить від суб'єктивного досвіду лікаря та ускладнюється наявністю завад, великим обсягом даних і варіабельністю сигналів.

Розвиток цифрових технологій і біомедичної інженерії зумовлює зростання потреби в автоматизованих системах аналізу електрокардіографічних сигналів, здатних виконувати фільтрацію завад, детекцію основних елементів ЕКГ та забезпечувати локалізацію серцевих патологій з високою точністю і відтворюваністю. Особливої актуальності такі системи набувають при тривалому моніторингу серцевої діяльності, зокрема у холтерівських дослідженнях, де ручна обробка сигналів є трудомісткою та малоефективною. Використання сучасних алгоритмів цифрової обробки сигналів і методів автоматичного аналізу дозволяє зменшити вплив людського фактора та підвищити достовірність діагностичних висновків.

Таким чином, розроблення та дослідження системи аналізу електрокардіограми та локалізації серцевих патологій є актуальним науково-практичним завданням, що відповідає сучасним потребам медичної діагностики та розвитку біомедичних технологій.

Мета магістерської кваліфікаційної роботи – розроблення та дослідження системи аналізу електрокардіограми для виявлення та локалізації серцевих патологій на основі автоматизованої обробки електрокардіографічних сигналів.

Завданнями магістерської кваліфікаційної роботи є:

- провести аналіз анатомо-фізіологічних основ формування електрокардіографічного сигналу;
- здійснити огляд методів реєстрації електрокардіограми та систем відведенень;
- проаналізувати основні типи спотворень і завад електрокардіографічного сигналу;
- дослідити відомі методи попередньої обробки та автоматичного аналізу ЕКГ;
- розробити алгоритм аналізу електрокардіографічного сигналу з детекцією його основних елементів;
- дослідити можливості локалізації серцевих патологій на основі параметрів ЕКГ;
- провести експериментальну оцінку ефективності розробленої системи.

Об'єкт магістерської кваліфікаційної роботи – електрокардіографічний сигнал як відображення електричної активності серця людини.

Предмет магістерської кваліфікаційної роботи – методи та алгоритми автоматичного аналізу електрокардіограми з метою виявлення та локалізації серцевих патологій.

Методи дослідження.

Під час виконання магістерської кваліфікаційної роботи застосовувалися аналітично-пошукові методи, методи теорії біомедичних сигналів, методи цифрової обробки сигналів, алгоритмічні методи автоматичного аналізу ЕКГ, а також методи експериментального дослідження та порівняльного аналізу.

Новизна одержаних результатів.

У магістерській кваліфікаційній роботі запропоновано підхід до автоматизованого аналізу електрокардіографічних сигналів, який забезпечує підвищення точності виявлення та локалізації серцевих патологій за рахунок поєднання методів попередньої обробки сигналу та детекції характерних елементів ЕКГ.

Практичне значення одержаних результатів.

Розроблена система аналізу електрокардіограми може бути використана як програмна основа для підтримки клінічної діагностики, навчального процесу та подальших наукових досліджень у галузі автоматизованого аналізу серцевих сигналів.

1 ТЕОРЕТИЧНІ ОСНОВИ ЕЛЕКТРОКАРДІОГРАФІЇ

1.1 Анатомо-фізіологічні основи електричної діяльності серця

Електрична діяльність серця є фундаментальною фізіологічною основою його насосної функції та визначає просторово-часову організацію скорочень передсердь і шлуночків. З позицій електрофізіології серце розглядається як біологічний генератор електричних потенціалів, робота якого зумовлена координованими процесами збудження та відновлення мембранного потенціалу кардіоміоцитів. Саме сукупність цих процесів формує електричні поля, що поширюються в об'ємному провідному середовищі грудної клітки та можуть бути зареєстровані у вигляді електрокардіографічного сигналу.

Міокард являє собою функціональний синцитій, у якому окремі кардіоміоцити електрично з'єднані між собою за допомогою щілинних контактів (gap junctions), локалізованих у вставних дисках. Ці міжклітинні з'єднання характеризуються низьким електричним опором і забезпечують безперешкодне проходження іонних струмів між сусідніми клітинами. Завдяки цьому хвиля збудження, що виникає в одній ділянці міокарда, може поширюватися в різних напрямках, охоплюючи значні об'єми серцевої м'язової тканини. Водночас анатомічна організація серця забезпечує електричну ізоляцію між передсерддями та шлуночками за рахунок фіброзного кільця, яке перешкоджає прямому поширенню імпульсу. Це створює умови для строго контрольованої послідовності активації камер серця [1].

На клітинному рівні електрична активність кардіоміоцитів визначається трансмембранним потенціалом, який у стані спокою має негативне значення, зазвичай близько $-80\dots-90$ мВ. Такий потенціал формується внаслідок нерівномірного розподілу іонів натрію, калію, кальцію та хлору між внутрішньоклітинним і позаклітинним середовищем, а також активної роботи іонних насосів і транспортерів, зокрема натрій-калієвої АТФази. Мембранний

потенціал спокою визначає збудливість клітини та її здатність реагувати на зовнішні або внутрішні електричні стимули [1].

Потенціал дії робочих кардіоміоцитів шлуночків має багатофазний характер і суттєво відрізняється від потенціалів дії нервових клітин. Фаза швидкої деполяризації (фаза 0) ініціюється при досягненні порогового потенціалу та обумовлена масивним входженням іонів Na^+ через швидкі натрієві канали. Саме крутизна цієї фази визначає швидкість проведення імпульсу по міокарду. Після короткої фази початкової реполяризації настає фаза плато (фаза 2), характерною особливістю якої є баланс між входженням іонів Ca^{2+} через повільні кальцієві канали та виходом іонів K^+ з клітини. Тривалість цієї фази, що може досягати 250–300 мс, забезпечує пролонговане скорочення серцевого м'яза та запобігає розвитку тетанічних скорочень. Завершальною є фаза реполяризації (фаза 3), під час якої домінує вихід калієвих іонів, що призводить до відновлення потенціалу спокою [1].

Важливим електрофізіологічним параметром є рефрактерність кардіоміоцитів, яка визначає їх тимчасову нездатність відповідати на повторний стимул. Абсолютний рефрактерний період практично збігається з фазами деполяризації та плато потенціалу дії і унеможливорює повторне збудження клітини. Відносний рефрактерний період, що настає пізніше, допускає виникнення потенціалу дії лише за умови більш сильного стимулу. Ці властивості забезпечують односпрямоване поширення хвилі збудження та електричну стабільність серця, тоді як їх порушення створює передумови для розвитку аритмій [1].

Координація електричної активності серця здійснюється спеціалізованою провідною системою (рис. 1.1), яка включає синусно-передсердний вузол, атріовентрикулярний вузол, пучок Гіса, його ніжки та волокна Пуркінє. Клітини синусного вузла характеризуються здатністю до спонтанної діастолічної деполяризації, що обумовлює їх пейсмейкерну активність. Найвища власна частота генерації імпульсів у синусному вузлі забезпечує його роль головного водія ритму. Активація, що виникає в цьому вузлі, поширюється міокардом

передсердь, після чого через атріовентрикулярний вузол передається до шлуночків [2].

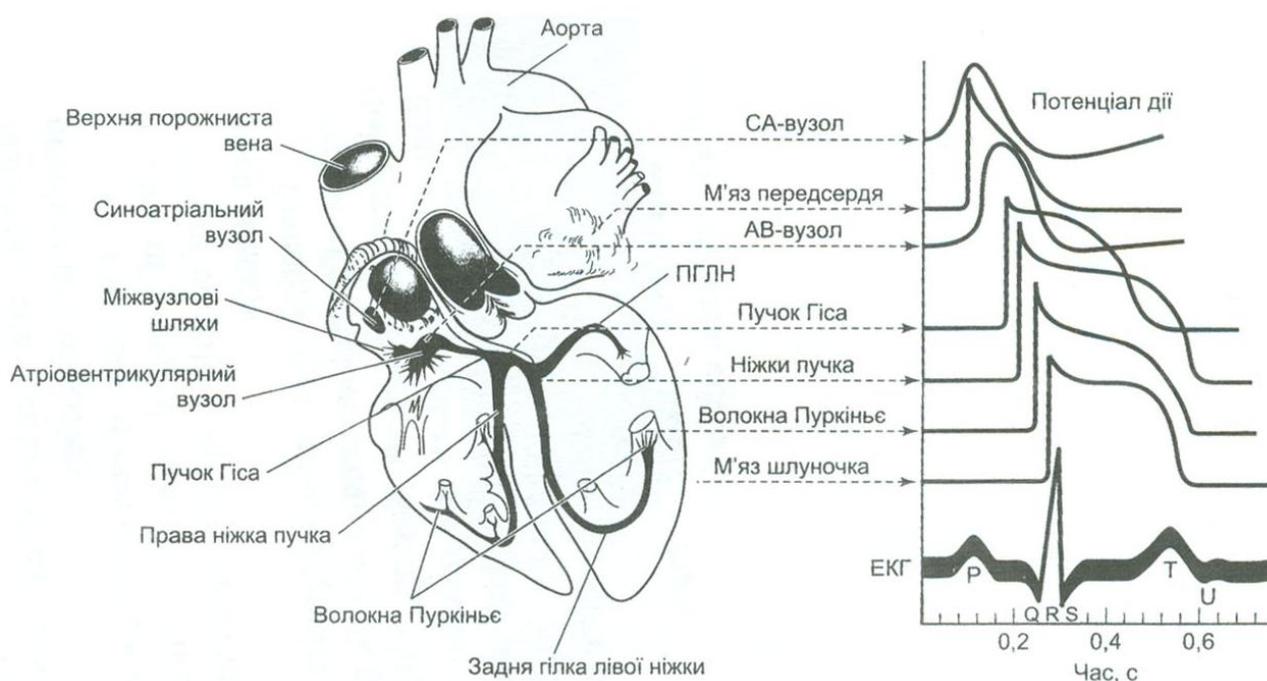


Рисунок 1.1 – Провідна система серця та потенціали дії кардіоміоцитів у різних ділянках міокарда [3]

Атріовентрикулярний вузол виконує критично важливу електрофізіологічну функцію – забезпечує фізіологічну затримку проведення імпульсу. Низька швидкість проведення в цій структурі зумовлена особливостями клітинної будови та іонних струмів і дозволяє завершити скорочення передсердь до початку деполяризації шлуночків. Далі імпульс швидко поширюється по пучку Гіса та волокнах Пуркінє, що забезпечує майже одночасну активацію ендокарда обох шлуночків і формування ефективного скорочення.

Сумарна електрична активність серця в кожний момент серцевого циклу може бути описана у вигляді результуючого електричного вектора. Поширення хвиль деполяризації та реполяризації створює в міокарді систему електричних диполів, які змінюють свою величину та напрямок у часі. Реєстрація проєкцій

цього вектора на різні осі дозволяє отримати електрокардіографічний сигнал, форма та параметри якого безпосередньо залежать від швидкості проведення імпульсу, маси активованого міокарда та електрофізіологічних властивостей тканин.

Таким чином, електрична діяльність серця формується на основі складної взаємодії клітинних іонних механізмів, тканинної організації міокарда та спеціалізованої провідної системи. Детальне розуміння цих анатомо-фізіологічних та електрофізіологічних процесів є необхідною умовою для коректного аналізу електрокардіографічних сигналів і створення систем автоматичного аналізу ЕКГ, орієнтованих на виявлення та локалізацію серцевих патологій.

1.2 Формування електрокардіографічного сигналу

Формування реєстрованого електрокардіографічного сигналу є результатом складного поєднання фізіологічних та електродинамічних процесів, які починаються з генерації біопотенціалів у міокарді, їхнього просторового поширення через тканини тіла і закінчуються реєстрацією на поверхні шкіри за допомогою електрокардіографа. Біоелектрична активність серця виникає внаслідок деполяризації та реполяризації кардіоміоцитів, що створює локальні різниці потенціалів на мембранах клітин. Коли хвиля збудження просувається міокардом, внутрішня поверхня мембрани клітин стає позитивно зарядженою, а зовнішня – негативною, тоді як попереду хвилі залишаються ще не активовані клітини. На межі між збудженою та незбудженою тканиною виникає різниця потенціалів, що формує рухомий електричний диполь або подвійний шар, товщина якого значно менша за розміри серця. Сумарний ефект численних локальних диполів у міокарді формує результуючий електричний вектор $\vec{V}(t)$, величина та напрям якого змінюються у часі та просторі протягом серцевого циклу, відображаючи послідовність активації передсердь, міжшлуночкової перегородки та вільних стінок шлуночків, а також процес реполяризації [4].

Для кількісного опису того, як електрична активність серця досягає поверхні тіла, застосовується теорія провідного середовища. Тіло людини є неоднорідним провідним середовищем, що складається з тканин з різною питомою провідністю, таких як м'язи, кров, жир, кістки та легені. Серце, як джерело струму, генерує потенціали, які поширюються через ці тканини, причому потенціал у будь-якій точці поверхні шкіри визначається інтегруванням внесків усіх елементарних джерел у міокарді і підкоряється принципу суперпозиції та рівнянням Лапласа або Пуассона. У спрощеній моделі, відомій як дипольне наближення, серце розглядається як точковий диполь у центрі однорідної сфери. Хоча це значне спрощення, оскільки серце не є точковим джерелом, а тіло – однорідним середовищем, воно закладає основу класичної теорії відведень і дозволяє аналізувати форму та амплітуду ЕКГ сигналу, виходячи з просторового положення серця та осі відведень [4].

Ключовим моментом у формуванні ЕКГ є проєкція миттєвого результуючого вектора на вісь відведення, яка визначається розташуванням електродів на шкірі. ЕКГ є записом різниці електричних потенціалів між двома або більше точками на поверхні тіла, що називаються відведеннями. Якщо Φ_A та Φ_B – потенціали в точках A і B на поверхні, то реєстрований сигнал E_{AB} дорівнює

$$E_{AB} = \Phi_B - \Phi_A \quad (1.1)$$

Згідно з векторною теорією Ейнтговена, реєстрований потенціал у біполярному відведенні є прямою проєкцією миттєвого результуючого вектора $\vec{V}(t)$ на вісь відведення:

$$E_{AB} = \vec{V}(t) \cdot \vec{u}_{AB}, \quad (1.2)$$

де \vec{u}_{AB} – одиничний вектор осі відведення. Векторна модель пояснює, що форма та амплітуда сигналу залежать не лише від активності серця, а й від

взаємного розташування електродів, кута проєкції та просторових характеристик диполя. Центральний диполь у класичній моделі Ейнтговена дозволяє представити серце як єдине джерело струму з певним вектором, а кінцівки пацієнта утворюють рівносторонній трикутник у фронтальній площині. Стандартні біполярні відведення I, II та III розташовані під кутами 0° , $+60^\circ$ та $+120^\circ$ відповідно, що забезпечує отримання основних фронтальних компонент електричної активності серця. Уніполярні підсилені відведення кінцівок і грудні електроди дають можливість оцінювати електричну активність у різних площинах та під різними кутами, створюючи тривимірну картину деполяризації та реполяризації міокарда [4].

Таким чином, ЕКГ є результатом багатоступеневого фізіологічного та технічного процесу, що перетворює динамічні електричні поля серця на клінічно інтерпретований графічний запис. Такий запис дозволяє оцінювати електрофізіологічні властивості серця, визначати часові та морфологічні характеристики сигналу, аналізувати просторові зміни деполяризації та реполяризації та діагностувати патології серцевого ритму і провідності з високою чутливістю та специфічністю.

1.3 Системи відведень та просторові характеристики ЕКГ

Вимірювання електричних потенціалів серця на поверхні тіла потребує застосування стандартизованих систем відведень, які дозволяють отримати об'єктивну і репрезентативну просторову картину електричної активності серця у трьох орієнтованих напрямках: право-ліво (латеральна вісь), верх-низ (суперіор-інферіорна вісь) та перед-зад (антеріо-постеріорна вісь). У клінічній практиці найбільш поширеною є система 12-ти відведень (рис. 1.2), яка поєднує відведення від кінцівок, що оцінюють активність у фронтальній площині, та грудні відведення, які відображають горизонтальні компоненти електричного поля серця. Таке комбіноване використання відведень забезпечує максимально повне уявлення про вектори деполяризації і реполяризації серцевого міокарда та

дозволяє діагностувати різноманітні патології, від аритмій до ішемічних уражень і блокад провідної системи.

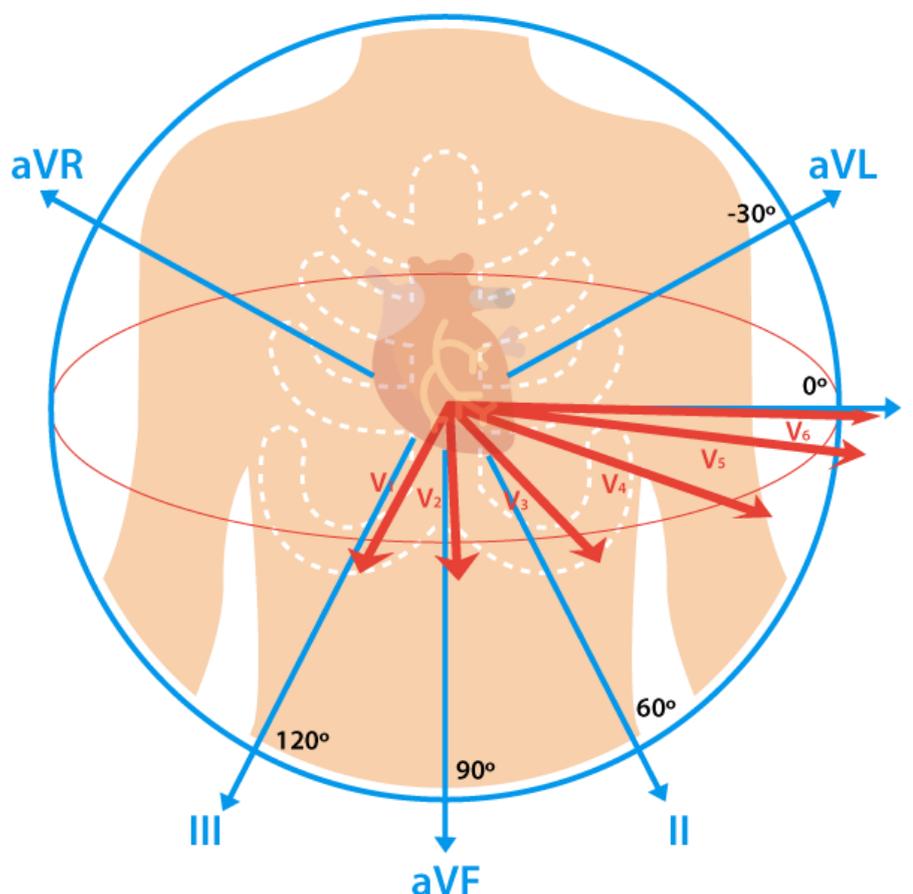


Рисунок 1.2 – Система 12 відведень ЕКГ [7]

Відведення від кінцівок дозволяють відстежувати електричну активність серця у фронтальній площині, що включає напрямки верх-низ та право-ліво. Існують два основних типи таких відведень: біполярні або стандартні, та уніполярні підсилені. Біполярні відведення за Ейнтговером реєструють різницю потенціалів між двома кінцівками та забезпечують первинну оцінку фронтальних векторів серця. Відведення I формується як різниця потенціалів між лівою рукою (позитивний електрод) та правою рукою (негативний електрод), відведення II – між лівою ногою та правою рукою, а відведення III – між лівою ногою та лівою рукою. Вектори цих відведень орієнтовані відповідно латерально (I) та суперіор-інферіорно (II, III), що дозволяє оцінити загальний напрям

деполяризаційних хвиль у фронтальній площині. Згідно з законом Кірхгофа, ці три відведення пов'язані співвідношенням $V_I + V_{III} = V_{II}$, що означає, що лише два з них є незалежними, а всі три разом формують відомий трикутник Ейнтговена, який дає спрощену, але достатньо точну геометричну апроксимацію фронтальних електричних векторів серця [5].

Уніполярні або підсилені відведення кінцівок були розроблені для того, щоб підвищити чутливість і амплітуду сигналу. Вони вимірюють потенціал одного активного електрода відносно центрального терміналу Вілсона, який є середнім потенціалом трьох кінцівок і приблизно дорівнює нульовому потенціалу або електричній “нескінченності”. Позитивний електрод підключається до правої руки, лівої руки або лівої ноги, що дає відповідно відведення aVR, aVL та aVF. Для посилення сигналу опір від активного електрода до центрального терміналу зменшують, що дозволяє підвищити амплітуду потенціалу приблизно на 50%. Вектор aVR спрямований вправо і забезпечує оцінку правої стінки серця, aVL орієнтований вліво для оцінки латеральної стінки, а aVF спрямований вниз для оцінки нижньої стінки серця. Разом шість відведень від кінцівок формують повну фронтальну проекцію електричної активності серця, що є критично важливим для локалізації патологічних змін у передніх, нижніх та латеральних відділах міокарда [6].

Грудні відведення (V1–V6) дозволяють реєструвати електричні потенціали поблизу серця у горизонтальній площині, відображаючи антеріо-постеріорні та латеральні компоненти векторів. Активний електрод розташовується безпосередньо на грудній клітці, а референтним є центральний термінал Вілсона. Відведення V1 та V2 розташовані у четвертому міжребер'ї праворуч та ліворуч від груднини і орієнтовані переважно задньо-передньо, що дозволяє оцінити активність передньої стінки та міжшлуночкової перегородки. Відведення V3 знаходиться між V2 та V4 і спрямоване у передньо-задньому напрямку. V4 розташоване у п'ятому міжребер'ї по середньо-ключичній лінії, а V5 та V6 розміщуються на тому ж горизонтальному рівні, відповідно по передній та середній пахвових лініях. V4–V6 орієнтовані латерально і забезпечують оцінку

латеральної стінки лівого шлуночка. Таким чином, грудні відведення дозволяють отримати високодетальну інформацію про локальні зміни електричної активності у поперечній площині та визначати осередки ішемії або інфаркту [6].

Комбіноване використання 12 відведень забезпечує повну тривимірну оцінку серцевого електричного поля. Латеральні напрямки оцінюються через I, aVL, V5 та V6, суперіор-інферіорні – через II, III та aVF, а передньо-задні – через V1–V3. Така конфігурація дозволяє клініцисту локалізувати патологічні зміни у конкретних стінках міокарда: нижня стінка оцінюється за II, III та aVF, передня та перегородкова – за V1–V3, латеральна – за I, aVL та V5–V6, а права стінка – за aVR. Таким чином, система 12-ти відведень перетворює складне тривимірне електричне поле серця на дванадцять різних “точок огляду”, що дозволяє здійснювати точну діагностику аритмій, ішемічних уражень, порушень провідності та інших серцевих патологій. Завдяки стандартизованому розташуванню електродів та просторовому охопленню всіх основних напрямків система відведень забезпечує високий рівень клінічної інформативності та дозволяє інтерпретувати навіть невеликі зміни електричного поля серця.

1.4 Нормальні та патологічні характеристики електрокардіограми

Аналіз електрокардіограми (ЕКГ) в сучасній клінічній практиці є фундаментальним методом оцінки стану серця, оскільки він дозволяє досліджувати електричну активність серцевого м'яза у реальному часі, відстежувати ритм серця, швидкість проведення імпульсу, а також визначати наявність ішемічних змін та структурних патологій. ЕКГ не лише надає інформацію про функціональну активність серця, а й відображає складні взаємозв'язки між деполяризацією і реполяризацією передсердь та шлуночків, дозволяючи лікарю отримати цілісну картину серцевої електрофізіології. У клінічному аналізі ЕКГ оцінюють часові інтервали, амплітудні показники, форму та полярність хвиль і комплексів, співвідношення між різними відведеннями, а

також зміни сегментів, що разом утворює надійну основу для виявлення патологій, локалізації осередків ішемії чи некрозу і прогнозування ризику аритмій.

Нормальна ЕКГ відображає синусовий ритм, тобто ритм, який формується у синусовому вузлі, природному водії ритму серця, що забезпечує регулярну послідовну активацію передсердь і шлуночків. Частота серцевих скорочень у дорослих осіб у стані спокою зазвичай коливається від 60 до 90 ударів на хвилину. Значення нижче 60 ударів на хвилину визначається як брадикардія і може бути фізіологічним явищем у спортсменів або під час сну, а також патологічним у разі дисфункції синусового вузла або під впливом медикаментів, що уповільнюють серцевий ритм. Частота понад 90 ударів на хвилину називається тахікардією і може свідчити про компенсаторну реакцію організму на фізичне навантаження, стрес, інтоксикацію, підвищений рівень катехоламінів, анемію або інші патології. Важливим параметром оцінки ритму серця є інтервал RR – проміжок часу між двома послідовними R-зубцями, який відображає тривалість одного вентрикулярного циклу та дозволяє визначати регулярність серцевого ритму, наявність екстрасистол або інших порушень ритму. Варіабельність RR-інтервалу є додатковим маркером функціонального стану автономної нервової системи, оскільки зміни варіабельності серцевого ритму корелюють із симпатичною та парасимпатичною активністю [8].

Інтервал PR, що вимірюється від початку P-хвилі до початку QRS-комплексу, характеризує час проведення імпульсу від передсердь до шлуночків, включаючи затримку у атріовентрикулярному вузлі, і у нормі варіює від 0,12 до 0,20 секунд. Зменшення PR-інтервалу може свідчити про синдроми преекзитації, коли існує додатковий провідний шлях, що прискорює проведення імпульсу, а подовження PR більше 0,20 секунд відображає уповільнення проведення і є ознакою AV-блокади першого ступеня або дисфункції провідної системи [8].

Тривалість QRS-комплексу, що характеризує деполяризацію шлуночків, у нормі складає 0,06–0,10 секунд. Подовження цього інтервалу понад 0,10–0,12 секунд може свідчити про неповну або повну блокаду ніжок пучка Гіса або

наявність ектопічних ритмів шлуночків, тоді як скорочення QRS зазвичай не є клінічно значущим. Інтервал QT, що охоплює повну електричну систолу шлуночків, залежить від частоти серцевих скорочень, а для порівняння при різних ЧСС використовується скоригований інтервал QTc, який розраховується за формулою Базетта як відношення виміряного QT до квадратного кореня з RR. Подовження QTc понад 0,47 секунд у чоловіків і 0,48 секунд у жінок підвищує ризик розвитку тяжких шлуночкових аритмій і раптової серцевої смерті. Короткий QT-інтервал також може мати клінічне значення, зокрема при синдромі короткого QT, що асоціюється з підвищеним ризиком шлуночкових тахіаритмій [9].

Морфологія ЕКГ-сигналу включає детальний аналіз форм і амплітуд хвиль. Р-хвиля відображає послідовну активацію правого і лівого передсердь, її тривалість у нормі не перевищує 0,12 секунд, а амплітуда – 0,25 мВ. QRS-комплекс демонструє одночасну деполяризацію шлуночків, при цьому Q-зубець, вузький і невеликий, тривалістю менше 0,04 секунд і амплітудою не більше 25 % R-зубця, відображає нормальну активацію перегородки. R-зубець зазвичай наростає від відведення V1 до V5, демонструючи поширення деполяризаційної хвилі через міокард. Сегмент ST починається в точці J і у нормі є плавним відрізком, що відокремлює деполяризацію від реполяризації шлуночків, тоді як Т-хвиля відображає реполяризацію шлуночків і у нормі спрямована в той самий бік, що й QRS-комплекс, позитивна у відведеннях I, II, V3–V6 та інвертована у відведенні aVR. Аналіз співвідношення амплітуд, тривалостей, напрямку хвиль і взаємозв'язку між ними дозволяє оцінити не лише нормальну функцію передсердь і шлуночків, а й виявити ознаки ішемії, гіпертрофії, фіброзу або інших структурних змін міокарда [8].

Патологічні зміни на ЕКГ можна умовно розділити на порушення ритму та провідності і на структурні або ішемічні ураження міокарда. Аритмії виникають через порушення синусового вузла, появу ектопічних імпульсів або дисфункцію провідної системи і включають тахікардію, брадикардію, нерегулярний ритм, передчасні скорочення передсердь (РАС) або шлуночків (PVC). У клінічній

практиці особлива увага приділяється частоті та регулярності таких скорочень, оскільки вони можуть бути як випадковими фізіологічними явищами, так і раннім маркером потенційно небезпечних аритмій [8].

Порушення PR-інтервалу включають укорочений PR, що свідчить про наявність додаткового провідного шляху при синдромах преекзитації, зокрема WPW або LGL, та подовжений PR, який є ознакою AV-блокади першого ступеня. Аналіз QRS дозволяє виявляти неповні або повні блокади ніжок пучка Гіса, а також ектопічні ритми шлуночків, включаючи шлуночкову тахікардію. Подовжений QT-інтервал підвищує ризик тяжких шлуночкових аритмій, тоді як короткий QT-інтервал може вказувати на синдром короткого QT і підвищений ризик серцевої смерті [8].

Структурні та ішемічні зміни відображаються на ЕКГ через аномалії сегмента ST і T-хвилі. Елевація ST зазвичай свідчить про трансмуральний інфаркт міокарда, тоді як депресія ST може бути ознакою субендокардіальної ішемії. Інверсія T-хвилі або її сплюснення часто вказують на ішемію, гіпертрофію шлуночків або вплив медикаментів. Широкі і глибокі Q-зубці свідчать про некроз міокарда після перенесеного інфаркту. Комплексний аналіз цих характеристик дозволяє локалізувати патологічні осередки, оцінити їх масштаб, прогнозувати ризик ускладнень та визначити подальшу тактику лікування [8].

Таким чином, детальний аналіз часових інтервалів, морфології хвиль, співвідношень між відведеннями та змін сегментів ST і T-хвиль дозволяє отримати всебічне уявлення про функціональний стан серцево-судинної системи, своєчасно виявити патологічні відхилення та визначити ризик розвитку аритмій, ішемії або некрозу міокарда. Використання таких систематизованих методів оцінки є обов'язковим для клінічної практики, оскільки воно підвищує точність діагностики, забезпечує можливість моніторингу динаміки змін та дозволяє прогнозувати ефективність лікування у пацієнтів із серцево-судинними захворюваннями.

1.5 Роль електрокардіографії в клінічній діагностиці серцевих патологій

Електрокардіографія (ЕКГ) займає центральне місце в сучасній клінічній кардіології, забезпечуючи ефективний, відносно недорогий і неінвазивний метод оцінки електричної активності серця, що дозволяє лікарю отримати широке уявлення про функціональний стан серцево-судинної системи. Узагальнюючи інформацію про нормальні та патологічні патерни ЕКГ, слід підкреслити, що 12-канальна поверхнева електрокардіограма залишається найпоширенішим і стандартизованим методом дослідження серцевої активності у клінічній практиці, забезпечуючи можливість детального аналізу як ритму, так і морфології сигналу. Її ключова діагностична роль зумовлена здатністю надавати глобальний опис електричної активності серця у трьох ортогональних площинах, що дозволяє виявляти широкий спектр кардіологічних патологій, від порушень ритму та провідності до ішемічних і структурних уражень міокарда.

Методика ЕКГ особливо цінна для оцінки функціонування імпульсно-формуальної та провідної систем серця, включаючи синусовий вузол, атріовентрикулярний вузол і пучок Гіса, а також його гілки. Аналіз часових інтервалів, таких як PR, QRS і QT, та амплітуди хвиль і сегментів дозволяє лікарю ідентифікувати аритмії, блокади, передчасні скорочення і синдроми преекзитації, а також оцінити ефективність проведення електричного імпульсу у різних ділянках серця. Крім того, ЕКГ надає цінну інформацію для виявлення ішемічної хвороби серця, зокрема коронарної недостатності, що проявляється змінами сегмента ST та інверсією T-хвиль, а також дозволяє виявляти ознаки перенесеного інфаркту, уражень міокарда та гіпертрофії шлуночків.

Неінвазивність методу дозволяє проводити дослідження у стані спокою, під час фізичного навантаження або медикаментозного тестування, що значно підвищує точність діагнозу та зменшує потребу у більш інвазивних процедурах, таких як коронарна катетеризація. Важливу роль відіграє амбулаторне монітування серцевого ритму, наприклад Холтерівське спостереження, яке забезпечує безперервний запис сигналу протягом доби або більше, дозволяючи

фіксувати спорадичні аритмії, які не відображаються під час короткострокового стандартного дослідження. Такий підхід особливо цінний при підозрі на передчасні шлуночкові або передсердні скорочення, пароксизмальні тахікардії та інші рідкісні порушення ритму, що можуть мати клінічно значущі наслідки.

Водночас інтерпретація ЕКГ-сигналів має ряд обмежень, що пов'язані з фізіологічними особливостями пацієнта та анатомічними характеристиками грудної клітки. Зокрема, неоднорідність тканин, що включають шкіру, м'язи, легені та кістки, а також їх різна електропровідність, впливає на форму та амплітуду реєстрованого сигналу, що може призводити до спотворень фронтальної та горизонтальної площин відведень. Несферична форма торсу, наявність жирової тканини, варіанти анатомічної будови серця і легенів створюють додаткові виклики при оцінці ЕКГ, адже вони змінюють напрямок та величину векторів електричної активності серця. Особливо складно інтерпретувати сигнали грудних відведень, де навіть незначні зміни положення електродів або фізіологічні відхилення можуть призводити до істотних коливань амплітуди і полярності хвиль [10].

Додатковим фактором є так званий ефект Броді, що виникає через різницю питомого опору крові у порожнинах серця та навколишніх тканинах. Через нижчий опір крові шляхи протікання електричного струму у міокарді змінюються, що посилює радіальні компоненти електричних векторів та ослаблює тангенціальні, тим самим впливаючи на реальну картину електричної активності, що реєструється на поверхні тіла. Такі фізіологічні особливості підкреслюють, що поверхнева ЕКГ є апроксимованою, а її точність залежить від багатьох факторів, що потребує обережної та комплексної інтерпретації результатів [11].

Окрім анатомічних і фізіологічних аспектів, на якість сигналу впливає ряд зовнішніх факторів і артефактів. Рухи пацієнта, зміна положення тіла або дихальні цикли призводять до дрейфу ізолінії та коливань амплітуди сигналу. Контакт електродів зі шкірою також створює варіації імпедансу, що викликає додаткові перешкоди. Значні перешкоди створює також електрична активність

скелетних м'язів, яка накладається на ЕКГ і може досягати декількох мілівольт, а електромагнітні наводки від джерел змінного струму (50–60 Гц) здатні суттєво знизити якість сигналу. Традиційні фільтри не завжди ефективні, особливо коли спектр шуму перекривається з корисним сигналом, що може призвести до втрати діагностично значущої інформації та помилкової інтерпретації [10].

Сучасна кардіологія дедалі більше інтегрує комп'ютеризовані методи обробки ЕКГ, що дозволяє значно підвищити точність вимірювань та об'єктивність інтерпретації. Автоматизовані системи аналізу включають вимірювальні модулі, які виділяють окремі хвилі та комплекси, розраховують часові інтервали, амплітуду та інші параметри навіть за умов присутності шуму, а також інтерпретаційні модулі, що застосовують класифікаційні алгоритми для формування попередніх діагностичних висновків. Такі алгоритми дозволяють оцінювати варіабельність серцевого ритму, визначати баланс вегетативної нервової системи та прогнозувати ризик розвитку аритмій, ішемії або інших ускладнень [10].

Завдяки цьому ЕКГ не втрачає свого статусу фундаментального інструменту для діагностики серцевих патологій. Вона використовується не лише для скринінгу і первинної діагностики, а й для контролю динаміки захворювання, оцінки ефективності лікування та планування подальших терапевтичних або інвазивних втручань. Роль електрокардіографії залишається незамінною, оскільки вона забезпечує швидкий, безпечний і багатоплощинний погляд на електричну активність серця, дозволяє локалізувати патологічні зміни та прогнозувати клінічні наслідки для пацієнтів з різноманітними серцево-судинними порушеннями, від аритмій і блокад до ішемічної хвороби та перенесених інфарктів.

Таким чином, роль електрокардіографії в клінічній діагностиці серцевих патологій є комплексною та багатогранною. Вона включає оцінку ритму, провідності та морфології сигналу, локалізацію осередків ураження міокарда, прогнозування ризику аритмій, а також контроль динаміки лікування. Сучасна інтеграція ЕКГ з цифровими технологіями, алгоритмами обробки та

автоматизованими системами інтерпретації значно розширює можливості методу, роблячи його незамінним інструментом у кардіологічній практиці, одночасно підвищуючи точність діагностики та ефективність терапевтичного втручання.

1.6 Висновки до розділу 1

У першому розділі було систематизовано теоретичні основи електрокардіографії, включно з анатомо-фізіологічними та електрофізіологічними аспектами діяльності серця, механізмами формування електрокардіографічного сигналу, системами відведень та характеристиками нормальної і патологічної ЕКГ. Було показано, що електрична активність серця виникає завдяки координованій взаємодії іонних каналів кардіоміоцитів, спеціалізованої провідної системи та тканинної організації міокарда, що забезпечує ефективне поширення хвиль деполяризації та реполяризації. Формування ЕКГ-сигналу являє собою складний багатоступеневий процес, який включає генерацію біопотенціалів у міокарді, їх поширення через неоднорідне провідне середовище тіла та реєстрацію на поверхні шкіри через стандартизовані відведення.

Розглянуто 12-канальну систему відведень, яка забезпечує тривимірну оцінку електричної активності серця та дозволяє локалізувати патологічні зміни у конкретних ділянках міокарда. Нормальні ЕКГ-показники описані через часові інтервали, морфологію хвиль і комплекси, тоді як патологічні зміни включають порушення ритму, провідності, ішемічні та структурні ураження міокарда.

Висвітлено діагностичну роль електрокардіографії в клінічній практиці: метод дозволяє оцінювати функціональний стан серця, своєчасно виявляти аритмії, ішемічні ураження та блокади, контролювати динаміку лікування і прогнозувати ризик ускладнень. Розглянуто обмеження методу, що пов'язані з анатомічними, фізіологічними та зовнішніми факторами, а також підкреслено

переваги сучасної цифрової обробки та автоматизованих систем аналізу ЕКГ для підвищення точності та об'єктивності інтерпретації.

2 МЕТОДИ АВТОМАТИЧНОГО АНАЛІЗУ ЕЛЕКТРОКАРДІОГРАМИ

2.1 Особливості електрокардіографічного сигналу як об'єкта цифрової обробки

Електрокардіографічний сигнал (ЕКГ) є складним і багатограним об'єктом для цифрової обробки, що зумовлено його природною складністю та численними фізіологічними особливостями. На поверхні тіла він фіксує сумарну електричну активність серця, яка формується у тривимірному просторі і передається через неоднорідні тканини торсу. Через це сигнал характеризується низькою амплітудою, що зазвичай не перевищує декількох мілівольт, а також специфічним частотним спектром. Загальний діапазон частот ЕКГ коливається приблизно від 0,05 до 100 Гц, при цьому основна енергія QRS-комплексу, який є найбільш інтенсивною і клінічно значущою складовою кардіоциклу, зосереджена в смузі 5–15 Гц. Поява цього комплексу відображає швидку деполяризацію шлуночків, і його точне виявлення є критичним для визначення частоти серцевих скорочень та проведення подальшого морфологічного аналізу.

Одна з фундаментальних властивостей ЕКГ як об'єкта цифрового аналізу полягає в його нестационарності. Статистичні характеристики сигналу, включаючи середнє значення та дисперсію, змінюються протягом часу, що робить застосування класичних методів обробки стаціонарних сигналів недостатньо ефективним. Нестационарність проявляється у динамічних змінах морфології хвиль, тривалості інтервалів і амплітуди сигналу навіть у межах одного запису. Такі зміни можуть бути спричинені фізіологічними факторами, наприклад диханням, що модулює амплітуду та нахил електричної осі серця, фізичною активністю пацієнта, що змінює положення серця у грудній клітці, а також емоційним станом, який впливає на вегетативний контроль серцевого ритму. Внаслідок цього традиційні алгоритми, розраховані на стаціонарні сигнали, часто виявляються недостатньо адаптивними і потребують

застосування сучасних методів цифрової обробки, які здатні враховувати часові варіації сигналу та його спектральні характеристики у реальному часі.

Ще однією важливою особливістю ЕКГ є її висока варіабельність, що спостерігається на кількох рівнях. Міжсуб'єктна варіабельність обумовлена анатомічними та фізіологічними особливостями пацієнтів, такими як розміри та форма грудної клітки, положення серця, товщина підшкірного жиру та неоднорідність провідності тканин торсу. Це призводить до суттєвих відмінностей у формі, амплітуді та тривалості хвиль навіть при відсутності патологій. Внутрішньосуб'єктна варіабельність проявляється у вигляді змін серцевого ритму, відомої як варіабельність серцевого ритму (HRV). HRV відображає динамічний баланс між симпатичною та парасимпатичною нервовими системами та є важливим індикатором автономної регуляції серця. Варіації RR-інтервалів є цінним джерелом інформації для оцінки стресових станів, фізіологічного навантаження та ризику розвитку аритмій, і при цьому вони не вважаються шумом, а складають частину природної фізіології серцевої діяльності. Морфологічна варіабельність сигналу також може бути наслідком патологічних процесів, таких як ішемія міокарда, яка змінює сегмент ST та T-хвилю, або поява ектопічних скорочень, що формують аномальні комплекси QRS і викривляють загальну картину кардіоциклу. Ці варіації сигналу роблять цифрову обробку ЕКГ особливо складною, оскільки алгоритми повинні розрізняти фізіологічні зміни та патологічні відхилення, забезпечуючи надійну діагностику.

Висока чутливість ЕКГ до шумів і зовнішніх артефактів формує додаткові вимоги до цифрової обробки сигналу. Електроміографічні потенціали скелетних м'язів, електромагнітні наведення від джерел змінного струму, дрейф ізоляції, спричинений диханням або рухами пацієнта, а також коливання імпедансу контакту електрод-шкіра призводять до значних перешкод. Частотні компоненти шуму часто перебивають спектр корисного сигналу, що ускладнює використання традиційних лінійних фільтрів, здатних зрізати частотні смуги сигналу разом із шумом. Через це сучасні алгоритми цифрової обробки ЕКГ

повинні включати адаптивні фільтри, які динамічно підлаштовують параметри обробки під поточні характеристики сигналу, а також застосовувати методи частотно-часового аналізу для точного виділення QRS-комплексів, P- та T-хвиль навіть за низького співвідношення сигнал/шум.

Особливо критичною є точність детекції QRS-комплексу, оскільки він слугує опорною точкою для визначення частоти серцевих скорочень, класифікації кардіоциклів та оцінки варіабельності ритму. Надійне розпізнавання P- і T-хвиль, а також сегментації кардіоциклів дозволяє визначати морфологічні ознаки патологій, таких як блокади ніжок пучка Гіса, патологічні зубці Q, депресія або елевація сегмента ST, інверсії T-хвиль, а також аритмії різного типу. У цифрових системах обробки сигналів широко використовуються алгоритми адаптивної порогової обробки, хвильові перетворення (wavelet-transform) та методи машинного навчання для класифікації кардіоциклів і виявлення аномальних патернів. Ці методи дозволяють автоматично відокремлювати фізіологічні варіації сигналу від патологічних змін, підвищуючи точність і надійність аналізу.

Загалом, особливості ЕКГ як об'єкта цифрової обробки визначаються його нестационарністю, високою між- та внутрішньосуб'єктною варіабельністю, низькою амплітудою, чутливістю до шумів та складним частотним спектром. Вони зумовлюють необхідність використання сучасних адаптивних алгоритмів цифрової обробки, що поєднують аналіз у часовій та частотній області, розпізнавання елементів сигналу, оцінку варіабельності серцевого ритму та морфологічну класифікацію кардіоциклів. Саме ці підходи дозволяють створювати ефективні автоматизовані системи моніторингу та діагностики, які здатні працювати у клінічних умовах, забезпечуючи високу точність вимірювань, надійну інтерпретацію та своєчасне виявлення серцевих патологій [12].

2.2 Завади та спотворення електрокардіографічних сигналів

У реальних клінічних умовах сигнал, що надходить на вхід електрокардіографа, ніколи не є ідеальним відображенням біоелектричної активності міокарда. Він неминуче контамінований (забруднений) сторонніми сигналами різної фізичної природи, які в технічній літературі об'єднуються термінами "шум", "завади" або "артефакти". Співвідношення сигнал/шум (Signal-to-Noise Ratio, SNR) у сирих записах ЕКГ може бути критично низьким, особливо при проведенні навантажувальних тестів (стрес-ЕКГ), тривалому Холтерівському моніторингуванні або реєстрації ЕКГ у русі (амбулаторні умови, реанімаційні заходи).

Критичність проблеми завад полягає не лише в погіршенні візуальної якості запису, а й у прямому впливі на діагностичну достовірність. Сучасна кардіологія оперує мікроскопічними змінами морфології сигналу: зміщення сегмента ST на 0,1 мВ може свідчити про гострий інфаркт міокарда, а альтернація зубця T на рівні мікрвольт є предиктором раптової серцевої смерті. Наявність шумів, чий спектральні та часові характеристики перекриваються з цими діагностичними маркерами, може призвести до фатальних лікарських помилок – як гіпердіагностики (хибнопозитивні результати), так і пропуску патології (хибнонегативні результати) [13].

З точки зору теорії сигналів, електрокардіографічний сигнал, який ми реєструємо на поверхні тіла, є поєднанням власне корисного сигналу, що формується електричною активністю серця, та різноманітних шумів і артефактів. Іншими словами, записаний сигнал можна розглядати як суму справжнього біопотенціалу серця та низки перешкод. До основних джерел шуму належать низькочастотний дрейф базової лінії, який може виникати через рухи грудної клітки під час дихання; наводки від електромережі (50/60 Гц); електрична активність скелетних м'язів; артефакти, пов'язані з рухом електродів та змінами контакту зі шкірою; а також внутрішні шуми електроніки апаратури, такі як тепловий шум або шум квантування. Кожен з цих компонентів має свої

особливості – і за амплітудою, і за частотним спектром – тому для їхнього придушення та відокремлення від корисного сигналу потрібен диференційований підхід. Амплітуда корисного ЕКГ-сигналу зазвичай невелика, від кількох мікрвольт до кількох мілівольт, а його основна енергія зосереджена в діапазоні частот від приблизно 0,05 до 100 Гц. При цьому артефакти та шуми часто мають амплітуду, яка перевищує амплітуду власне сигналу, а їхній спектр може перекриватися зі спектром корисного сигналу, що значно ускладнює завдання його точного виділення та обробки.

Однією з найбільших проблем при обробці біомедичних сигналів, зокрема електрокардіографічного, є те, що спектри корисного сигналу та різних видів шумів суттєво перекриваються, що ускладнює їхнє розділення та точне виділення ЕКГ-компонент. Низькочастотна область спектру, приблизно від 0 до 0,5 Гц, характеризується домінуванням дрейфу ізолінії, який виникає внаслідок дихальних рухів пацієнта, рухів тіла та зміни імпедансу шкіри в точках контакту з електродами. Водночас саме в цій зоні розташовані низькочастотні компоненти хвилі Т та сегмента ST, що відповідають за реполяризацію шлуночків. Тому надто агресивна фільтрація низьких частот неминує призводити до спотворення форми цих важливих хвиль, знижуючи точність клінічної інтерпретації.

Середньочастотна зона, в межах 50–60 Гц, включає частоту електромережі та її гармоніки, що накладаються на спектр ЕКГ, де сконцентрована значна частина енергії комплексу QRS. Це створює додаткові труднощі при цифровій обробці сигналу, адже необхідно зберегти форму корисного сигналу під час придушення мережних наводок. Високочастотна область, від 100 до 500 Гц, переважно забруднена м'язовими шумами, які виникають при скороченнях скелетних м'язів або треморі. Цей широкосмуговий шум перекриває не тільки високочастотні компоненти комплексу QRS, що важливі для детекції пізніх потенціалів, але й значну частину корисного сигналу, що ускладнює точну ідентифікацію його морфології [14].

Для наочності можна виділити кілька основних типів шумів та їхні характеристики. Дрейф ізолінії (Baseline Wander) має низьку частоту – зазвичай

від 0,05 до 1 Гц, хоча при фізичному навантаженні він може досягати 3–5 Гц. Амплітуда цього дрейфу часто перевищує розмах комплексу QRS, а характер сигналу нестабільний і квазіперіодичний. Мережева наводка (Power Line Interference) генерується електромагнітними полями силових мереж змінного струму і проявляється на частоті 50 Гц або 60 Гц із гармоніками (100, 150 Гц тощо), при цьому її амплітуда може досягати 50 % розмаху ЕКГ і сигнал є високостаціонарним і детермінованим. М'язовий шум (EMG), що виникає внаслідок скорочень скелетних м'язів або тремору, має широкий спектр від 0 до 500 Гц, основна енергія концентрується в діапазоні 50–150 Гц, а амплітуда коливається від декількох мікрвольт до кількох мілівольт; сигнал є стохастичним і нестаціонарним. Артефакти руху електродів (Motion Artifacts) виникають через механічну деформацію шкіри та зміну напівпотенціалу на контакті електрод-шкіра; їхній спектр охоплює приблизно 1–10 Гц, амплітуда проявляється у вигляді високих транз'єнтів, а характер сигналу випадковий та імпульсний.

Таким чином, кожен тип завад має власний частотний та амплітудний профіль, а також специфічну стаціонарність, що визначає методи їх придушення. Особливість перекриття спектрів корисного сигналу та шумів робить цифрову обробку ЕКГ складним завданням, яке потребує комплексних адаптивних алгоритмів для надійного виділення морфологічних компонентів сигналу та збереження клінічно значущої інформації [14].

Дрейф ізолінії, або Baseline Wander (BW) (рис. 2.1), є одним із найпоширеніших артефактів у електрокардіографії і представляє собою повільне, хвилеподібне зміщення ізоелектричної лінії сигналу вгору або вниз. Хоча цей шум характеризується низькими частотами, його вплив на аналіз ЕКГ як автоматизованими системами, так і лікарем-експертом є критично важливим, оскільки він може спотворювати ключові морфологічні елементи сигналу, зокрема сегмент ST та хвилю T, які відіграють вирішальну роль у діагностиці ішемії та інших серцевих патологій.

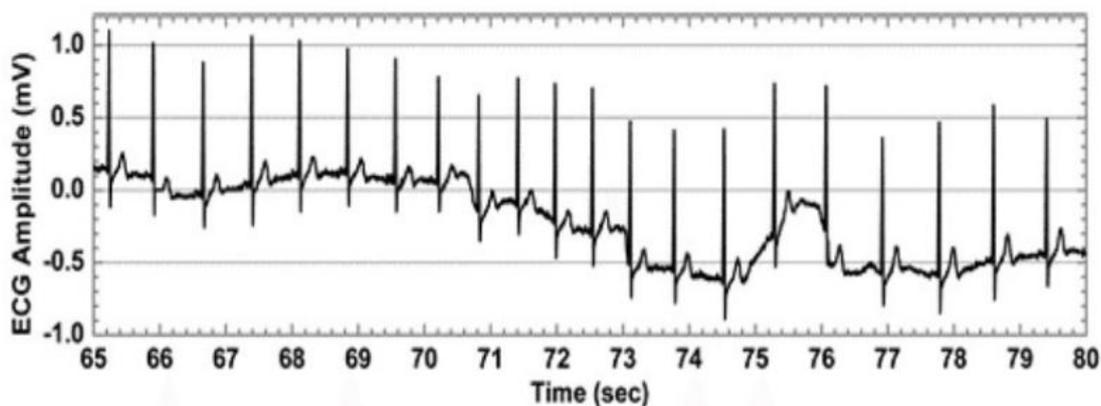


Рисунок 2.1 – ЕКГ сигнал з дрейфом ізолінії [16]

Генезис дрейфу ізолінії є складним і мультифакторним, включаючи біологічні процеси та фізико-хімічні явища на межі розподілу фаз. Одним із головних механізмів є електрохімія інтерфейсу "електрод-електроліт-шкіра". ЕКГ-електрод, найчастіше виконаний із хлорсрібла (Ag/AgCl), контактує зі шкірою через провідний гель або пасту, на межі металу та електроліту утворюється подвійний електричний шар, який створює напівпотенціал (half-cell potential). Цей потенціал описується рівнянням Нернста і залежить від концентрації іонів та температури середовища. Для Ag/AgCl він порівняно стабільний, однак для інших матеріалів, таких як нержавіюча сталь чи прищіпки, він може бути значним і нестабільним. Навіть мікроскопічний рух електрода відносно шкіри призводить до деформації подвійного шару Гельмгольца, що змінює ємність контакту та викликає флуктуації напівпотенціалу. Оскільки підсилювальні каскади ЕКГ працюють із постійним струмом або мають дуже низьку частоту зрізу, ці коливання потенціалу, які можуть досягати сотень мілівольт, підсилюються разом із корисним сигналом, створюючи значний низькочастотний шум [15].

Ще одним ключовим фактором є дихальна модуляція, яка генерує ритмічні зміни положення серця та електродів. Під час вдиху діафрагма опускається, а грудна клітка розширюється, що змінює відстань r між серцем і електродами. Згідно з теорією об'ємного провідника, амплітуда

реєстрованого потенціалу зменшується зі збільшенням відстані до джерела, тому зміни геометричного положення серця чи електродів викликають низькочастотну модуляцію всього сигналу. Крім того, циклічне наповнення та спорожнення легенів змінює електричний опір тканин, оскільки легені, наповнені повітрям, мають значно вищий опір порівняно з м'якими тканинами. Це модулює передавальну функцію середовища між серцем та електродами, посилюючи дрейф ізолінії.

Значним чинником є також зміни властивостей шкіри, спричинені потовиділенням. Піт змінює провідність епідермісу та хімічний склад електроліту під електродом. Зміни концентрації іонів Na^+ , K^+ та Cl^- впливають на електрохімічну рівновагу напівкомірки, викликаючи повільні аперіодичні дрейфи потенціалу великої амплітуди. Це особливо критично під час стрес-тестів або у пацієнтів у гострому стані, коли потовиділення посилюється.

Спектр дрейфу ізолінії зосереджений у зоні наднизьких частот. У стані спокою основна енергія BW припадає на діапазон 0,05 – 0,5 Гц (відповідає частоті дихання 3–30 циклів/хв). Однак при фізичному навантаженні частота дихання зростає, і спектр дрейфу може розширюватися до 1–3 Гц і вище.

Для тестування алгоритмів обробки сигналів дрейф ізолінії часто моделюють як суму синусоїд з випадковими фазами в низькочастотному діапазоні. Одна з поширених моделей описується рівнянням:

$$n_{BW}(t) = C \cdot \sum_{k=0}^K a_k \cdot \cos(2\pi \cdot k \cdot \Delta f \cdot t + \phi_k), \quad (2.1)$$

де: Δf – крок частоти;

K – кількість гармонік (що покриває діапазон до 0.5 або 1.0 Гц);

a_k – випадкові амплітуди з рівномірним розподілом;

ϕ_k – випадкові фази;

C – масштабний коефіцієнт для задання бажаного рівня SNR.

Ця модель дозволяє імітувати квазіперіодичний, але непостійний характер дихального дрейфу, який є складнішим для фільтрації, ніж чиста синусоїда [17].

Клінічно дрейф ізолінії має критичний вплив на інтерпретацію сегмента ST, який є ізоелектричним інтервалом між кінцем комплексу QRS (точка J) та початком зубця T. Зміщення сегмента ST відносно базової лінії є ключовим маркером ішемії міокарда та гострого коронарного синдрому. Низькочастотний дрейф може підняти або опустити сегмент ST, імітуючи патологічну елевацію або депресію. Оскільки критерії діагностики інфаркту оперують зміщеннями порядку 1–2 мм (0,1–0,2 мВ), навіть помірний дрейф може призвести до хибнопозитивного діагнозу STEMI.

Намагання видалити дрейф за допомогою лінійних фільтрів високих частот створює зворотний ефект. Спектр сегмента ST перекривається зі спектром дрейфу, і використання ФВЧ з частотою зрізу вище 0,05 Гц (стандарт АНА) призводить до фазових спотворень, "зрізаючи" істинну елевацію ST і підвищуючи ризик пропуску інфаркту. Американська асоціація серця рекомендує використовувати для діагностичних записів частоту зрізу 0,05 Гц, що забезпечує мінімальне спотворення ST-сегмента, хоча при цьому залишається деякий повільний дрейф сигналу.

Електромагнітні завади та мережеві наводки (Power Line Interference, PLI) (рис. 2.2) є одними з найпоширеніших артефактів на ЕКГ. Вони проявляються у вигляді регулярних синусоїдальних коливань, накладених на корисний сигнал, що створює ефект «потовщення» лінії запису. Незважаючи на відносну стаціонарність, PLI залишається серйозною проблемою, оскільки її амплітуда часто порівнянна або навіть перевищує амплітуду окремих компонентів ЕКГ, таких як Р- та Т-хвилі.

Виникнення мережевих наводок пов'язане з електромагнітним зв'язком між системою «пацієнт–електрокардіограф» та силовими лініями змінного струму, що проходять у приміщенні. Основними механізмами цього зв'язку є ємнісний та індуктивний. Ємнісний зв'язок (Capacitive Coupling) є домінуючим. У цьому випадку тіло пацієнта, дроти відведень ЕКГ та силові кабелі діють як обкладки паразитного конденсатора. Змінна напруга в мережі створює змінне електричне поле E , через яке протікає струм зміщення I_d (displacement current):

$$I_d = C_{couple} \cdot \frac{dV_{mains}}{dt} = C_{couple} \cdot 2\pi f_{mains} V_{mains} , \quad (2.2)$$

де C_{couple} – паразитна ємність,

f_{mains} – частота мережі.

Цей струм протікає через тіло пацієнта до землі. Якщо імпеданси електродів різні, струм створює різне падіння напруги на кожному електроді, що формує диференційний сигнал завади на вході підсилювача, який не може бути повністю придушений схемою CMRR (Common Mode Rejection Ratio).

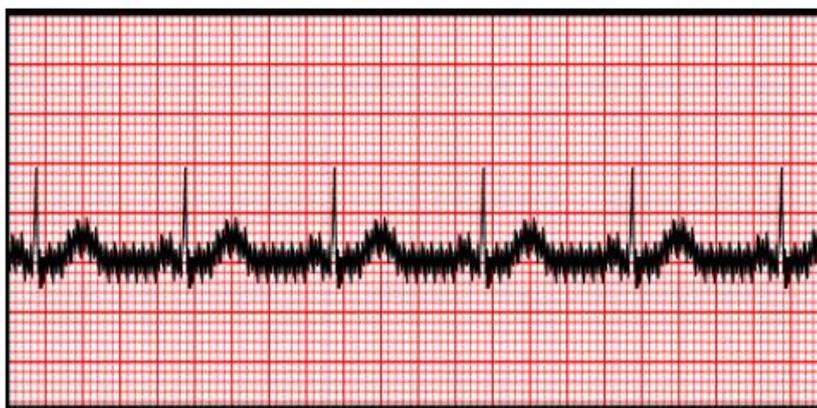


Рисунок 2.2 – ЕКГ сигнал, спотворений РЛІ (50 / 60 Гц) [18]

Другим механізмом є індуктивний зв'язок (Inductive Coupling). Змінний струм у силових кабелях формує змінне магнітне поле B , яке перетинає замкнений контур, утворений дротами відведень та тілом пацієнта. Згідно із законом електромагнітної індукції Фарадея, зміна магнітного потоку Φ через площу S контуру індукує електрорушійну силу (ЕРС):

$$\varepsilon = -\frac{d\Phi}{dt} = -S \cdot \frac{dB}{dt} . \quad (2.3)$$

Ця наведена напруга додається до корисного сигналу ЕКГ. Саме тому в інструкціях до медичної техніки рекомендують скручувати дроти в джгут, щоб мінімізувати площу петлі S та зменшити індуктивні наводки.

Частота PLI строго визначена стандартами енергопостачання: 50 Гц у більшості країн світу, включаючи Україну та Європу, або 60 Гц у США і Канаді. Проте сигнал рідко є ідеально синусоїдальним через нелінійне навантаження в медичному середовищі, імпульсні джерела живлення, люмінесцентні лампи та інше обладнання. У спектрі сигналу PLI присутні гармоніки, переважно непарні (наприклад, 150 та 250 Гц для мережі 50 Гц), а також парні, які можуть посилювати ефект спотворення. Амплітуда наводки часто досягає кількох мілівольт, співмірно з розмахом R-зубця, а в поганих умовах може складати понад 50 % динамічного діапазону підсилювача ЕКГ.

Незважаючи на стабільність частоти, видалення PLI є складним завданням. Частота мережі може незначно відхилятися від номіналу, що робить вузькосмугові режекторні фільтри (Notch filter) менш ефективними. Використання фільтрів високого порядку може створювати ефект «дзвону» (Ringing), тобто штучні осциляції у часовій області, які можуть помилково інтерпретуватися як пізні потенціали або ішемічні зміни. Крім того, спектр PLI накладається на спектр комплексу QRS, і просте видалення 50/60 Гц може зменшувати амплітуду R-зубця та спотворювати інформацію про деполяризацію шлуночків.

Таким чином, ефективне придушення PLI потребує комбінованого підходу, що включає апаратні методи (екранування, диференційні підсилювачі, мінімізація площі петель) та адаптивні програмні алгоритми, здатні підлаштовуватися під поточну частоту та амплітуду мережевої наводки [17].

2.3 Методи попередньої обробки ЕКГ-сигналів

Сучасна парадигма обробки ЕКГ вимагає вирішення комплексної задачі, що включає три взаємопов'язані етапи: фільтрацію (denoising) для підвищення

співвідношення сигнал/шум (SNR), нормалізацію для уніфікації динамічного діапазону даних перед подачею на вхід класифікаторів (зокрема, нейронних мереж), та делінеацію (delineation) – точне часове визначення меж морфологічних елементів P-QRS-T.

Методи фільтрації та усунення артефактів відіграють ключову роль у перетворенні сирого електричного потенціалу серця на інформативний кардіологічний сигнал. Залежно від типу шуму використовуються різні стратегії, які розвивалися від простих аналогових фільтрів до складних цифрових алгоритмів на базі вейвлетів та глибокого навчання. Дрейф ізолінії є одним із найбільш підступних артефактів, оскільки його частотний спектр перекривається з низькочастотними компонентами зубців P і T, а також сегмента ST, і некоректне видалення дрейфу може призвести до штучного зміщення сегмента ST, що в клінічній практиці може бути помилково інтерпретовано як ознака гострого інфаркту або ішемії.

Традиційним підходом до усунення дрейфу є використання цифрових фільтрів високих частот, при цьому стандарти рекомендують нижню межу смуги пропускання на рівні 0,05 Гц для діагностичної ЕКГ, що дозволяє мінімізувати фазові спотворення та зберегти справжню морфологію реполяризації шлуночків. Для моніторингових систем, де пріоритетом є стабільність ритму, частота зрізу може бути підвищена, що стабілізує ізолінію, але вносить фазові спотворення. Найбільш поширеними є фільтри з нескінченною імпульсною характеристикою, зокрема фільтри Баттерворта, які мають плоску амплітудно-частотну характеристику, проте вони вносять фазовий зсув, який в офлайн-обробці компенсується методом нульової фази через подвійний прохід фільтра.

Альтернативою частотній фільтрації є методи моделювання дрейфу у часовій області, серед яких застосовуються поліноміальна апроксимація та кубічні сплайни, що дозволяють оцінити низькочастотний тренд і відняти його з сигналу, зберігаючи форму комплексу QRS, хоча ці методи є обчислювально складними. Фільтр Савицького-Голея, заснований на локальній апроксимації поліномом у ковзному вікні, продемонстрував високу ефективність при

інтенсивних рухових артефактах, забезпечуючи меншу середньоквадратичну помилку відновлення ізолінії у порівнянні з класичними фільтрами високих частот.

Вейвлет-перетворення надає можливість розділення сигналу на частотно-часові компоненти, при цьому дрейф ізолінії концентрується у коефіцієнтах апроксимації на глибоких рівнях декомпозиції, а метод полягає в обнуленні цих коефіцієнтів і реконструкції сигналу. Найкращі результати показали вейвлети Daubechies 3 та Symlets 3 при декомпозиції на 7–9 рівнів, що дозволяє ефективно видаляти низькочастотний дрейф без значних спотворень.

Мережева завада 50 або 60 Гц є найбільш поширеним типом шуму, амплітуда якого може перевищувати корисний сигнал, і для її придушення застосовуються режекторні фільтри, які забезпечують вузьку смугу затримання та мінімальний вплив на сусідні частоти. Проте вони чутливі до нестабільності частоти мережі і можуть створювати ефект "дзвону". Для стабільного видалення мережевої інтерференції використовуються адаптивні фільтри, зокрема на основі алгоритму LMS, у яких ваги оновлюються ітеративно для мінімізації помилки між виходом фільтра та бажаним сигналом. Порівняльні дослідження показують, що адаптивні фільтри забезпечують вищий сигнал-шум та менше спотворення форми QRS порівняно з класичними режекторними фільтрами.

М'язові артефакти, або ЕМГ-шум, є найскладнішими для видалення через широкий частотний спектр, що перекриває QRS-комплекс. Традиційна низькочастотна фільтрація неефективна, оскільки призводить до розширення QRS та втрати амплітуди R-зубця. Для боротьби з ЕМГ-шумом застосовується вейвлет-денойзинг, де на дрібних масштабах амплітуда коефіцієнтів шуму мала, а корисні сигнали дають великі коефіцієнти. Процедура включає декомпозицію сигналу на рівні, порогову обробку з використанням жорсткого або м'якого порогу та реконструкцію сигналу, причому м'який поріг рекомендований для уникнення артефактів при реконструкції. Ефективними для денойзингу виявилися вейвлети Symlet та Daubechies, морфологічно схожі на комплекс QRS, що забезпечує компактне представлення енергії сигналу. Адаптивні методи

вибору порогу показують вищий сигнал-шум, оскільки враховують статистичні характеристики шуму на кожному рівні декомпозиції. Альтернативним підходом є емпірична модова декомпозиція, яка адаптивно розкладає сигнал на внутрішні модові функції, дозволяючи ізолювати високочастотні моди, що відповідають ЕМГ, від мод з ЕКГ, проте обчислювальна складність та крайові ефекти обмежують її застосування у системах реального часу.

Після очищення сигналу ЕКГ від шумів його амплітуда може значно варіюватися в межах від 0,5 до 5 мВ залежно від анатомії пацієнта, розташування електродів та характеристик підсилювача. Для забезпечення стабільної роботи алгоритмів машинного навчання та глибоких нейронних мереж необхідна нормалізація або масштабування сигналу. Відсутність нормалізації може призвести до того, що моделі будуть зміщені у бік записів з більшою амплітудою або не зможуть коректно збігтися під час навчання, що негативно впливає на ефективність градієнтного спуску.

Min-Max нормалізація є одним із простих підходів, який лінійно трансформує відліки сигналу у фіксований діапазон, зазвичай від нуля до одиниці або від мінус одного до одного. Цей метод зберігає оригінальну форму розподілу даних, проте він надзвичайно чутливий до викидів. Якщо сигнал містить різкі артефакти, наприклад стрибки амплітуди через рух електрода, весь корисний сигнал може бути "сплюснутий" у вузький діапазон значень, що призводить до втрати деталей і робить Min-Max метод ризикованим для автоматизованих систем без попереднього видалення артефактів.

Z-score стандартизація або стандартна нормалізація трансформує дані так, щоб вони мали нульове середнє та одиничне стандартне відхилення. Цей підхід є більш стійким до викидів, оскільки артефакти отримують великі значення, а основна частина сигналу залишається розподіленою навколо нуля. Z-score добре сумісний з функціями активації нейромереж та алгоритмами оптимізації, такими як SGD або Adam, і дослідження показують, що він прискорює збіжність моделей для класифікації аритмій. Для підвищення робастності часто застосовують кліппінг, який обмежує значення у певному діапазоні, або використовують

медіану та інтерквартильний розмах замість середнього та стандартного відхилення.

Спостерігається тенденція до використання двовимірних згорткових мереж для аналізу ЕКГ, що потребує специфічної підготовки даних. Сигнал може перетворюватися у спектрограму, скалограму через неперервне вейвлет-перетворення або навіть у зображення, схоже на традиційну паперову ЕКГ. У цьому випадку нормалізація застосовується до піксельних значень. Для тренування потужних моделей, таких як Vision Transformers, використовують генеративні методи, наприклад GAN або Diffusion models, для створення синтетичних сигналів, що вимагає точного зворотного перетворення нормалізованих даних у фізичні величини.

Делінеація є ключовим етапом обробки ЕКГ і полягає у визначенні точних меж та піків основних хвиль сигналу, таких як P, Q, R, S і T. Це дозволяє розраховувати клінічні маркери, зокрема інтервали QT, PR та ширину комплексу QRS. Одним із найпоширеніших методів детекції QRS-комплексів є алгоритм Пан-Томпкінса, розроблений у 1985 році. Він залишився "золотим стандартом" завдяки високій обчислювальній ефективності та стійкості до шумів. Алгоритм складається з послідовного каскаду обробок, які підсилюють QRS-комплекс та пригнічують інші компоненти. Сигнал спочатку проходить смугову фільтрацію для виділення спектральної енергії QRS, потім диференціюється для підкреслення крутих схилів R-зубця, після чого відбувається піднесення до квадрату, що робить усі значення позитивними та підсилює високі амплітуди. Наступним етапом є інтегрування у рухомому вікні для отримання огинаючої сигналу, що відображає ширину комплексу, після чого застосовується адаптивна порогова обробка, яка динамічно оновлюється та використовує механізм пошуку назад у разі пропуску піку.

Детекція P- та T-хвиль є значно складнішою через малу амплітуду та варіабельність форми. Метод фазового перетворення дозволяє ефективно виділяти ці хвилі, перетворюючи сигнал у фазовий домен. Кожен відлік ЕКГ розглядається як уявна частина комплексного числа, тоді як дійсна частина є

фіксованою константою. При проходженні сигналу через нуль або його зміні фаза різко змінюється, що дозволяє точно визначити початок і кінець Р-хвилі навіть при низькій амплітуді. Дослідження показують, що оптимізований фазорний метод забезпечує точну делінеацію Р-хвиль за допомогою аналізу перетинів нуля та екстремумів фазового сигналу.

Вейвлет-делінеація використовує мультирезолюційний аналіз для розділення компонентів ЕКГ за частотними смугами. Високочастотні компоненти, такі як QRS, домінують на малих масштабах, а низькочастотні Р і Т-хвилі – на більших масштабах. Алгоритми делінеації шукають пари максимумів і мінімумів вейвлет-коефіцієнтів на відповідних масштабах, а перетин нуля між позитивним та негативним піком вейвлет-коефіцієнта відповідає піку R-зубця. Цей підхід виявляється більш стійким до дрейфу ізолінії порівняно з методами, що базуються на похідній, і дозволяє ефективно виділяти морфологічні особливості ЕКГ.

Попередня обробка ЕКГ-сигналів пройшла значну еволюцію: від простих аналогових фільтрів до сучасних складних адаптивних і вейвлет-алгоритмів. Сучасний підхід передбачає гібридну стратегію, що поєднує кілька методів. Для очищення сигналу від ЕМГ-шуму та дрейфу ізолінії широко використовується вейвлет-денойзинг, зокрема на основі сімейства Symlet, який ефективно виділяє корисні компоненти навіть у присутності широкосмугових артефактів. Після цього сигнал піддається Z-score нормалізації, що забезпечує стабільну амплітудну шкалу та прискорює збіжність алгоритмів нейромереж. Для точної делінеації всіх компонентів серцевого циклу застосовується комбінація енергетичних методів, таких як алгоритм Пан-Томпкінса, та фазорного перетворення, що дозволяє виділяти навіть слабкі Р- і Т-хвилі з високою точністю.

Вибір конкретної комбінації методів обробки залежить від мети системи. Для моніторингу ритму достатньо базової смугової фільтрації, оскільки головним є стабільність детекції QRS-комплексів. Для діагностики ішемії та інших патологій, що пов'язані з морфологією ST-сегмента, необхідні методи, які

зберігають фазові співвідношення та точну форму хвиль, щоб уникнути помилкових клінічних інтерпретацій. Такий комплексний підхід дозволяє поєднувати точність, стійкість до шумів та придатність сигналу для подальшого аналізу штучними інтелектуальними системами [14].

2.4 Алгоритми автоматичної детекції характерних елементів ЕКГ

Ключовим етапом будь-якої системи автоматичного аналізу є делінеація, тобто визначення меж, та детекція характерних елементів сигналу: зубців P, Q, R, S, T, хвилі U, а також відповідних сегментів та інтервалів, таких як PR, QRS, QT і ST. Точність вимірювання часових та амплітудних параметрів цих елементів є критично важливою, оскільки навіть незначні відхилення можуть свідчити про серйозні патології. Наприклад, подовження інтервалу QT асоціюється з ризиком виникнення шлуночкової тахікардії типу "пірует" та раптової серцевої смерті, тоді як елевація або депресія сегмента ST є основним маркером ішемії міокарда та інфаркту.

Автоматична детекція ускладнюється нестаціонарною природою ЕКГ-сигналу та наявністю численних артефактів, які можуть імітувати морфологію корисного сигналу або спотворювати його спектральні характеристики. Крім шумів, значним викликом є варіабельність форми ЕКГ. Морфологія QRS-комплексу може суттєво змінюватися не лише між різними пацієнтами, але й у межах одного запису через зміну положення тіла, фізичне навантаження або розвиток ектопічних скорочень, таких як шлуночкові екстрасистоли. Це вимагає від алгоритмів детекції високої адаптивності та здатності працювати в умовах низького співвідношення сигнал/шум.

Сучасні підходи до вирішення цієї задачі включають класичні методи цифрової обробки сигналів, методи на основі перетворень, такі як вейвлет і методу Гільберта, геометричні методи аналізу у фазовому просторі, а також методи машинного навчання. Методи, що працюють безпосередньо в часовій області, базуються на аналізі похідних, амплітудних порогів та ширини хвиль.

Вони історично були першими і залишаються актуальними для систем з обмеженими обчислювальними ресурсами, таких як імплантовані кардіостимулятори та холтерівські монітори.

Алгоритм Пан-Томпкінса став стандартом для детекції QRS-комплексів у реальному часі. Його архітектура побудована на послідовності фільтрів і нелінійних перетворень, спрямованих на максимізацію енергії QRS-комплексу відносно фонового шуму та інших хвиль. Обробка сигналу включає попередню смугову фільтрацію для виділення частотного діапазону, де концентрується основна енергія QRS, що дозволяє усунути дрейф ізолінії, мережеві завади та м'язовий шум. Диференціювання сигналу підкреслює круті фронти QRS-комплексу, а операція нелінійного підсилення перетворює всі значення в позитивні та підсилює високоамплітудні компоненти, пригнічуючи шум. Інтегрування у ковзному вікні формує огинаючу сигналу, яка дозволяє оцінювати ширину комплексу, а адаптивна порогова обробка забезпечує коректну детекцію QRS-зубців навіть при зміні рівня сигналу та шуму. Механізми зворотного пошуку та дискримінації Т-хвилі додатково підвищують точність роботи алгоритму.

Інші класичні методи, такі як алгоритм Гамільтона-Томпкінса, розвивають ідеї Пан-Томпкінса, проте використовують вдосконалені диференціатори та специфічні правила для визначення піків R-зубців, що дозволяє підвищити чутливість до морфологічних змін при аритміях. Частотно-часові методи, зокрема вейвлет-перетворення, дозволяють розділяти високочастотні компоненти сигналу, характерні для R-зубця, та низькочастотні хвилі P і T, що забезпечує більш точну делінеацію меж. Перетворення Гільберта формує аналітичний сигнал для виявлення QRS-комплексів незалежно від полярності та морфології, а його поєднання з емпіричною модовою декомпозицією дозволяє виділяти P-хвилі та усувати високочастотний шум.

Геометричні методи, зокрема реконструкція фазового простору, дозволяють розглядати ЕКГ-сигнал як траєкторію у багатовимірному просторі, де QRS-комплекси формують характерні петлі. Аналіз площі траєкторії або

Евклідових відстаней між точками траєкторії забезпечує детекцію R-піків навіть при наявності амплітудних артефактів. Математична морфологія використовує нелінійні оператори для аналізу форми сигналу і дозволяє виділяти QRS-комплекси, усуваючи P і T хвилі, що прискорює обробку та підвищує точність.

Методи глибокого навчання останнього десятиліття забезпечують автоматичне виділення ієрархічних ознак сигналу. Одновимірні згорткові мережі успішно класифікують та сегментують ЕКГ, виділяючи локальні морфологічні патерни. Архітектури U-Net забезпечують точну делінеацію хвиль, зберігаючи низькорівневі деталі. Рекурентні мережі LSTM та гібридні CNN-LSTM враховують часові залежності між циклами сигналу, що дозволяє підвищити точність класифікації аритмій. Впровадження механізмів уваги та трансформерів дозволяє моделям фокусуватися на найбільш інформативних ділянках сигналу, забезпечуючи сучасний рівень результатів у задачах аналізу складних патологій.

Аналіз літератури показує, що для задач реального часу на енергоефективних платформах алгоритм Пан-Томпкінса та його модифікації залишаються оптимальним вибором. Для точної медичної діагностики, де критичною є делінеація сегментів та класифікація рідкісних аритмій, перевагу мають методи глибокого навчання та вейвлет-перетворення. Сучасним трендом є створення гібридних систем, де прості алгоритми застосовуються для первинного виявлення подій, а складні нейромережі виконують їх верифікацію та детальний морфологічний аналіз [19].

2.5 Методи аналізу часових параметрів ЕКГ

Аналіз часових параметрів є фундаментальним етапом обробки електрокардіограми, оскільки більшість серцевих патологій, пов'язаних із порушенням провідності та ритму, проявляються саме у зміні тривалості основних інтервалів та сегментів сигналу. Метою цього етапу є точне визначення меж характерних елементів ЕКГ, таких як зубці P, Q, R, S, T, та обчислення

часових проміжків між ними. Цей процес у технічній літературі часто називають делінеацією.

До основних параметрів, що підлягають автоматизованому аналізу, належить інтервал RR, що відображає відстань між вершинами двох сусідніх R-зубців і використовується для розрахунку частоти серцевих скорочень та аналізу варіабельності серцевого ритму. Ширина комплексу QRS відображає час деполяризації шлуночків, і її розширення свідчить про порушення внутрішньошлуночкової провідності або наявність ектопічних ритмів. Інтервал PQ вимірюється від початку зубця P до початку комплексу QRS і характеризує час проходження імпульсу по передсердях та атріовентрикулярному вузлу; його подовження є ознакою АВ-блокади. Інтервал QT відображає загальний час електричної систоли шлуночків, включаючи деполяризацію та реполяризацію, і його аналіз є критично важливим для оцінки ризику аритмій.

Особливістю аналізу інтервалу QT є його фізіологічна залежність від частоти серцевих скорочень: при збільшенні ЧСС інтервал QT у нормі скорочується. Для коректної діагностики застосовують коригований інтервал QT, який враховує тривалість попереднього серцевого циклу. Хоча традиційно використовують формулу Базета, у сучасних системах також застосовують альтернативні формули для мінімізації похибок при високій тахікардії або брадикардії.

Для точного вимірювання часових параметрів необхідно визначити фідуціальні точки, такі як початок і кінець хвиль P, початок і кінець комплексу QRS та кінець хвилі T. Для цього використовуються різні методи. Порогові методи на основі похідної дозволяють визначати точки з найбільшою швидкістю зміни напруги, проте вони чутливі до високочастотного шуму. Вейвлет-перетворення є одним із найефективніших методів для аналізу нестационарних сигналів, оскільки дозволяє розкласти ЕКГ на різні частотні діапазони та точно локалізувати межі хвиль. Метод площі під кривою застосовується для визначення кінця зубця T шляхом оцінки різкого зменшення приросту площі у ковзному вікні.

Окремим підкласом аналізу часових параметрів є статистична обробка послідовності RR-інтервалів для оцінки вегетативної регуляції серця. Основні метрики включають стандартне відхилення всіх інтервалів, середнє квадратичне різниця послідовних інтервалів, а також відсоток інтервалів, що відрізняються від сусідніх більш ніж на 50 мілісекунд, що дозволяє оцінити активність парасимпатичної нервової системи.

Методи часового аналізу дозволяють перетворити сирій сигнал ЕКГ у набір дискретних числових значень. Точність цих вимірювань критично залежить від якості попередньої фільтрації сигналу та обраного алгоритму делінеації, оскільки похибка навіть у кілька мілісекунд може змінити діагностичний висновок, наприклад, при визначенні подовженого інтервалу QT [20].

2.6 Теоретичні засади та методологія застосування глибокого навчання для автоматизованого аналізу електрокардіографічних сигналів

Стрімка цифровізація сучасної медицини та експоненціальне зростання обсягів біомедичних даних створили безпрецедентні умови для інтеграції методів штучного інтелекту у клінічну практику. Електрокардіографія, як найпоширеніший метод неінвазивної діагностики серцево-судинних захворювань, генерує великі обсяги часових рядів, що містять багатовимірну інформацію про електрофізіологічний стан міокарда. Традиційні методи автоматизованого аналізу, які спиралися на детерміновані алгоритми та експертні правила, поступово вичерпали свою ефективність через варіабельність сигналів, наявність шумів та неоднозначність морфологічних ознак. У цьому контексті методи глибокого навчання демонструють революційний потенціал, оскільки дозволяють моделі самостійно формувати ієрархію діагностичних ознак безпосередньо з сирих даних.

Історично автоматизований аналіз ЕКГ базувався на класичних алгоритмах машинного навчання, де необхідним етапом було ручне конструювання ознак.

Дослідники розробляли алгоритми для оцінки амплітуд та тривалостей основних зубців, інтервалів та додаткових параметрів сигналу, а отримані вектори ознак подавалися на вхід класифікаторів. Такий підхід, хоч і дозволяв досягати прийнятних результатів на обмежених вибірках, мав суттєві обмеження: залежність від точності сегментації, втрату тонких морфологічних деталей та експертну упередженість, що унеможливило виявлення нових біомаркерів. Глибоке навчання долає ці бар'єри завдяки багатошаровій архітектурі нейронних мереж, здатній моделювати складні нелінійні залежності та виявляти локальні й глобальні патерни сигналу, що робить його особливо ефективним при роботі з великими базами даних.

Фундаментом глибокого навчання є штучні нейронні мережі, що імітують принципи роботи біологічного мозку. У контексті ЕКГ використовуються спеціалізовані архітектури, які враховують часові та просторові залежності. Вибір функцій активації та алгоритмів оптимізації навчання є ключовим для забезпечення здатності мережі до формування глибоких репрезентацій, що відображають складну морфологію та динаміку серцевого сигналу. Для стабілізації навчання та боротьби з перенавчанням застосовують різні методи регуляризації та нормалізації, включаючи випадкове виключення нейронів, нормалізацію активацій та ранню зупинку навчання.

Згорткові нейронні мережі, спершу створені для обробки зображень, знайшли широке застосування в аналізі ЕКГ завдяки своїй здатності виділяти локальні морфологічні ознаки та робити моделі стійкими до шумів. Одновимірні CNN ефективні для роботи з часовими рядами сигналу, дозволяючи здійснювати детекцію аритмій у реальному часі на носимих пристроях. Більш потужні підходи використовують перетворення сигналу у двовимірні скалограми, що відкриває можливості для застосування архітектур, розроблених для комп'ютерного зору, з високою точністю розпізнавання комплексних патологій.

Рекурентні нейронні мережі та їхні розширення, такі як LSTM та BiLSTM, спеціально розроблені для моделювання часових залежностей та ритмічних закономірностей у сигналі. Вони дозволяють ефективно аналізувати

послідовність серцевих циклів, прогнозувати варіабельність ритму та сегментувати окремі хвилі ЕКГ. Двоспрямовані мережі BiLSTM забезпечують доступ до повного контексту сигналу, підвищуючи точність детекції ключових компонентів, таких як QRS-комплекс та P- і T-хвилі.

Сучасні гібридні архітектури об'єднують просторовий аналіз CNN та часовий аналіз RNN/BiLSTM, поєднуючи переваги обох підходів. Такі моделі дозволяють одночасно виявляти локальні морфологічні особливості та моделювати динаміку серцевого ритму, що забезпечує високу точність класифікації множинних аритмій та комплексних патологій.

Новітні парадигми глибокого навчання впроваджують механізми уваги та трансформери, що дозволяють моделі фокусуватися на найважливіших ділянках сигналу та враховувати глобальні часові залежності без рекурентності. Підхід, що розглядає ЕКГ як мову серцевих скорочень, дозволяє навчати моделі на величезних масивах нерозмічених даних, після чого швидко адаптувати її до конкретних клінічних завдань, забезпечуючи високоточну діагностику навіть за обмежених вибірок.

Успішне застосування глибокого навчання критично залежить від якості попередньої обробки даних, яка включає усунення шумів, вирівнювання ізолінії, нормалізацію та сегментацію сигналу. Для вирішення проблеми незбалансованих наборів даних застосовуються методи аугментації, генерації синтетичних прикладів та синтез нових векторів ознак.

Аналіз літератури та експериментальних досліджень підтверджує, що використання глибокого навчання для автоматизованого аналізу ЕКГ забезпечує високий рівень точності, стійкість до шумів та можливість виявляти патерни, невидимі для людського ока, водночас ставлячи нові вимоги до обчислювальних ресурсів, інтерпретованості рішень та узагальнення моделей на різні популяції пацієнтів. Гібридні моделі 2D-CNN-BiLSTM із використанням скалограм відповідають сучасним світовим стандартам та є обґрунтованим вибором для автоматизованого аналізу ЕКГ у клінічній практиці [21].

2.7 Висновки до розділу 2

Розділ 2 демонструє, що електрокардіографічний сигнал є складним об'єктом для цифрової обробки через низьку амплітуду, широкий і складний частотний спектр, нестационарність та високу варіабельність як між різними пацієнтами, так і в межах одного запису. Ці особливості обумовлюють необхідність застосування адаптивних алгоритмів, здатних враховувати часові та частотні характеристики сигналу, виділяти морфологічні елементи та оцінювати варіабельність серцевого ритму для надійного розпізнавання фізіологічних і патологічних змін. Значну складність обробки створюють різноманітні завади та артефакти, серед яких дрейф ізолінії, мережеві наводки та м'язові шуми, спектри яких перекриваються зі спектром корисного сигналу, що потребує застосування спеціалізованих фільтрів, вейвлет-перетворень та адаптивних алгоритмів денойзингу. Попередня обробка сигналу, що включає фільтрацію, нормалізацію та делінеацію, є критичною для забезпечення точності подальшого аналізу, особливо для автоматизованих систем. Методи нормалізації, зокрема Z-score та Min-Max, дозволяють уніфікувати динамічний діапазон даних і підвищити стабільність роботи алгоритмів, а точне визначення меж та піків P-QRS-T за допомогою алгоритмів на кшталт Пан-Томпкінса, фазорного перетворення та вейвлет-делінеації забезпечує достовірність розрахунку клінічних маркерів. Значний прогрес у автоматичному аналізі ЕКГ забезпечують методи глибокого навчання, включаючи згорткові нейронні мережі (CNN), рекурентні мережі з довгою короткостроковою пам'яттю (LSTM) та гібридні архітектури CNN-LSTM, які дозволяють ефективно витягувати просторово-частотні ознаки сигналу, враховувати часові залежності та класифікувати кардіоцикли за різними патологічними патернами. Застосування таких моделей у поєднанні з попередньою обробкою сигналу та нормалізацією підвищує точність детекції QRS-комплексів, P- та T-хвиль, дозволяє надійно розрізняти фізіологічні варіації та патологічні зміни, а також забезпечує ефективний моніторинг і діагностику серцевих патологій у клінічних умовах.

3 РОЗРОБЛЕННЯ АЛГОРИТМУ АВТОМАТИЧНОГО АНАЛІЗУ ЕКГ

3.1 Дані для аналізу

Оскільки навчання глибокої нейронної мережі потребує значного обсягу обчислювальних ресурсів та великого часу, особливо якщо його виконувати на комп'ютері з обмеженою продуктивністю, для реалізації цієї роботи було обрано платформу Google Colab. Ця платформа надає доступ до віртуального сервера з потужним графічним процесором, зокрема Nvidia Tesla K80, що значно прискорює процес навчання та дозволяє експериментувати з моделями, які зазвичай потребують високопродуктивного обладнання. Використання хмарного середовища знімає обмеження локального комп'ютера та забезпечує ефективну масштабованість обчислень, що є критично важливим при роботі з великими наборами даних та складними моделями глибокого навчання.

Нейронна мережа реалізована на мові програмування Python з використанням бібліотеки TensorFlow – відкритої платформи для машинного навчання, розробленої компанією Google. TensorFlow надає комплексний та гнучкий набір інструментів, бібліотек та ресурсів, які дозволяють дослідникам просувати сучасні підходи в галузі машинного навчання, а розробникам – створювати нові моделі та адаптувати їх під власні завдання. Завдяки широкому ком'юніті та підтримці численних бібліотек, TensorFlow стає універсальним середовищем для проведення експериментів, тестування алгоритмів та впровадження їх у практичні застосування.

В основі TensorFlow лежить концепція тензорів, які є багатовимірними масивами з уніфікованим типом даних (dtype). Всі тензори є незмінними (immutable), подібно до чисел чи рядків у Python, що означає: їх вміст не можна змінити після створення, можливо лише створювати нові тензори на основі існуючих. Тензори можуть мати довільну кількість вимірів, що дозволяє ефективно працювати з даними різної структури, включаючи зображення, відео, аудіо та складні багатовимірні набори даних. Такий підхід забезпечує високу

гнучкість моделювання та точність обчислень, що є ключовим у процесі навчання глибоких нейронних мереж.

Для цілей даної наукової роботи було використано QT Dataset з ресурсу PhysioNet. Цей набір даних містить 105 двоканальних електрокардіографічних записів тривалістю по 15 хвилин кожен, з розміткою початку, піку та кінця зубців P, QRS та T. Всі записи були цифровими сигналами з частотою дискретизації 250 Гц, що забезпечує достатню точність для подальшої обробки та аналізу. Для потреб цієї роботи кожен ECG-запис був розбитий на сегменти довжиною 125 точок даних з перекриттям у 10 точок між сусідніми сегментами. Обидва канали записів були розділені та використані як окремі ознаки моделі. Саме ці 125-точкові вікна сигналів слугували вхідними даними для глибокої нейронної мережі.

Щодо анотацій, у межах кожного запису від 30 до 100 типових серцевих циклів було вручну розмічено кардіологами. Для кожного комплексу вони визначали початок, пік та кінець P-зубця, початок та кінець QRS-комплексу, початок, пік та кінець T-зубця, а також, за наявності, пік та кінець U-зубця. У результаті було розмічено загалом 3622 серцевих цикли, що забезпечує достатньо велику та репрезентативну базу для навчання та валідації моделі.

Зокрема, база даних містить наступні записи з відповідними анотаціями:

- 15 записів з MIT-BIH Arrhythmia Database, що охоплюють 48 півгодинних витягів двоканальних амбулаторних ЕКГ;
- 6 записів з MIT-BIH ST Change Database, які включають 28 записів різної тривалості, більшість з яких були отримані під час фізичних навантажень та демонструють транзиторне зниження сегменту ST;
- 13 записів з MIT-BIH Supraventricular Arrhythmia Database, що охоплюють 78 півгодинних записів з прикладами надшлуночкових аритмій;
- 10 записів з MIT-BIH Normal Sinus Rhythm Database, що включають 18 довготривалих записів пацієнтів без значущих аритмій;
- 33 записи з European ST-T Database, що містять 90 анотованих витягів амбулаторних ЕКГ 79 пацієнтів та представляють різноманітні ЕКГ-

патології, такі як зміщення базального сегменту ST, викликане гіпертонією, шлуночковою дискінезією або впливом лікарських препаратів;

- 24 записи від пацієнтів з ВІН пацієнтів із раптовою серцевою смертю;
- 4 записи з MIT-BIH Long-Term ECG Database, що включають 7 довготривалих записів тривалістю від 14 до 22 годин з вручну перевіреними анотаціями серцевих циклів.

Таким чином, використаний QT Dataset забезпечує великий та різноманітний набір даних, який дозволяє моделі навчатися на широкому спектрі нормальних та патологічних ЕКГ-сигналів, що підвищує надійність та узагальнюваність результатів роботи.

У кожному записі приблизно тридцять послідовних комплексів домінантної морфології було анотовано, щоб забезпечити можливість дослідження покрокових (beat-to-beat) змін серцевого циклу. Крім того, до двадцяти комплексів недомінантної морфології були анотовані у записах, де спостерігалися значні варіації морфології QRS. Важливо зазначити, що анотації виконуються лише на останніх п'яти хвилинах кожного запису, що дозволяє алгоритмам мати мінімум десять хвилин початкових даних для навчання перед проведенням точного аналізу.

Процес ручного анотування передбачав, що кожен експерт спершу визначав приблизні межі кожного зубця, після чого, одночасно аналізуючи обидва канали запису, встановлювалось точне часове розташування фідуціальних точок (fiducial points). Головною метою цих анотацій було виправлення можливих невідповідностей, таких як пропущені або зміщені анотації, що забезпечує високу точність та надійність розмітки даних для подальшого навчання моделей машинного навчання.

3.2 Попередня обробка сигналів

Записи були витягнуті з QT Database за допомогою інструменту WFDB (Waveform Database), при цьому записи, що виявилися непотрібними для аналізу,

були виключені. Деякі записи містили анотовані комплекси лише у певні періоди, а не протягом всієї тривалості запису. Тому ділянки без анотацій були виключені зі складу корисного набору даних, щоб уникнути додаткових помилок при подальшій обробці сигналів.

На початковому етапі роботи аналіз розпочався з вивчення найбільш вираженої та важливої ознаки сигналу – комплексу QRS, який відображає серцевий ритм, тобто скорочення шлуночків серця. У базі даних цей комплекс позначений як 'N'. Виходячи з цього, всі записи, які не містять анотацій QRS-комплексів, були виключені з аналізу. Було розроблено основну функцію, яка витягує дані та анотації з бази даних та визначає відповідний індекс, що відповідає регіонам, де присутні анотації QRS.

Зони сигналу без анотацій було видалено, оскільки їх наявність могла б створювати проблеми під час навчання нейронної мережі та знижувати точність моделі. Для наочності, приклад сигналу з анотованими комплексами QRS представлений на рис. 3.1, що демонструє структуру запису та розмітку ключових серцевих циклів.

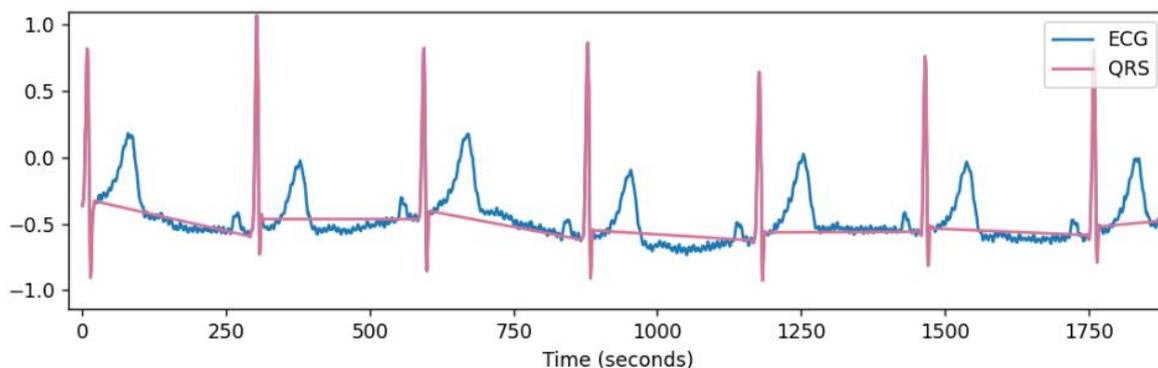


Рисунок 3.1 – Приклад сигналу з анотаціями комплексів QRS

Сигнали в базі даних уже були відносно чистими, тому для видалення зміщення базової лінії було достатньо застосувати метод лінійної регресії. Після його застосування отримані сигнали стали придатними для подальшого використання у навчанні нейронної мережі, забезпечуючи стабільність та

точність обробки даних. Такий підхід дозволяє зберегти важливу морфологічну інформацію ЕКГ, водночас усуваючи повільні низькочастотні коливання, які можуть негативно впливати на роботу алгоритму.

Замість використання FIR-фільтра, який неминуче видаляє й частоти, що представляють інтерес, незалежно від того, наскільки добре він спроектований, було обрано метод локальної лінійної регресії. Ідея цього підходу полягає у тому, щоб обчислювати лінійну регресію на вікні сигналу тривалістю приблизно 1,5 секунди, після чого визначати базову лінію як центр цього вікна. Потім вікно зміщується на одну точку вперед, і процес повторюється.

Таким чином, використовується стійкий алгоритм локально зваженої лінійної регресії, який виконує видалення варіацій базової лінії. Особливістю цього алгоритму є те, що він присвоює менші ваги викидам у регресії, тобто точкам сигналу, які значно відрізняються від локальної тенденції. Завдяки цьому короткотривалі основні характеристики ЕКГ, такі як зубці Р, комплекси QRS та зубці Т, потрапляють у категорію викидів. Як наслідок, алгоритм сходиться до розв'язку, який більш точно відображає саму базову лінію сигналу ЕКГ, не спотворюючи важливі морфологічні особливості.

Через свою обчислювальну складність алгоритм застосовується локально на вікнах тривалістю 1,5 секунди, що дозволяє значно скоротити час виконання без істотної втрати інформації. Процес є дуже ефективним, оскільки лінійну регресію можна розв'язати аналітично у закритій формі, що забезпечує швидку та точну обробку сигналів.

На рис. 3.2 наведено приклад сигналу до та після процедур попередньої обробки, спрямованих на видалення зміщення базової лінії. Синій сигнал представляє оригінальний запис, витягнутий з бази даних, тоді як світло-блакитний сигнал показує результат після застосування методів попередньої обробки. Як можна чітко спостерігати, після видалення варіацій базової лінії сигнал центрований відносно нуля, що дозволяє нейронній мережі більш ефективно аналізувати морфологічні характеристики ЕКГ без впливу повільних низькочастотних коливань. Такий підхід значно підвищує стабільність та

точність обробки даних, забезпечуючи надійну основу для подальшого навчання моделі.

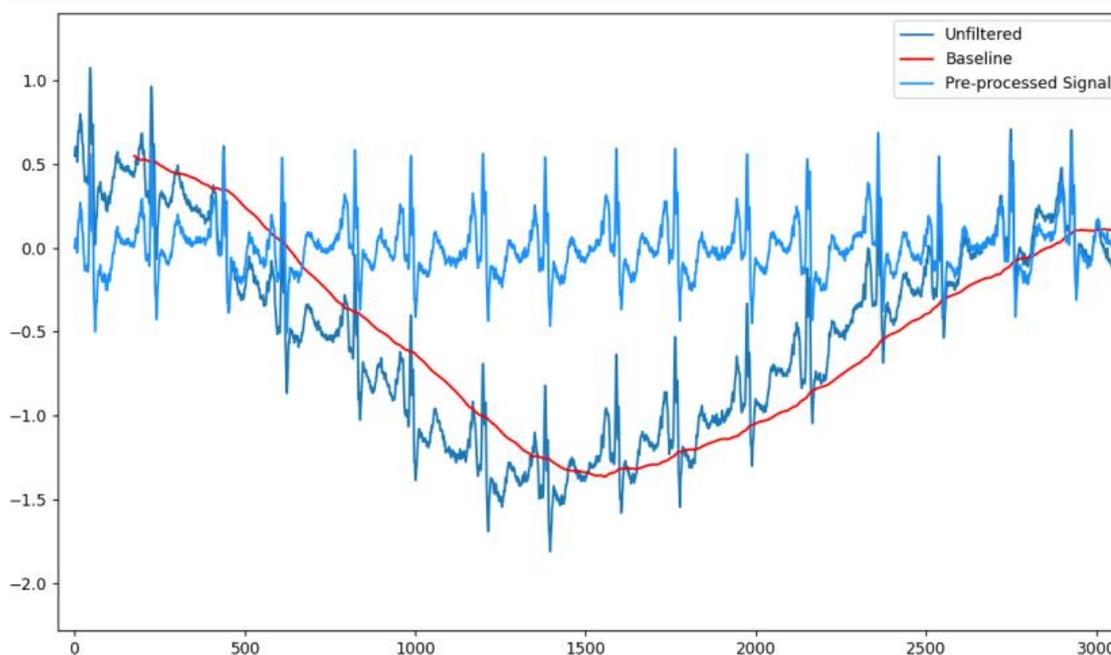


Рисунок 3.2 – Приклад сигналу до та після видалення зміщення ізолінії

Для перетворення одновимірних сигналів ЕКГ у двовимірні зображення було використано безперервне вейвлет-перетворення, що дозволяє отримати скалограму сигналу. Такий підхід дає можливість аналізувати сигнал не лише у часовій, а й у частотній області, що значно полегшує подальший процес виділення ознак для навчання моделі.

З метою зменшення обчислювальної складності моделі частоту дискретизації сигналу було знижено з 250 Гц до 125 Гц, що дозволяє скоротити розмір вхідних даних без істотної втрати інформації. Оскільки сигнал ЕКГ складається з компонент різних частот, його трансформація у часово-частотну область є ключовою для ефективного виділення морфологічних та частотних ознак, таких як зубці Р, комплекси QRS та зубці Т.

Безперервне вейвлет-перетворення визначається наступним чином:

$$CWT(scale, position) = \int_{-\infty}^{\infty} f(t) * \psi(scale, position, t) dt, \quad (3.1)$$

де $CWT(scale, position)$ – результат безперервного вейвлет-перетворення (вейвлет-коефіцієнт);

$f(t)$ – вхідний сигнал (аналізована функція від часу);

$\psi(scale, position, t)$ – материнська вейвлет-функція;

$scale$ – масштабний коефіцієнт, який відповідає за розтягнення або стиснення вейвлет-функції (обернено пропорційний частоті);

$position$ – параметр зсуву, що визначає локалізацію вейвлета на часовій осі;

t – змінна часу [22].

Скалограма – це інструмент, який дозволяє будувати та відображати двовимірний спектр безперервного вейвлет-перетворення (CWT) і представляє модуль коефіцієнтів CWT для сигналу. Колір на скалограмі відображає амплітуду частотних компонентів: світліші відтінки відповідають найбільшим компонентам сигналу, тоді як темніші – найменшим.

Для обчислення CWT використано вейвлет Морле (Morlet Wavelet), який має односторонній спектр та комплексні значення у часовій області. Цей вейвлет дозволяє точно виділяти як часові, так і частотні характеристики сигналу, що особливо важливо при аналізі складних багаточастотних ЕКГ-сигналів.

У рамках цієї роботи коефіцієнти CWT у вигляді скалограми використовуються як двовимірні зображення, які надалі слугуватимуть вхідними даними для глибокої нейронної мережі з метою класифікації ознак сигналу. Такий підхід дозволяє ефективно поєднувати часові та частотні характеристики ЕКГ, забезпечуючи точніше виділення морфологічних особливостей, таких як зубці Р, комплекси QRS та зубці Т.

На рис. 3.3 представлено приклад скалограми разом із відповідним сигналом ЕКГ, що ілюструє зв'язок між часовою формою сигналу та його спектральними характеристиками у часово-частотній області. Така візуалізація

демонструє, як інформація про амплітуду та частоту компонентів сигналу переноситься у формат, придатний для навчання нейронної мережі.

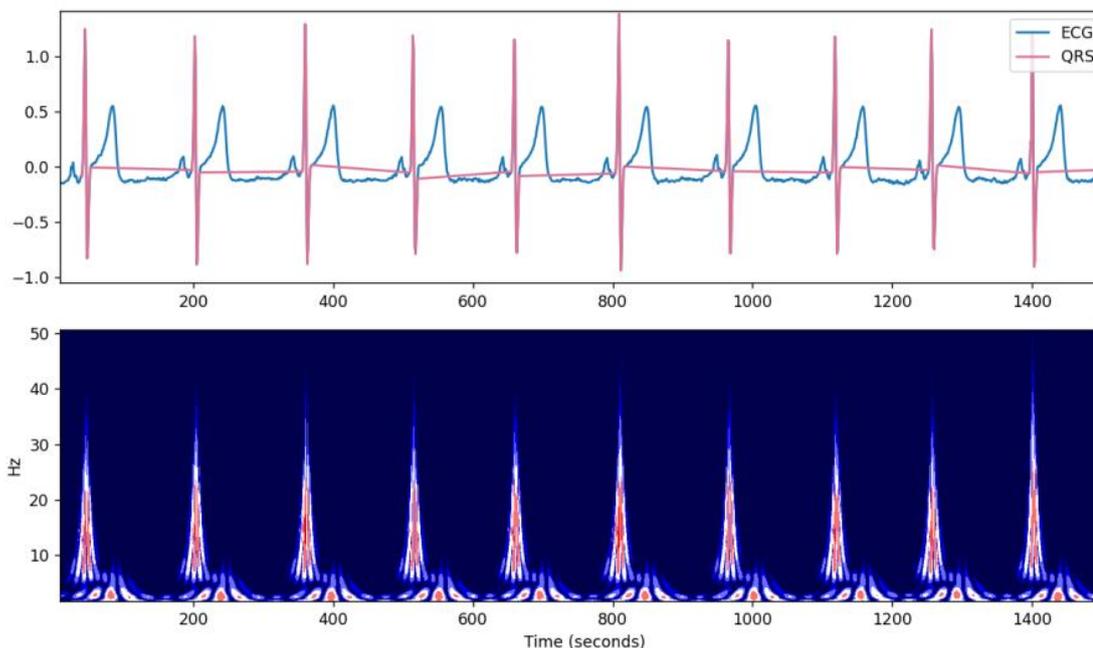


Рисунок 3.3 – Приклад ЕКГ-сигналу з відповідною скалограмою

Колірні варіації на скалограмі безперервного вейвлет-перетворення відображають амплітуду частотних компонентів сигналу. Темніші відтінки відповідають більшій амплітуді, що свідчить про активніші або потужніші коливання на відповідній частоті, тоді як світліші відтінки позначають меншу амплітуду, тобто менш виражені компоненти сигналу. Такий колірний код дозволяє наочно оцінювати енергетичний розподіл сигналу в часово-частотній області та виявляти значущі патерни, які можуть бути неочевидні при звичайному часовому аналізі ЕКГ.

Відмінності між скалограмами здорових пацієнтів і пацієнтів із патологіями проявляються у різних частотних діапазонах, де локалізовані ключові елементи серцевого циклу. Наприклад, патологічні комплекси можуть мати зміщені або розширені спектральні компоненти, що відображає зміни в електрофізіології серця. Такі спектральні аномалії часто є характерними для

конкретних кардіологічних станів, включно з надшлуночковими або шлуночковими порушеннями ритму.

Ці відмінності між нормальними та аномальними комплексами на скалограмі можуть бути ефективно використані глибокими нейронними мережами для автоматичного виявлення порушень серцевого ритму. Завдяки здатності мереж навчатися на часово-частотних патернах, вона може розпізнавати навіть незначні зміни у морфології сигналу, які важко зафіксувати при візуальному аналізі або простих часових характеристиках.

Як приклад, на скалограмі, отриманій для передчасного шлуночкового скорочення (рис. 3.4), можна чітко побачити, як змінюється спектральна структура сигналу порівняно з нормальним серцевим циклом. Патологічний комплекс відображається на скалограмі як локалізована зміна частотних компонентів, що виділяє його серед інших серцевих циклів. Такі візуальні та спектральні відмінності дозволяють моделі ефективно навчатися на прикладах нормальних та патологічних сигналів, підвищуючи точність виявлення аритмій і інших порушень серцевого ритму.

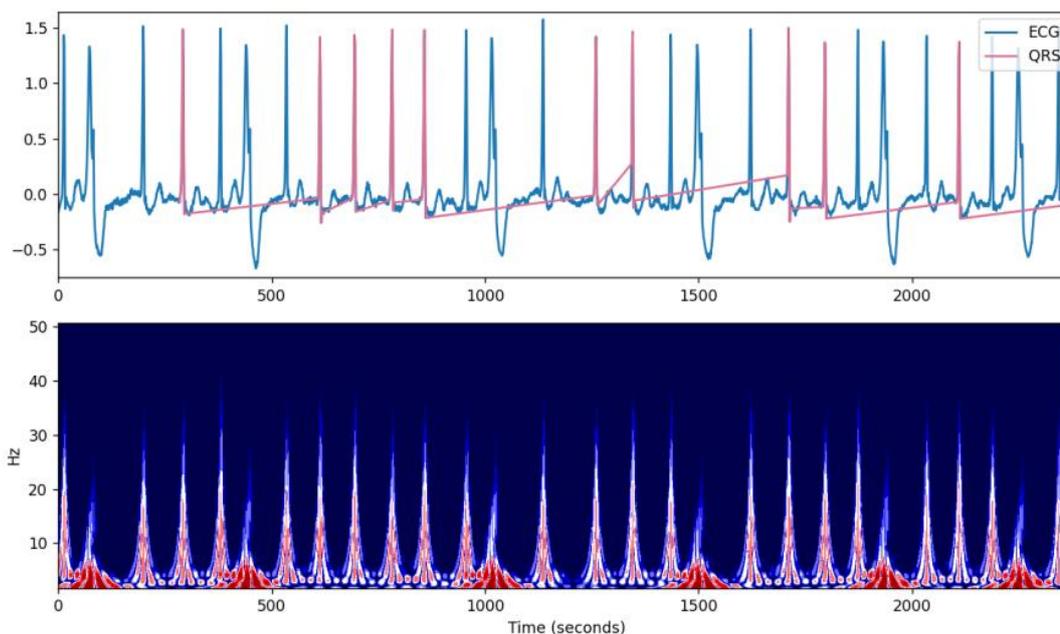


Рисунок 3.4 – Приклад скалограми при наявності передчасного шлуночкового скорочення

Завдяки цьому підходу скалограму можна розглядати як важливий інструмент для автоматизованої діагностики, оскільки вона перетворює одномірний ЕКГ-сигнал у багатовимірне зображення, яке містить одночасно інформацію про час, частоту та амплітуду сигналу. Це робить аналіз більш гнучким та інформативним у порівнянні зі стандартними методами часової обробки ЕКГ.

3.3 Сегментація даних

Для автоматичного виділення ознак із оцифрованих сигналів застосовуються динамічні моделі глибокого навчання, такі як згорткові нейронні мережі (CNN). Для ефективного навчання такі моделі потребують великого обсягу даних, оскільки недостатня кількість інформації може знижувати точність і узагальнюваність моделі. Крім того, інколи вхідні сигнали мають значну довжину, що може призводити до деградації продуктивності мережі. У таких випадках необхідно розбивати ЕКГ-сигнали та відповідні анотації на менші сегменти, щоб уникнути цих проблем та забезпечити стабільне навчання моделі.

У цій роботі було використано метод ковзних вікон: кожне вікно має тривалість 1 секунду (125 точок, при частоті дискретизації 125 Гц), а крок переміщення вікна становить 10 точок. Після застосування цього підходу було отримано приблизно 15 000 вікон даних, що містять анотації комплексів QRS і є придатними для навчання нейронної мережі.

Кожне вікно включає комплекс QRS або його частину разом із відповідною анотацією (рис. 3.5). Такий підхід дозволяє моделі навчатися на повних та часткових комплексах, підвищуючи точність класифікації. Загальна кількість вікон, отриманих у результаті цього процесу, становить 15 089.

Для навчання та тестування моделі 90% отриманих вікон використовували для навчання, тоді як 10% було відкладено для тестування. Ця процедура проводилася для обох каналів ЕКГ, після чого вікна обох каналів об'єднувалися

для подальшого використання. Наприкінці для оцінки стабільності та узагальнюваності моделі застосовано k-fold крос-валідацію, що дозволяє отримати надійну оцінку продуктивності та зменшити вплив випадкових коливань у даних на результати навчання.

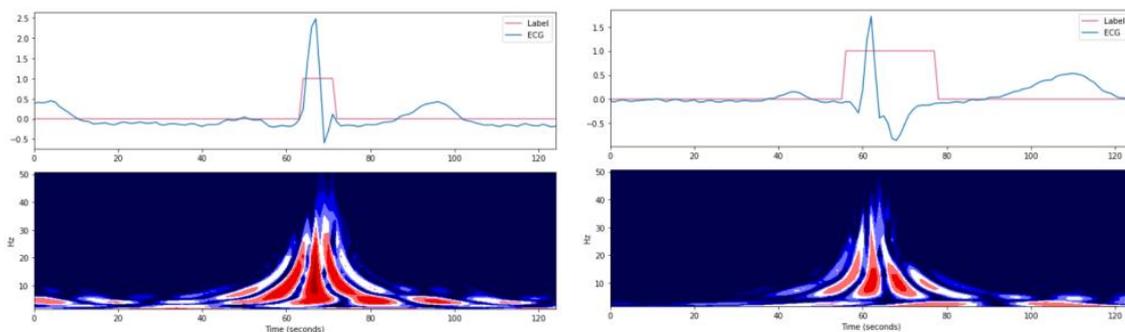


Рисунок 3.5 – Приклад сегментації ЕКГ-даних: кожне вікно містить один комплекс QRS або його частину разом із відповідною анотацією

3.4 Вибір моделі глибокого навчання

Реалізована глибока нейронна мережа (DNN) включає дві згорткові нейронні мережі (CNN) та дві двонаправлені мережі з довгою короткочасною пам'яттю (Bidirectional Long Short-Term Memory, BiLSTM).

Згорткові мережі в цій роботі використовуються для автоматичного виділення часових ознак сигналу ЕКГ. Основними функціями CNN є згортка, максимальне об'єднання, класифікація та застосування нелінійності. Згортковий шар 2D відповідає за генерацію карти ознак з використанням двовимірних фільтрів на вхідних даних.

Для вибору корисної інформації від кожного нейрона застосовується функція активації ReLU (Rectified Linear Unit), яка є нелінійною і деактивує нейрони з від'ємними значеннями, знижуючи лінійність обробки сигналу.

Для стабілізації процесу навчання та уникнення перенавчання використовується шар пакетної нормалізації (Batch Normalization), який оцінює

середнє та дисперсію вхідних пакетів, після чого масштабує, нормалізує та зміщує їх.

Зменшення розмірності даних досягається за допомогою шару максимального об'єднання (Max Pooling 2D), що дозволяє скоротити обчислювальну складність без втрати ключових ознак. Крім того, для подальшого запобігання перенавчанню застосовується регуляризація Dropout, при якій випадково виключається 25 % нейронів під час навчання, що зменшує залежності між ними та підвищує здатність моделі узагальнювати інформацію.

Такий набір шарів забезпечує ефективне виділення часо-просторових ознак ЕКГ, підтримуючи стабільність навчання та підвищуючи точність класифікації серцевих циклів.

Для переходу від згорткових мереж (CNN) до LSTM необхідно застосувати операцію time-distributed flatten, яка перетворює двовимірну матрицю у одномірний вектор, придатний для подачі на повнозв'язний шар. Мережі LSTM здатні передбачати майбутні комплекси QRS завдяки інформації про попередні цикли, оскільки вони ефективно працюють із часовими рядами та враховують динамічні характеристики ЕКГ-сигналу. У межах цієї роботи реалізовано структуру з двох шарів LSTM, кожен з яких супроводжується шаром Dropout із випадковим виключенням 25 % нейронів, що дозволяє зменшити ризик перенавчання. Модель передбачає дві класи на виході: наявність QRS-комплексу або його відсутність.

Ідея двонаправлених мереж (Bidirectional Neural Networks) полягає в дублюванні першого рекурентного шару для отримання двох паралельних шарів: вхідна послідовність подається на перший шар у прямому порядку, а на другий – у зворотному. У цій роботі перший прихований шар першої LSTM містить 100 блоків пам'яті, тоді як перший прихований шар другої LSTM – 50 блоків. Вихід моделі проходить через ще один time-distributed шар, що дозволяє отримати прогнозоване значення для кожного кроку часу. Далі застосовуються шари пакетної нормалізації та регуляризації Dropout (25 %), після чого остаточний вихід формується на повнозв'язному шарі з функцією активації softmax для

передбачення фінального бінарного значення. Така архітектура дозволяє моделі враховувати як минулі, так і майбутні характеристики сигналу, що підвищує точність класифікації комплексів QRS та здатність нейронної мережі узагальнювати інформацію на нових даних.

3.5 Тренування моделі

Процес навчання моделі поділяється на дві основні фази: пряму (forward propagation) та зворотну (backward propagation). Під час прямої фази нейронна мережа обробляє вхідні дані завдяки численным нейронам, організованим у шари, і повертає результат на вихідному шарі. Цей процес включає подачу вхідних сигналів на перший шар нейронів, їх обробку функцією активації та передачу результатів у наступний шар, поки не буде отримано фінальний вихід. Зворотна фаза полягає у мінімізації різниці між прогнозованим виходом та фактичними значеннями цільових параметрів. Під час цієї фази мережа «переходить назад», оновлюючи вагові коефіцієнти нейронів, що найбільше впливають на помилку, таким чином зменшуючи її. Цей процес оновлення ваг на основі похибок відомий як BackPropagation.

Кожен цикл навчання, або епоха, включає один повний прогін прямої та зворотної пропагації. Алгоритм backpropagation реалізує правило ланцюга диференціювання для обчислення градієнтів функції втрат відносно параметрів на кожному шарі мережі. Градієнт представляє собою вектор частинних похідних цільової функції відносно вхідних змінних і визначає напрямок, у якому слід оновлювати вагові коефіцієнти для зменшення помилки, і обчислюється за формулою:

$$\text{Gradient} = \frac{\partial L}{\partial w} , \quad (3.2)$$

де L – функція втрат, w – вагові коефіцієнти нейронів [23].

Крок оцінки градієнта визначається швидкістю навчання, а процес повторюється ітеративно до досягнення мінімуму цільової функції або виконання інших умов зупинки. На початку навчання вагові коефіцієнти кожного шару ініціалізуються випадковим чином. Після цього вхідні дані обробляються вперед, вихідні значення порівнюються з цільовими, обчислюється помилка, і на її основі визначаються зміни ваг через правило диференціювання. Оновлення ваг відбувається пропорційно швидкості навчання у напрямку зменшення градієнта помилки.

Для прискорення процесу навчання та зменшення кількості ітерацій, необхідних для знаходження оптимального поєднання ваг, можуть використовуватися різні алгоритми оптимізації, такі як Gradient Descent (GD) або Stochastic Gradient Descent (SGD). Метод GD здійснює повну зворотну пропagaцію для знаходження мінімуму функції втрат, тоді як SGD є стохастичним наближенням GD, адаптованим для мінімізації функції втрат на підмножинах даних. Це значно знижує обчислювальні витрати, оскільки градієнт обчислюється не на всьому наборі даних, а на випадково обраній частині, що дозволяє ефективніше тренувати модель при великих обсягах даних.

Процес навчання запропонованої моделі глибокого навчання ґрунтується на стандартному ітеративному підході та включає дві взаємопов'язані фази – пряме та зворотне поширення сигналу в нейронній мережі. Під час прямого поширення вхідні дані послідовно проходять через усі шари мережі, де на кожному етапі виконуються лінійні перетворення та нелінійні активації, у результаті чого формується вихідне передбачення моделі. Значення на вихідному шарі відображає прогнозований клас сигналу та використовується для подальшої оцінки якості моделі.

На етапі зворотного поширення здійснюється мінімізація похибки між прогнозованими значеннями та реальними мітками класів. Для цього помилка передається у зворотному напрямку – від вихідного шару до вхідного – з поступовим коригуванням вагових коефіцієнтів тих нейронів, які найбільше впливають на кінцевий результат. Такий механізм оновлення параметрів

дозволяє мережі поступово навчатися та покращувати здатність до розпізнавання характерних особливостей електрокардіографічного сигналу.

Один повний цикл прямого та зворотного поширення називається епохою навчання. Під час кожної епохи модель обробляє навчальні дані, оцінює величину помилки та відповідно коригує свої параметри. На початковому етапі всі ваги мережі ініціалізуються випадковими значеннями, після чого в процесі багаторазових ітерацій поступово наближаються до оптимальної конфігурації, що забезпечує мінімальну похибку класифікації.

Для пришвидшення збіжності процесу навчання та підвищення його стабільності застосовуються оптимізаційні алгоритми. Зокрема, у роботі використано адаптивний метод оптимізації Adam, який поєднує переваги класичного стохастичного градієнтного спуску та його модифікацій. Цей алгоритм автоматично підлаштовує швидкість навчання для кожного параметра мережі на основі оцінки статистичних характеристик градієнтів, що дозволяє зменшити кількість ітерацій, необхідних для досягнення оптимального результату.

Під час навчання моделі контролюються основні метрики якості, зокрема точність класифікації, значення функції втрат та площа під ROC-кривою (AUC), що дає змогу об'єктивно оцінити ефективність запропонованої архітектури та її здатність до розпізнавання комплексів QRS в електрокардіографічних сигналах.

3.6 Крос-валідація моделі методом k-fold

У межах цієї роботи для об'єктивної оцінки якості та узагальнювальної здатності запропонованої моделі глибокого навчання було застосовано метод k-fold крос-валідації. Цей підхід є одним із найбільш поширених та надійних інструментів статистичної перевірки ефективності моделей машинного навчання, особливо у випадках, коли обсяг доступних даних є обмеженим або неоднорідним.

Основною метою методу k-fold крос-валідації є отримання стабільної та репрезентативної оцінки продуктивності моделі без залучення тестового набору даних. Тестовий набір при цьому залишається повністю незалежним і використовується лише на завершальному етапі після підбору архітектури, гіперпараметрів та оптимізації процесу навчання. Таким чином, виключається ризик витоку інформації з тестових даних та завищення отриманих результатів.

Принцип роботи k-fold крос-валідації полягає у багаторазовому поділі навчального набору даних на підмножини, які по черзі використовуються для навчання та валідації моделі. Схематичне представлення цього процесу наведено на рис. 3.6. На першому етапі вихідний навчальний набір випадковим чином розбивається на k неперекривних частин, які називаються фолдами. У даній роботі було обрано значення $k = 10$, що є компромісом між обчислювальною складністю та надійністю оцінки результатів.

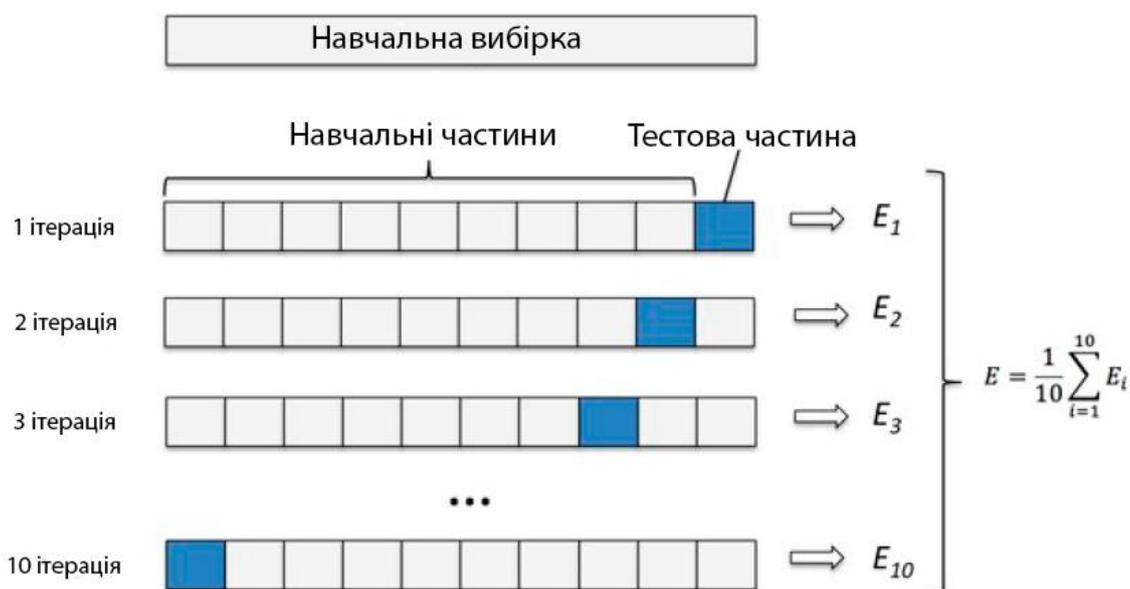


Рисунок 3.6 – K-fold крос-валідація

На кожній ітерації крос-валідації один із фолдів використовується як валідаційний набір, тоді як решта $k-1$ фолдів формують навчальну вибірку. Процедура навчання моделі повторюється k разів, причому на кожному кроці

валідаційна підмножина є іншою. Це дозволяє забезпечити участь кожного зразка даних у процесі валідації рівно один раз та у процесі навчання – $k-1$ разів.

Після завершення всіх ітерацій для кожного фолду обчислюються відповідні метрики якості, зокрема точність класифікації, значення функції втрат та площа під ROC-кривою. Отримані результати усереднюються, що дає змогу оцінити так звану out-of-sample похибку – очікувану помилку моделі на нових, раніше не бачених даних. Усереднення результатів значно зменшує вплив випадкового розподілу даних та підвищує достовірність оцінки ефективності моделі.

Застосування k-fold крос-валідації у процесі навчання також дозволяє своєчасно виявляти проблеми перенавчання та недонавчання моделі. Якщо значення метрик суттєво відрізняються між окремими фолдами, це може свідчити про високу чутливість моделі до конкретного складу навчальних даних або недостатню узагальнювальну здатність архітектури. У такому випадку можливе коригування гіперпараметрів, структури мережі або підходу до сегментації даних.

Отже, використання k-fold крос-валідації в даній роботі забезпечує більш надійну та об'єктивну оцінку продуктивності нейронної мережі на етапі навчання, зменшує ризик статистичних перекосів та підвищує загальну достовірність отриманих експериментальних результатів.

3.7 Узагальнення моделі глибокого навчання на інші компоненти ЕКГ

Хоча основна увага в попередніх підрозділах була зосереджена на аналізі комплексу QRS як найбільш вираженого елемента ЕКГ, розроблений підхід глибокого навчання не є специфічним лише для цього компонента. Та сама архітектура моделі та конвеєр попередньої обробки можуть бути узагальнені для виділення й аналізу інших морфологічних складових електрокардіограми, зокрема зубців P і T.

Зубець Р відображає процес деполяризації передсердь, тоді як зубець Т відповідає фазі реполяризації шлуночків. Зміни у формі, тривалості або часовому розташуванні цих компонентів можуть бути пов'язані з різними патологічними станами серцево-судинної системи, включно з порушеннями ритму, ішемією або електролітними дисбалансами, що робить їх аналіз доцільним у задачах автоматизованої обробки ЕКГ.

Для точного виявлення Р і Т зубців критично важлива наявність анотацій, які визначають початок і кінець кожного зубця. Такі розмітки дозволяють коректно локалізувати компоненти сигналу у часовій області та забезпечують правильне співставлення сегментів сигналу з відповідними класами під час формування навчальних даних для глибокої нейронної мережі. Це особливо важливо для зубця Т, який зазвичай має меншу амплітуду та більшу варіабельність форми порівняно з комплексом QRS, що ускладнює його автоматичну ідентифікацію.

Після анотації до сигналів із зубцями Р і Т були застосовані ті самі процедури попередньої обробки, що й для аналізу QRS-комплексів. Зокрема, виконувалося видалення зміщення базової лінії та нормалізація сигналу для усунення низькочастотних спотворень і підвищення стабільності подальшого аналізу. Після цього сигнал розбивався на часові вікна фіксованої тривалості, кожне з яких містило один зубець або його частину разом із відповідною анотацією. Такий підхід дозволяє створити уніфікований та однорідний набір даних, придатний для навчання глибокої нейронної мережі.

Завдяки застосуванню однакових методів обробки для QRS-комплексів, зубців Р і Т забезпечується узгодженість методології та можливість використання єдиної архітектури нейронної мережі для різних компонентів ЕКГ. Це підвищує універсальність запропонованої системи та дозволяє ефективно поєднувати часові й частотні характеристики сигналу, покращуючи точність виділення морфологічних ознак та підвищуючи практичну цінність автоматизованого аналізу ЕКГ.

3.8 Реалізація і результати

У цьому підрозділі представлено реалізацію глибокої нейронної мережі (DNN) разом із отриманими метриками та результатами для трьох моделей нейронних мереж, навчання яких проводилось відповідно для виділення зубців Р, комплексів QRS та зубців Т у ЕКГ-сигналі. Для детального розуміння архітектури запропонованої моделі важливо розглянути послідовність її шарів, їхню розмірність та кількість параметрів, що вони містять. Таблиця 3.1 систематизує цю інформацію, демонструючи, як дані проходять через різні типи шарів, включно з 2D-згортковими шарами, шарами нормалізації, пулінгу, dropout, а також рекурентними шарами типу Bidirectional LSTM. Такий підхід дозволяє оцінити складність моделі та її здатність до ефективного виділення ознак сигналу ЕКГ.

Таблиця 3.1 – Зведені дані про розмірність та параметри шарів нейромережі

Шар (тип)	Розмірність виходу	Кількість параметрів
conv2d (Conv2D)	(None, 125, 62, 32)	832
activation (Activation)	(None, 125, 62, 32)	0
batch_normalization (BatchNormalization)	(None, 125, 62, 32)	128
max_pooling2d (MaxPooling2D)	(None, 125, 15, 32)	0
dropout (Dropout)	(None, 125, 15, 32)	0
conv2d_1 (Conv2D)	(None, 125, 15, 32)	25632
activation_1 (Activation)	(None, 125, 15, 32)	0
batch_normalization_1 (BatchNormalization)	(None, 125, 15, 32)	128
max_pooling2d_1 (MaxPooling2D)	(None, 125, 3, 32)	0
dropout_1 (Dropout)	(None, 125, 3, 32)	0

time_distributed (TimeDistributed)	(None, 125, 96)	0
bidirectional (Bidirectional)	(None, 125, 200)	157600
bidirectional_1 (Bidirectional)	(None, 125, 100)	100400
time_distributed_1 (TimeDistributed)	(None, 125, 5)	505
batch_normalization_2 (BatchNormalization)	(None, 125, 5)	20
dropout_2 (Dropout)	(None, 125, 5)	0
time_distributed_2 (TimeDistributed)	(None, 125, 2)	12

Графічне представлення архітектури моделі показує послідовність шарів та напрямок проходження даних через мережу (рис. 3.7). Схема дозволяє швидко оцінити структуру моделі та взаємозв'язки між її компонентами.

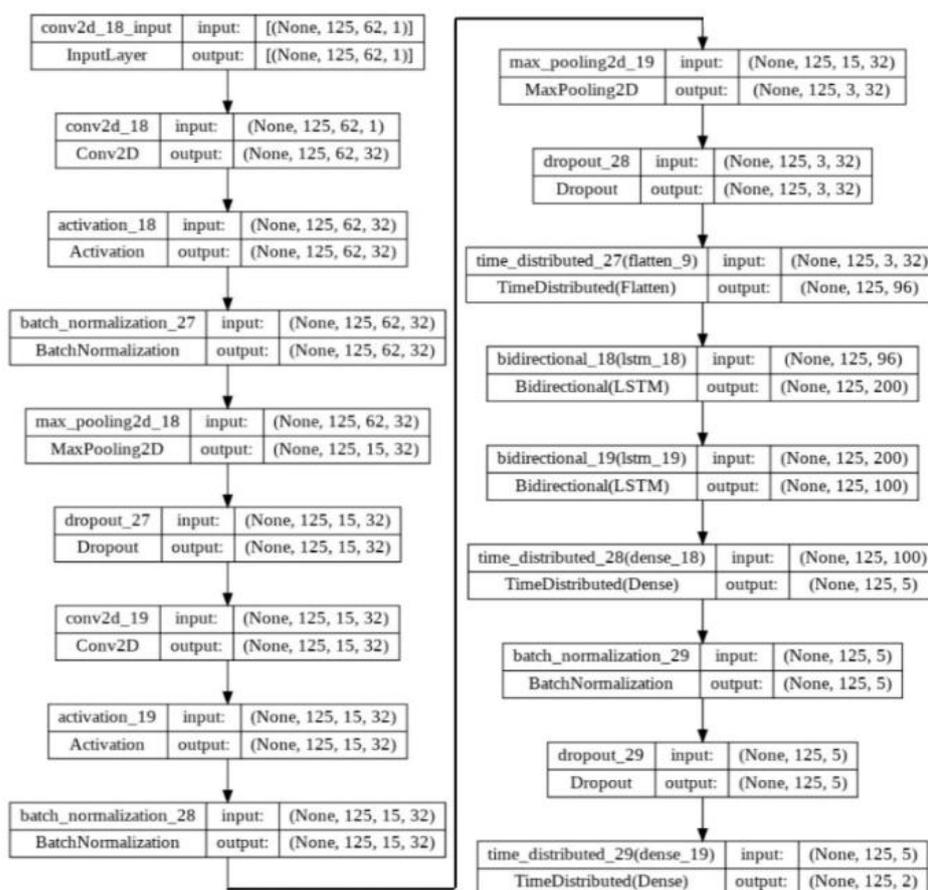


Рисунок 3.7 – Архітектура запропонованої нейронної мережі

Вихід усіх попередніх шарів проходить через операцію часово-розподіленого вирівнювання (time-distributed flattening), що забезпечує перехід від CNN до LSTM, після чого дані подаються на шар двонаправленого LSTM із загальною кількістю 200 LSTM-клітин (по 100 у кожному напрямку). Далі використовується ще один двонаправлений LSTM-шар, який містить 100 LSTM-клітин (по 50 у кожному напрямку). Така архітектура отримала назву 2D-CNN-BiLSTM. Вихід останнього двонаправленого шару подається на часово-розподілений Dense-шар, після якого слідує шар пакетної нормалізації та Dropout. Останній Dense-шар присвоює кожній точці даних у вікні сигналу ЕКГ один із двох класів. Зокрема, вихід DNN набуває значення 1 або 0 залежно від того, чи виявляє мережа наявність комплексу QRS.

Архітектура запропонованої DNN реалізована на Python із використанням TensorFlow – відкритої платформи для повного циклу розробки нейронних мереж, та Keras – високорівневої бібліотеки для роботи з нейронними мережами поверх TensorFlow. Деякі допоміжні функції, зокрема k-fold Cross Validation, реалізовані за допомогою бібліотеки scikit-learn.

Щоб уникнути перенавчання, встановлено мінімальну зміну функції втрат на валідаційному наборі для моніторингу процесу ранньої зупинки (early stopping). Цей механізм припиняє навчання, коли результати моделі на валідаційному наборі не покращуються щодо визначеного критерію (у даному випадку – функції втрат). Якщо абсолютна зміна валідаційної втрати менша за задану дельту 0,001, крок вважається без покращень і процес навчання зупиняється раніше.

Для підвищення ефективності навчання застосовується k-fold Cross Validation ($k = 10$). Валідаційний набір формується шляхом випадкового відбору з усієї бази даних і відрізняється для кожного з 10 фолдів. Для кожного фолду моніторяться метрики точності (accuracy), функції втрат (loss) та AUC, а оцінювальні показники включають ROC, чутливість (sensitivity), специфічність (specificity) та F-score.

Модель навчається протягом 30 епох із використанням категоріальної крос-ентропії (categorical cross-entropy) як функції втрат.

Для навчання і дослідження нейромережі були використані реальні електрокардіографічні записи, отримані з відкритого наукового репозиторію PhysioNet, який підтримується MIT Laboratory for Computational Physiology та є загальноновизнаним джерелом стандартизованих фізіологічних сигналів для біомедичних досліджень. PhysioNet забезпечує вільний доступ до клінічно валідованих, анотованих баз даних, що широко використовуються для розроблення та порівняльної оцінки алгоритмів обробки сигналів і методів машинного навчання.

У межах даного дослідження основна увага була зосереджена на ЕКГ-записах із серцевими патологіями, що дозволяє розв'язувати задачі автоматичного виявлення та локалізації патологічних змін. Для аналізу використовувалися записи з баз даних PhysioNet, які містять як нормальні серцеві цикли, так і патологічні стани, зокрема різні типи аритмій, ішемічні зміни, порушення провідності та ознаки інфаркту міокарда. Особливу цінність становлять детальні експертні анотації, що включають маркування окремих серцевих скорочень, сегментів та характерних морфологічних елементів ЕКГ.

ЕКГ-сигнали представлені у цифровому вигляді з фіксованою частотою дискретизації та збережені у форматі WFDB, що забезпечує сумісність із сучасними інструментами обробки біомедичних сигналів. Наявність багатоканальних записів (зокрема записів ЕКГ в 2 та 12 відведеннях) дозволяє аналізувати просторові особливості електричної активності серця, що є критично важливим для задач локалізації патологічних змін, а не лише їх бінарної класифікації.

Використання даних PhysioNet забезпечує високу відтворюваність дослідження та коректність порівняння отриманих результатів із результатами інших наукових робіт. Крім того, клінічне походження записів і їхня попередня експертна валідація дозволяють розглядати отримані нейромережеві моделі як

потенційно придатні для подальшого застосування в системах комп'ютерної підтримки прийняття клінічних рішень.

Для досліджень було обрано 250 записів, з них 100 записів здорових людей без явних патологій серця, 150 записів – ЕКГ людей з серцевими патологіями. До цієї сукупності було застосовано метод k-fold крос-валідації з $k = 10$.

Результати одночасного виявлення трьох основних компонентів ЕКГ представлені в табл. 3.2. У ній наведено показники точності, втрат, чутливості, специфічності та F-міри для кожної ознаки.

Таблиця 3.2 – Метрики ефективності DNN для виявлення Р-хвиль, QRS-комплексів та Т-хвиль

Компонент	Точність (Accuracy)	Втрати (Loss)	Чутливість (Sensitivity)	Специфічність (Specificity)	F-міра (F-score)
Р-хвилі	96,19 %	0,1227	87,82%	97,42 %	0,8558
QRS- комплекси	97,71 %	0,0727	92,33%	98,15 %	0,9127
Т-хвилі	96,41 %	0,1173	93,47%	97,38 %	0,9246

Після того як окремі ознаки були виявлені, наступним кроком у цій роботі є їхнє одночасне виявлення в сигналі шляхом об'єднання розроблених DNN. Зокрема, на завершальному етапі роботи модель складатиметься з трьох глибоких нейронних мереж, по одній для кожної з основних ознак (Р-хвилі, комплекс QRS та Т-хвилі), щоб отримати вікна даних, у яких усі ознаки будуть мічені одночасно. Ця процедура дозволяє вимірювати самі ознаки та інтервали між ними.

Спершу попередньо навчені три розроблені моделі зберігаються окремо. Після цього обирається сигнал із бази даних і попередньо обробляється, щоб отримати форму, відповідну вхідним даним нейронних мереж. Обраний сигнал спочатку обробляється для видалення зміщення базової лінії, після чого обчислюється скалограм, щоб отримати 2D-зображення для подачі на мережі.

Після сегментації сигналу на вікна сигнал подається у попередньо навчені три моделі. Виходи нейронних мереж показані на рис. 3.8.

Кожен прогнозований вихід кожної з мереж є послідовністю 1 та 0 залежно від ймовірності наявності або відсутності певної ознаки в кожному зразку. Наприклад, на рис. 3.8 жовта мітка відображає прогноз мережі щодо ймовірності того, що сигнал у даному зразку відповідає Р-хвилі. Те саме відбувається для комплексів QRS і Т-хвиль, позначених червоною та світло-блакитною мітками відповідно.

Аналогічну процедуру застосовано до сигналів, які повністю не входять до навчальної бази даних, щоб перевірити, що модель DNN здатна правильно прогнозувати виходи навіть для сигналів, з якими вона раніше не стикалася (рис. 3.9).

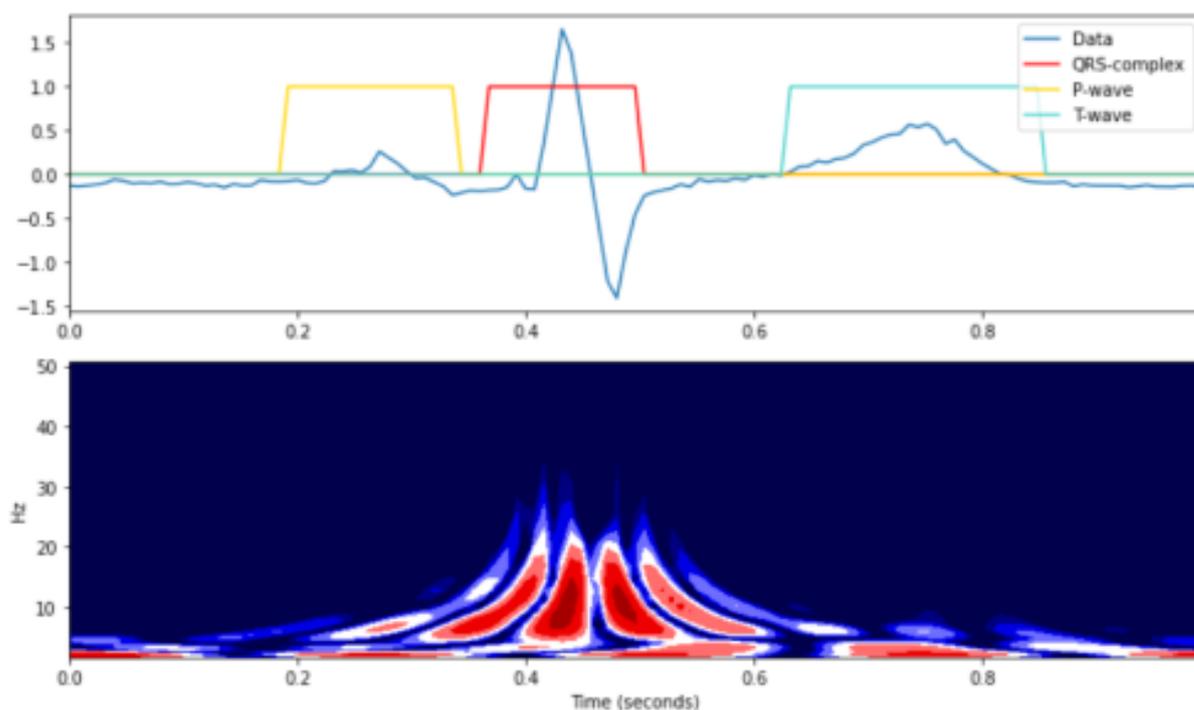


Рисунок 3.8 – Прогнози трьох мереж на випадковому сигналі з бази даних

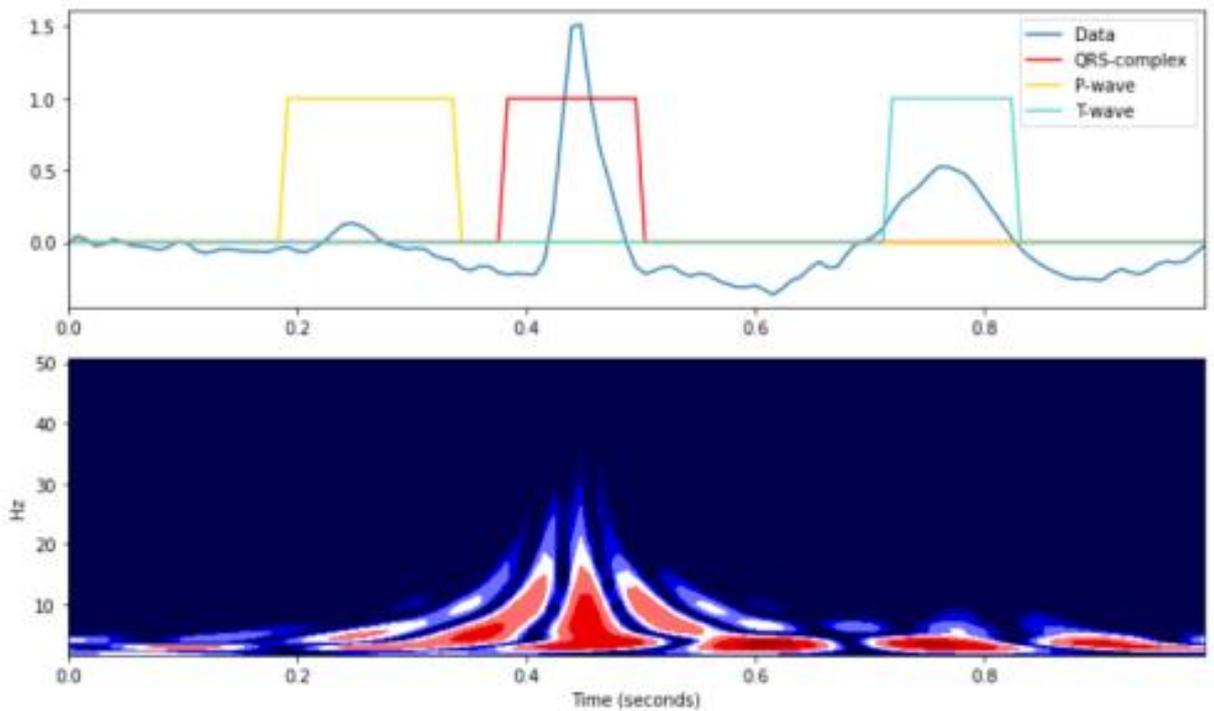


Рисунок 3.9 – Прогнози трьох мереж для нового сигналу, з яким модель раніше не стикалася

Оскільки серцево-судинні захворювання впливають на електрофізіологічну активність серця, ознаки ЕКГ піддаються кількісному та детальному аналізу з метою оцінки їх потенційного внеску у ризик розвитку патологічних подій. Після виділення основних ознак наступним кроком є обчислення їх тривалості та інтервалів між ними, що є важливою відправною точкою для розробки автоматизованих методів кардіологічної діагностики та проведення масового скринінгу. Основними розрахованими параметрами є інтервали PR, тривалість комплексу QRS та інтервали QT.

Інтервал PR обчислювався за допомогою наступного алгоритму (рис. 3.10). Тут `predictions_tmp_p` позначає вектор прогнозів для зубців P, `predictions_tmp` – вектор прогнозів для комплексів QRS, а інші змінні встановлюються для забезпечення можливості виконання відповідних розрахунків.

```

#For PR Interval
savep = []
saveqrs1 = []
#To save all the indexes of the rising edges of P and QRS in a vector
for g in range(start, len(predictions_temp_p)-1):
    if (predictions_temp_p[g] == 0):
        if (predictions_temp_p[g+1] == 1):
            savep.append(g+1)
for c in range(start, len(predictions_temp)-1):
    if (predictions_temp[c] == 0):
        if (predictions_temp[c+1] == 1):
            saveqrs1.append(c+1)
#To calculate PR Interval
for q in range(0, len(saveqrs1)-1):
    if(len(saveqrs1)>len(savep)):
        if(savep != []):
            if(savep[q]<saveqrs1[q+1]):
                PR = (saveqrs1[q+1]-savep[q])/125
                if((PR-0.04) > 0):
                    print('PR Interval:')
                    print(f'> {PR}')
for b in range(0, len(savep)):
    if(len(saveqrs1) == len(savep)):
        if(savep[b]<saveqrs1[b]):
            PR = (saveqrs1[b]-savep[b])/125
            if((PR-0.04) > 0):
                print('PR Interval:')
                print(f'> {PR}')

```

Рисунок 3.10 – Реалізація алгоритму обчислення інтервалу PR на мові Python

Тривалість комплексу QRS обчислюється за допомогою наступного алгоритму (рис. 3.11). Тут `predictions_tmp` позначає вектор передбачень для комплексів QRS, а інші змінні задаються для того, щоб зробити можливими обчислення.

```

#For QRS Width
#To remove the first cropped QRS Label
if(predictions_temp[0] == 1):
    start = 1
for p in range(len(predictions_temp)-1):
    if(predictions_temp[p] == 1):
        if flag == 0:
            start = start + 1
            if(predictions_temp[p+1] == 0):
                flag = 1
#To reset QRS counter whenever one interval finishes
for j in range(start, len(predictions_temp)-1):
    if (predictions_temp[j] == 1):
        count = count + 1
        flag1 = 1
    if (predictions_temp[j+1] == 0):
        if (flag1 == 1):
            save.append(count)
            k = k+1
            flag1 = 0
            count = 0
#To calculate QRS Width
for l in range(0, k):
    avg = save[l]/125
    if((avg-0.04) > 0):
        print('QRS Width:')
        print(f'> {avg}')

```

Рисунок 3.11 – Алгоритм обчислення тривалості комплексу QRS

Інтервал QT обчислюється за допомогою наступного алгоритму (рис. 3.12). Тут `predictions_tmp` позначає вектор передбачень для комплексів QRS, `predictions_tmp_t` позначає вектор передбачень для зубців Т, а інші змінні задаються для того, щоб зробити можливими обчислення.

```
#For QT Interval
savet = 0
saveqrs = 0
flag2 = 0
for m in range(start, len(predictions_tmp)):
    if (predictions_tmp[m] == 1):
        if (flag2 == 0):
            saveqrs = m
            flag2 = 1
for m in range(start, len(predictions_tmp_t)-1):
    if (predictions_tmp_t[m] == 1):
        savet = m
#To calculate QT Interval
if (saveqrs < savet):
    if (saveqrs != 0):
        if (predictions_tmp_t[m] != 1):
            QT = ((savet-saveqrs)/125)
            print('QT Interval:')
            print(f'> {QT}')
```

Рисунок 3.12 – Алгоритм обчислення інтервалу QT

Після визначення часових параметрів ЕКГ стає можливим кількісно оцінювати тривалість серцевого циклу та співвідношення його фаз, що є критично важливим для діагностики аритмій та інших патологій. Точне визначення меж зубців Р, комплексів QRS та зубців Т забезпечує базу для подальшого морфологічного аналізу, включно з оцінкою форми та амплітуди зубців, а також виявленням аномалій, які можуть залишатися непомітними при візуальному аналізі. Автоматизоване визначення часових характеристик гарантує узгодженість та повторюваність аналізу, зменшує вплив людського фактору та дозволяє масштабувати дослідження на великі набори ЕКГ-даних. Інтеграція цих параметрів у нейронні мережі підвищує точність класифікації нормальних та патологічних комплексів, покращуючи ефективність автоматизованих систем аналізу ЕКГ та забезпечуючи надійну основу для клінічної оцінки стану серцево-судинної системи.

3.9 Висновки до розділу 3

Розділ 3 демонструє комплексний підхід до автоматизованого аналізу ЕКГ із використанням сучасних методів глибокого навчання. В роботі показано, що підготовка та попередня обробка даних, включно з видаленням зміщення базової лінії, нормалізацією сигналів та перетворенням у часово-частотну область за допомогою безперервного вейвлет-перетворення, є критично важливими для забезпечення точності та стабільності моделей. Метод сегментації сигналів ковзними вікнами дозволяє ефективно навчати нейронні мережі на великих обсягах даних, забезпечуючи виділення як повних, так і часткових комплексів QRS, а також зубців P і T. Розроблена архітектура глибокої нейронної мережі, яка поєднує згорткові шари та двонаправлені LSTM, дозволяє автоматично виділяти часові та морфологічні ознаки ЕКГ. Завдяки застосуванню алгоритмів тренування, оптимізації та k-fold крос-валідації забезпечується висока точність і узагальнюваність моделі на нових даних. Крім того, підхід, запропонований у цьому розділі, є універсальним і дозволяє не лише аналізувати комплекс QRS, а й узагальнювати модель на інші компоненти ЕКГ, зокрема зубці P та T, що підвищує практичну цінність системи для автоматизованої діагностики серцевих патологій. В цілому, проведена робота демонструє ефективність інтеграції методів обробки сигналів, виділення часових параметрів інтервалів та комплексів і глибокого навчання для точного, надійного та масштабованого аналізу електрокардіограм.

4. ЕКОНОМІЧНИЙ РОЗДІЛ

4.1 Технологічний аудит розробленої системи аналізу електрокардіограми та локалізації серцевих патологій

Загальновідомо, що ключовим елементом сучасної діагностики серцево-судинних захворювань, які залишаються однією з основних причин смертності у світі, є застосування у лікарській практиці різних систем аналізу електрокардіограми та локалізації серцевих патологій.

Тому не випадково, потреба у підвищенні точності й швидкості виявлення патологій, таких як ішемія, аритмії чи гіпертрофія міокарда, є надважливою задачею сучасних технологій, які базуються на цифровій обробці сигналів, нейронних мережах та алгоритмах машинного навчання, здатних автоматично класифікувати патологічні стани за формою та динамікою ЕКГ.

І хоча у світі є аналоги (можна відзначити системи CardioCloud, AliveCor Kardia, Philips IntelliSpace ECG), які забезпечують дистанційний моніторинг і клінічну точність експертних висновків, розробка власної системи з урахуванням локальних стандартів і методів глибокого аналізу даних є обґрунтованою.

Тому метою цієї магістерської роботи стала розробка вітчизняної системи аналізу електрокардіограми та локалізації серцевих патологій, яка створює ефективний інструмент для ранньої діагностики серцевих порушень.

Для встановлення комерційного потенціалу розробленої системи аналізу електрокардіограми та локалізації серцевих патологій було запрошено 3-х експертів: к.т.н., доцента Тимчика С.В., к.т.н. доцента Тужанського С.Є. та інженера першої категорії пані Коваль С. П. (див. табл. 4.1).

Таблиця 4.1 – Рекомендовані критерії оцінювання комерційного потенціалу будь-якої розробки і їх бальна оцінка

Критерії оцінювання та бали (за 5-ти бальною шкалою)					
	0	1	2	3	4
Технічна здійсненність концепції:					
1	Достовірність концепції не підтверджена	Концепція підтверджена експертними висновками	Концепція підтверджена розрахунками	Концепція перевірена на практиці	Перевірено роботоздатність продукту в реальних умовах
Критерії оцінювання та бали (за 5-ти бальною шкалою)					
	0	1	2	3	4
Ринкові переваги (недоліки):					
2	Багато аналогів на малому ринку	Мало аналогів на малому ринку	Кілька аналогів на великому ринку	Один аналог на великому ринку	Продукт не має аналогів на великому ринку
3	Ціна продукту значно вища за ціни аналогів	Ціна продукту дещо вища за ціни аналогів	Ціна продукту приблизно дорівнює цінам аналогів	Ціна продукту дещо нижче за ціни аналогів	Ціна продукту значно нижче за ціни аналогів
4	Технічні та споживчі властивості продукту значно гірші, ніж в аналогів	Технічні та споживчі властивості продукту трохи гірші, ніж в аналогів	Технічні та споживчі властивості продукту на рівні аналогів	Технічні та споживчі властивості продукту трохи кращі, ніж в аналогів	Технічні та споживчі властивості продукту значно кращі, ніж в аналогів
Ринкові перспективи					
5	Експлуатаційні витрати значно вищі, ніж в аналогів	Експлуатаційні витрати дещо вищі, ніж в аналогів	Експлуатаційні витрати на рівні експлуатаційних витрат аналогів	Експлуатаційні витрати трохи нижчі, ніж в аналогів	Експлуатаційні витрати значно нижчі, ніж в аналогів
6	Ринок малий і не має позитивної динаміки	Ринок малий, але має позитивну динаміку	Середній ринок з позитивною динамікою	Великий стабільний ринок	Великий ринок з позитивною динамікою
7	Активна конкуренція великих компаній	Активна конкуренція	Помірна конкуренція	Незначна конкуренція	Конкуренція немає
Практична здійсненність					
8	Відсутні фахівці як з технічної, так і з комерційної реалізації ідеї	Необхідно наймати фахівців або витратити значні кошти та час на навчання	Необхідне незначне навчання фахівців та збільшення їх штату	Необхідне незначне навчання фахівців	Є фахівці з питань як з технічної, так і з комерційної реалізації ідеї

Критерії оцінювання та бали (за 5-ти бальною шкалою)									
0		1		2		3		4	
9	Потрібні значні фінансові ресурси, які відсутні. Джерела фінансування ідеї відсутні	Потрібні незначні фінансові ресурси. Джерела фінансування відсутні	Потрібні значні фінансові ресурси. Джерела фінансування є	Потрібні незначні фінансові ресурси. Джерела фінансування є	Не потребує додаткового фінансування				
10	Необхідна розробка нових матеріалів	Потрібні матеріали, що використовуються у військово-промисловому комплексі	Потрібні дорогі матеріали	Потрібні дешеві матеріали	Всі матеріали для реалізації ідеї відомі та давно використовуються у виробництві				
11	Термін реалізації ідеї більший за 10 років	Термін реалізації ідеї більший за 5 років. Термін окупності інвестицій більше 10-ти років	Термін реалізації ідеї від 3-х до 5-ти років. Термін окупності інвестицій більше 5-ти років	Термін реалізації ідеї менше 3-х років. Термін окупності інвестицій від 3-х до 5-ти років	Термін реалізації ідеї менше 3-х років. Термін окупності інвестицій менше 3-х років				
12	Необхідна розробка регламентних документів та отримання великої кількості дозвільних документів на виробництво та реалізацію продукту	Необхідно отримання великої кількості дозвільних документів на виробництво та реалізацію продукту, що вимагає значних коштів та часу	Процедура отримання дозвільних документів для виробництва та реалізації продукту вимагає незначних коштів та часу	Необхідно тільки повідомлення відповідним органам про виробництво та реалізацію продукту	Відсутні будь-які регламентні обмеження на виробництво та реалізацію продукту				

Запрошені експерти оцінили комерційний потенціал розробленої нами системи аналізу електрокардіограми та локалізації серцевих патологій за рекомендованими критеріями так, як це пропонується в таблиці 4.1. Виставлені експертами оцінки у вигляді балів зведено в таблицю 4.2.

Після проведеного експертного оцінювання було встановлено рівень комерційного потенціалу розробленої нами системи аналізу електрокардіограми

та локалізації серцевих патологій. Для цього були використані рекомендації, які наведено в таблиці 4.3 [24].

Таблиця 4.2 – Результати оцінювання комерційного потенціалу наукової розробки (за 5-ти бальною шкалою оцінювання: 0 -1 – 2 – 3 - 4)

Критерії	Ініціали, прізвище експертів		
	С.В. Тимчик	С.Є. Тужанський	С.П. Коваль
	Бали, що їх виставили експерти:		
1	4	4	3
2	4	3	3
3	3	3	4
4	3	3	4
5	4	3	3
6	3	3	4
7	4	3	3
8	3	4	4
9	3	3	3
10	3	3	4
11	4	3	3
12	3	3	4
Сума балів	СБ ₁ = 41	СБ ₂ = 38	СБ ₃ = 42
Середньоарифметична сума балів $\overline{СБ}$	$\overline{СБ} = \frac{\sum_{i=1}^3 СБ_i}{3} = \frac{41 + 38 + 42}{3} = \frac{121}{3} = 40,33$		

Таблиця 4.3 – Рівні комерційного потенціалу будь-якої наукової розробки

Середньоарифметична сума балів $\overline{СБ}$, розрахована на основі висновків експертів	Рівень комерційного потенціалу розробки
0 – 10	Низький
11 – 20	Нижче середнього
21 – 30	Середній
31 – 40	Вище середнього
41 – 48	Високий

Оскільки середньоарифметична сума балів, що їх виставили експерти, становить 40,33 бали (із максимально можливих 48-ми балів), то це свідчить, що розроблена нами система аналізу електрокардіограми та локалізації серцевих

патологій має рівень комерційного потенціалу, який можна вважати «вище середнього». Це пояснюється значно ширшими функціональними можливостями розробленої системи, яка має стати важливим інструментом у практичній діяльності лікарів-кардіологів і сприяти зниженню смертності значної кількості пацієнтів.

4.2 Розрахунок витрат на розроблення системи аналізу електрокардіограми та локалізації серцевих патологій

При розробленні цієї системи аналізу були зроблені такі основні витрати:

а). Основна заробітна плата Z_o розробників, консультантів, фахівців тощо, величина якої визначається за формулою:

$$Z_o = \frac{M}{T_p} \cdot t \text{ грн,}$$

(4.1)

де M – місячний посадовий оклад розробника (дослідника), грн;

Для 2025 року приймемо, що:

$M = (8000 \dots 45000)$ грн/місяць;

T_p – число робочих днів в місяці; приймемо $T_p = 22$ дні;

t – число днів роботи розробників, дослідників, інших фахівців.

Зроблені розрахунки величини основної заробітної плати розробників зведемо до таблиці 4.4:

Таблиця 4.4 – Основна заробітна плата розробників (дослідників)

Найменування посади виконавця	Місячний посадовий оклад, грн	Оплата за робочий день, грн	Число днів (годин) роботи	Витрати на оплату праці, грн
1. Науковий керівник магістерської роботи, доцент	25500	≈ 1159	20 годин	$(1159 / 6) \times 20 = \approx 3863$ (при 6-годинному робочому дні)
2. Здобувач-магістрант (виконавець)	8000 грн	$363,63 \approx 364$	75 днів	≈ 27300
3. Консультанти	45000	≈ 2045	4 дні	8180 грн (при 8-годинному робочому дні)
4. Консультант з економічної частини	20000	≈ 909	1,5 години	$(909 / 6) \times 1,5 = 227,2 \approx \approx 228$ грн (при 6-годинному робочому дні)
Загалом				$Z_o = 39571$ грн

Примітка. За заробітну плату магістранта приймемо мінімальну заробітну плату в країні

б). Додаткова заробітна плата Z_d розробників (дослідників), яка розраховується як (10...12)% від величини їх основної заробітної плати, тобто:

$$Z_d = \alpha \cdot Z_o = (0,1 \dots 0,12) \cdot Z_o. \quad (4.2)$$

Приймемо, що $\alpha = 0,1$. Тоді для нашого випадку отримаємо:

$$Z_d = 0,1 \times 39571 = 3957,10 \approx 3958 \text{ грн.}$$

в). Нарахування на заробітну плату $HЗП_{зп}$ розробників (дослідників) розраховуються за формулою:

$$HЗП_{зп} = (Z_o + Z_d) \cdot \frac{\beta}{100}, \quad (4.3)$$

де β – ставка обов'язкового єдиного внеску на державне соціальне страхування, %. В 2025 році ставка $\beta = 22\%$. Тоді:

$$HЗН_{зп} = (39571 + 3958) \times 0,22 = 9576,38 \approx 9577 \text{ грн.}$$

г). Амортизація основних засобів A , які використовувались під час виконання магістерської кваліфікаційної роботи:

$$A = \frac{Ц \cdot H_a}{100} \cdot \frac{T}{12} \text{ грн,} \quad (4.4)$$

де Ц – загальна балансова вартість основних засобів, грн;

H_a – річна норма амортизаційних відрахувань.

Прийmemo, що $\text{H}_a = (2,5 \dots 25)\%$;

T – термін використання основних засобів, місяці.

Зроблені розрахунки зведено в таблицю 4.5.

Таблиця 4.5 – Розрахунок амортизаційних відрахувань

Найменування обладнання, приміщень тощо	Балансова вартість, грн	Норма амортизації, %	Термін використання, місяців	Величина амортизаційних відрахувань, грн
1. Комп'ютерна техніка, обладнання, інші прилади тощо	120000	25	3,0 (при 70% використанні)	5250
2. Приміщення університету, факультету, кафедри	68000	2,5	3,0 (при 70% використанні)	297,50 \approx 298
Всього				A = 5548 грн

д). Витрати на матеріали M розраховуються за формулою:

$$\text{M} = \sum_1^n \text{H}_i \cdot \text{Ц}_i \cdot \text{K}_i - \sum_1^n \text{B}_i \cdot \text{Ц}_в \text{ грн,} \quad (4.5)$$

де H_i – витрати матеріалу i -го найменування, кг; Ц_i – вартість матеріалу i -го найменування; K_i – коефіцієнт транспортних витрат, $\text{K}_i = (1,1 \dots 1,15)$; B_i – маса відходів матеріалу i -го найменування; $\text{Ц}_в$ – ціна відходів матеріалу i -го найменування; n – кількість видів матеріалів.

е). Витрати на комплектуючі K розраховуються за формулою:

$$\text{K} = \sum_1^n \text{H}_i \cdot \text{Ц}_i \cdot \text{K}_i \text{ грн,} \quad (4.6)$$

де H_i – кількість комплектуючих i -го виду, шт.; Ц_i – ціна комплектуючих i -го виду; K_i – коефіцієнт транспортних витрат, $\text{K}_i = (1,1 \dots 1,15)$; n – кількість видів комплектуючих.

Під час виконання магістерської кваліфікаційної роботи загальні витрати на матеріали та комплектуючі склали укрупнено приблизно 6500 грн.

ж). Витрати на силову електроенергію V_e розраховуються за формулою:

$$V_e = \frac{V \cdot \Pi \cdot \Phi \cdot K_{\Pi}}{K_d}, \quad (4.7)$$

де V – вартість 1 кВт-год. електроенергії, в 2025 р. $V \approx 6,0$ грн/кВт;

Π – установлена потужність обладнання, кВт; $\Pi = 1,4$ кВт;

Φ – фактична кількість годин роботи обладнання, годин.

Прийmemo, що $\Phi = 260$ годин;

K_{Π} – коефіцієнт використання потужності; $K_{\Pi} < 1 = 0,84$.

K_d – коефіцієнт корисної дії, $K_d = 0,75$.

Тоді витрати на силову електроенергію будуть дорівнювати:

$$V_e = \frac{V \cdot \Pi \cdot \Phi \cdot K_{\Pi}}{K_d} = \frac{6,0 \cdot 1,4 \cdot 260 \cdot 0,84}{0,75} = 2446,08 \approx 2446 \text{ грн.}$$

и). Інші витрати $V_{\text{інш}}$ можна прийняти як (50...300)% від основної заробітної плати розробників, тобто:

$$V_{\text{інш}} = (0,5 \dots 3) \times 3_o. \quad (4.8)$$

Для нашого випадку отримаємо:

$$V_{\text{інш}} = 1,5 \times 39571 = 59356,50 \approx 59357 \text{ грн.}$$

К). Сума всіх попередніх статей витрат становить витрати на виконання магістерської роботи безпосередньо розробником-магістрантом – V .

$$V = 39571 + 3958 + 9577 + 5548 + 6500 + 2446 + 59357 = 126957 \text{ грн.}$$

Л). Загальні витрати на розробку системи становитимуть:

$$V_{\text{заг}} = \frac{V}{\beta}, \quad (4.9)$$

де β – коефіцієнт, який характеризує етап (стадію) виконання цієї роботи.

Оскільки наша розробка на цей момент часу має потребу деякого покращення, то можна умовно прийняти, що, $\beta \approx 0,78$ [24].

$$\text{Тоді: } V_{\text{заг}} = \frac{126957}{0,78} = 162765,38 \text{ грн або приблизно 163 тисячі грн.}$$

Тобто прогнозовані загальні витрати на розробку системи аналізу електрокардіограми та локалізації серцевих патологій можуть становити 163 тисячі грн.

4.3 Розрахунок економічного ефекту від можливого виведення на ринок розробленої системи аналізу електрокардіограми та локалізації серцевих патологій

Проведене дослідження ринку показало, що розроблена нами система аналізу електрокардіограми та локалізації серцевих патологій, навіть при наявності інших подібних систем, знайде широке застосування на ринку лікувальних послуг завдяки своїм кращим функціональним і вартісним характеристикам. Приблизний аналіз місткості ринку показав, що на сьогодні в Україні кількість реальних користувачів подібних систем може бути дуже великою. Тому для початку домовимося про 200 систем. Окрім того, можна очікувати зростання попиту на нашу розробку принаймні протягом 3-х років після її впровадження.

Тобто, якщо наша розробка буде впроваджена з 1 січня 2026 року, то її результати будуть виявлятися протягом 2026-го, 2027-го та 2028-го років.

Прогноз зростання попиту на нашу розробку може складати по роках:

- а) 2026 р. – приблизно + 10 шт. (відносно базового року);
- б) 2027 р. – + 25 шт. (відносно базового року);
- в) 2028 р. – +10 шт., оскільки можуть з'явитися нові, більш ефективні розробки, що будуть виконувати аналогічні функції.

Аналіз ринку також показує, що на сьогодні базові системи ЕКГ-апаратів (наприклад, 3-6 каналів, без великої аналітики) можуть коштувати приблизно \$(100-600); а 12-канальні системи з автоматичним аналізом та інтеграцією можуть коштувати \$(1000-5000) або вище. Прийmemo за базову ціну 1000 доларів США або приблизно 450 тисяч грн. А оскільки розроблена нами система аналізу електрокардіограми та локалізації серцевих патологій має значно кращі функціональні можливості, то її можна буде реалізовувати на ринку дещо

дорожче, ніж аналогічні розробки, наприклад, в середньому за 500 тисяч грн, тобто на 50 тисяч грн дорожче.

Тоді можливе збільшення чистого прибутку $\Delta\Pi_1$, що його може отримати потенційний інвестор від комерціалізації нашої розробки, тобто виведення її на ринок, становитиме:

$$\Delta\Pi_1 = \sum_1^n (\Delta\Pi_0 \cdot N + \Pi_0 \cdot \Delta N)_i \cdot \lambda \cdot \rho \cdot \left(1 - \frac{v}{100}\right), \quad (4.10)$$

де $\Delta\Pi_0$ – збільшення ціни реалізації розробки $\Delta\Pi_0 = 500 - 450 = + 50$ тисяч грн;

N – обсяг діяльності у році до впровадження розробки; $N = 200$ шт.;

ΔN – покращення основного кількісного показника від впровадження розробки: у 2026 році – + 10 шт., у 2027 році + 25 шт., у 2028 році + 10 шт. (відносно базового 2025 року);

Π_0 – ціна реалізації нашої розробки після її виведення на ринок, $\Pi_0 = 500$ тисяч грн;

n – кількість років, протягом яких очікується отримання позитивних результатів від впровадження розробки; для нашого випадку $n = 3$;

λ – коефіцієнт, який враховує сплату податку на додану вартість; $\lambda = 0,8333$;

ρ – коефіцієнт, який враховує рентабельність продукту. Рекомендується приймати $\rho = (0,2 \dots 0,5)$; візьмемо $\rho = 0,25$;

v – ставка податку на прибуток. У 2025 році $v = 18\%$.

Тоді можливе зростання чистого прибутку $\Delta\Pi_1$ для потенційного інвестора протягом першого року від можливої комерціалізації нашої розробки (2026 р.) становитиме:

$$\Delta\Pi_1 = [50 \cdot 200 + 500 \cdot 10] \cdot 0,8333 \cdot 0,25 \cdot \left(1 - \frac{18}{100}\right) = 2562,39 \approx 2563 \text{ тисяч грн.}$$

Можливе зростання чистого прибутку $\Delta\Pi_2$ для потенційного інвестора від можливої комерціалізації нашої розробки протягом другого (2027 р.) року становитиме:

$$\Delta\Pi_2 = [50 \cdot 200 + 500 \cdot 20] \cdot 0,8333 \cdot 0,25 \cdot \left(1 - \frac{18}{100}\right) = 3416,53 \approx 3417 \text{ тисяч грн.}$$

Можливе зростання чистого прибутку $\Delta\Pi_3$ для потенційного інвестора від можливої комерціалізації нашої розробки протягом третього (2028 р.) року становитиме:

$$\Delta\Pi_3 = [50 \cdot 200 + 500 \cdot 10] \cdot 0,8333 \cdot 0,25 \cdot \left(1 - \frac{18}{100}\right) = 2562,39 \approx 2563 \text{ тис. грн.}$$

Приведена вартість зростання для потенційного інвестора всіх чистих прибутків від можливої комерціалізації нашої розробки становитиме:

$$\text{ПП} = \sum_1^t \frac{\Delta\Pi_i}{(1 + \tau)^t}, \quad (4.11)$$

де $\Delta\Pi_i$ – збільшення чистого прибутку у кожному із років, протягом яких виявляються результати виконаної та впровадженої роботи, грн;

t – період часу, протягом якого виявляються результати впровадженої роботи, роки. Для нашого випадку $t = 3$ роки;

τ – ставка дисконтування (або рівень інфляції). Для 2025 р. приймемо, що $\tau = 0,20$ (20%);

t – період часу (в роках) від моменту початку розробки системи аналізу електрокардіограми та локалізації серцевих патологій до моменту отримання можливих чистих прибутків від її виведення на ринок і впровадження (в кожному із років).

Тоді приведена вартість зростання всіх можливих чистих прибутків ПП, що їх може отримати потенційний інвестор від комерціалізації нашої розробки, складе:

$$\text{ПП} = \frac{2563}{(1+0,2)^2} + \frac{3417}{(1+0,2)^3} + \frac{2563}{(1+0,2)^4} \approx 1780 + 1977 + 1236 = 4993 \text{ тисяч грн.}$$

Теперішня вартість інвестицій PV (або можлива вартість придбання нашої розробки інвестором для її комерціалізації): $PV = K \times V_{\text{заг}} = (1,0 \dots 5,0) \times V_{\text{заг}}$,

де $V_{\text{заг}} = 163$ тисяч грн (див. підрозділ 4.1).

Для нашого випадку приймемо, що:

$$PV = (1,0 \dots 5,0) \times 163 = 5,0 \times 163 = 815 \text{ тисяч грн.}$$

Абсолютний економічний ефект для інвестора від можливої комерціалізації нашої розробки за три роки (2026, 2027, 2028) складе:

$$E_{\text{абс}} = \text{ПП} - \text{PV} = 4993 - 815 = 4178 \text{ тисяч грн.}$$

Оскільки $E_{\text{абс}} > 0$, то комерціалізація нашої розробки може бути доцільною.

Далі розрахуємо внутрішню дохідність $E_{\text{в}}$ вкладених інвестицій (коштів):

$$E_{\text{в}} = \sqrt[T_{\text{ж}}]{1 + \frac{E_{\text{абс}}}{\text{PV}}} - 1,$$

(4.12)

де $E_{\text{абс}}$ – абсолютний ефект вкладених інвестицій; $E_{\text{абс}} = 4178$ тисяч грн;

PV – теперішня вартість початкових інвестицій $\text{PV} = 815$ тисяч грн;

$T_{\text{ж}}$ – життєвий цикл розробки, роки.

$T_{\text{ж}} = 4$ роки (2025-й, 2026-й, 2027-й, 2028-й роки)

Для нашого випадку отримаємо:

$$E_{\text{в}} = \sqrt[4]{1 + \frac{4178}{815}} - 1 = \sqrt[4]{1 + 5,1264} - 1 = \sqrt[4]{6,1264} - 1 = 1,573 - 1 = 0,573 \approx 57,3\%.$$

Далі визначимо ту мінімальну дохідність, нижче за яку потенційному інвестору не вигідно буде займатися комерціалізацією нашої розробки.

Мінімальна дохідність $\tau_{\text{мін}}$ визначається за формулою:

$$\tau_{\text{мін}} = d + f, \quad (4.13)$$

де d – середньозважена ставка за депозитними операціями в комерційних банках; в 2025 році в Україні $d = (0,10 \dots 0,18)$. Прийmemo, що $\tau = 15\%$.

f – показник, що характеризує ризикованість вкладень; $f = (0,05 \dots 0,30)$.

Прийmemo, що $f = 30\%$, тобто $f = 0,3$.

Тоді для нашого випадку отримаємо:

$$\tau_{\text{мін}} = 0,15 + 0,30 = 0,45 \text{ або } \tau_{\text{мін}} = 45\%.$$

Оскільки величина $E_{\text{в}} = 57,3\% > \tau_{\text{мін}} = 45\%$, то потенційний інвестор у принципі може бути зацікавлений у виведенні на ринок розробленої нами системи аналізу електрокардіограми та локалізації серцевих патологій для її подальшої комерціалізації.

Далі розраховуємо термін окупності коштів, вкладених у можливу комерціалізацію розробленої нами системи аналізу електрокардіограми та локалізації серцевих патологій.

Термін окупності $T_{ок}$ розраховується за формулою:

$$T_{ок} = \frac{1}{E_v} = \frac{1}{0,573} \approx 1,75 \text{ років} < 3 \text{ років}, \quad (4.14)$$

що свідчить про потенційну економічну доцільність комерціалізації розробленої нами системи аналізу електрокардіограми та локалізації серцевих патологій.

Результати виконаної економічної частини магістерської кваліфікаційної роботи зведено у таблицю 4.6.

Таблиця 4.6 – Результати техніко-економічних розрахунків

Показники	Задані у ТЗ	Досягнуті у магістерській кваліфікаційній роботі	Висновок
1. Витрати на розробку	Не більше 180 тисяч грн	≈ 163 тисяч грн	Досягнуто
2. Абсолютний ефект від впровадження розробки, тисяч грн	Не менше 4000 тисяч грн (за три роки)	4178 тисячі грн (при 20% інфляції)	Виконано
3. Внутрішня дохідність інвестицій (коштів), %	не менше 50,0%	57,3%	Виконано
4. Термін окупності інвестицій (коштів), роки	до 3-ти років	1,75 років	Виконано

Таким чином, основні техніко-економічні показники розробленої нами системи аналізу електрокардіограми та локалізації серцевих патологій, визначені у завданні, повністю виконані.

ВИСНОВКИ

У ході виконання магістерської роботи була розроблена система аналізу електрокардіограми та локалізації серцевих патологій, що поєднує методи цифрової обробки сигналів, алгоритми машинного навчання та нейронні мережі для автоматичного виявлення основних патологій серця. Система забезпечує високу точність аналізу морфології та динаміки електрокардіографічних комплексів у різних відведеннях, що дозволяє не лише діагностувати серцеві порушення, а й оцінювати їх просторове розташування в серцевому м'язі, що має важливе клінічне значення.

Розробка включає алгоритмічну, програмну та апаратну частини, пройшла експертну оцінку та підтвердила свою практичну здійсненність. Проведений аналіз техніко-економічних показників показав, що система має високий потенціал для впровадження у медичну практику, здатна підвищити ефективність діагностики, підтримку клінічних рішень та оптимізацію лікування пацієнтів.

Експериментальні випробування системи показали, що на реальних записах ЕКГ мінімальна точність виявлення патологій склала 96,19 % (для Р-зубця, чутливість – 87,82 % (для Р-зубця), специфічність – 97,38 % (для Т-зубця).

Таким чином, виконана робота забезпечує комплексний підхід до автоматизованого аналізу електрокардіограми, дозволяє оцінювати локалізацію патологій та створює основу для подальшого розвитку цифрових технологій у кардіології, сприяючи підвищенню якості медичної допомоги та зниженню ризику серцево-судинної смертності.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Klabunde, Richard E. Cardiac electrophysiology: normal and ischemic ionic currents and the ECG. *Advances in physiology education*, 2017, 41.1: 29-37.
2. Anderson, Robert H., et al. The anatomy of the cardiac conduction system. *Clinical Anatomy: The Official Journal of the American Association of Clinical Anatomists and the British Association of Clinical Anatomists*, 2009, 22.1: 99-113.
3. Жиденко, Алла Олександрівна. Навчально-методичний комплекс до курсу "Фізіологія людини". 2014.
4. Geselowitz, David B. Dipole theory in electrocardiography. *The American journal of cardiology*, 1964, 14.3: 301-306.
5. Einthoven, Willem; FAHR, G.; DE WAART, A. On the direction and manifest size of the variations of potential in the human heart and on the influence of the position of the heart on the form of the electrocardiogram. *American heart journal*, 1950, 40.2: 163-211.
6. Wilson, Frank N., et al. The precordial electrocardiogram. *American Heart Journal*, 1944, 27.1: 19-85.
7. L'Électrocardiographie (ECG) – La Technologie Fondamentale de la Mesure Cardiaque. *Fitness-PlantriFIT*. 2025 URL: <https://plantrifit.fr/objets-connectes/ceintures-cardiofrequencemetres/>
8. Surawicz, Borys; KNILANS, Timothy. *Chou's electrocardiography in clinical practice: adult and pediatric*. Elsevier Health Sciences, 2008.
9. Bazett, Henry C. An analysis of the time-relations of electrocardiograms. *Annals of noninvasive electrocardiology*, 1997, 2.2: 177-194.
10. Macfarlane, Peter W., et al. (ed.). *Comprehensive electrocardiology*. Springer Science & Business Media, 2010.
11. Brody, Daniel A. A theoretical analysis of intracavitary blood mass influence on the heart-lead relationship. *Circulation research*, 1956, 4.6: 731-738.

12. Tompkins, Willis J. *Biomedical digital signal processing*. New Jersey: Prentice Hall, 1993.
13. Lenis, Gustavo, et al. Comparison of baseline wander removal techniques considering the preservation of ST changes in the ischemic ECG: a simulation study. *Computational and mathematical methods in medicine*, 2017, 2017.1: 9295029.
14. Jia, Yifan, et al. Preprocessing and Denoising Techniques for Electrocardiography and Magnetocardiography: A Review. *Bioengineering*, 2024, 11.11: 1109.
15. Haider, Syed Irtaza; ALHUSSEIN, Musaed. Detection and classification of baseline-wander noise in ECG signals using discrete wavelet transform and decision tree classifier. *Elektronika ir Elektrotechnika*, 2019, 25.4: 47-57.
16. Spanò, Elisa; DI PASCOLI, Stefano; IANNACCONE, Giuseppe. Low-power wearable ECG monitoring system for multiple-patient remote monitoring. *IEEE sensors journal*, 2016, 16.13: 5452-5462.
17. Sörnmo, Leif; LAGUNA, Pablo. *Bioelectrical signal processing in cardiac and neurological applications*. Academic press, 2005.
18. Kher, Rahul, et al. Signal processing techniques for removing noise from ECG signals. *J. Biomed. Eng. Res*, 2019, 3.101: 1-9.
19. Martínez, Juan Pablo, et al. A wavelet-based ECG delineator: evaluation on standard databases. *IEEE Transactions on biomedical engineering*, 2004, 51.4: 570-581.
20. Bae, Tae Wuk; Kwon, Kee Koo. ECG PQRST complex detector and heart rate variability analysis using temporal characteristics of fiducial points. *Biomedical signal processing and control*, 2021, 66: 102291.
21. Chen, Shan Wei, et al. Review of ECG detection and classification based on deep learning: Coherent taxonomy, motivation, open challenges and recommendations. *Biomedical Signal Processing and Control*, 2022, 74: 103493.
22. Mallat, Stephane. *A wavelet tour of signal processing*. Academic Press, 1999.
23. Goodfellow, Ian, et al. *Deep learning*. Cambridge: MIT press, 2016.

24. Методичні вказівки до виконання економічної частини магістерських кваліфікаційних робіт. / Укладачі В.О. Козловський, О.Й. Лесько, В.В.Кавецький. Вінниця : ВНТУ, 2021. 42 с.

Додаток А
(обов'язковий)

Ілюстративна частина

Система аналізу електрокардіограми та локалізації серцевих патологій

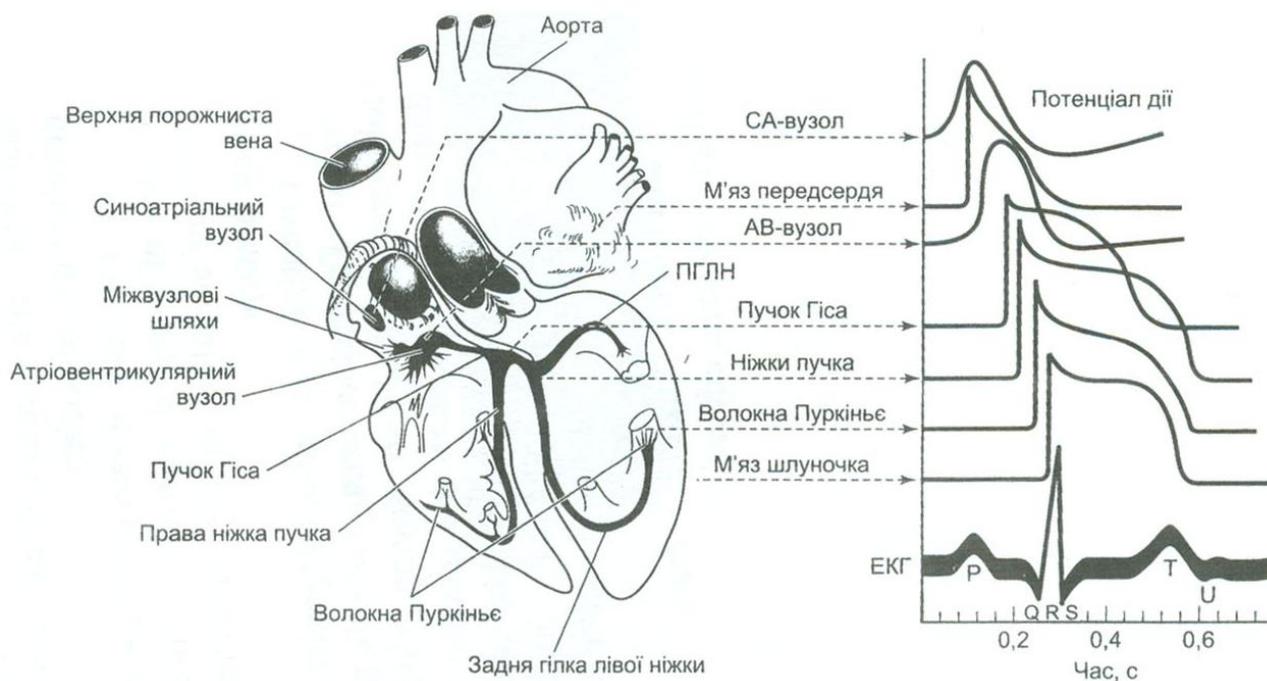


Рисунок А.1 – Природа ЕКГ. Провідна система серця та потенціали дії кардіоміоцитів у різних ділянках міокарда

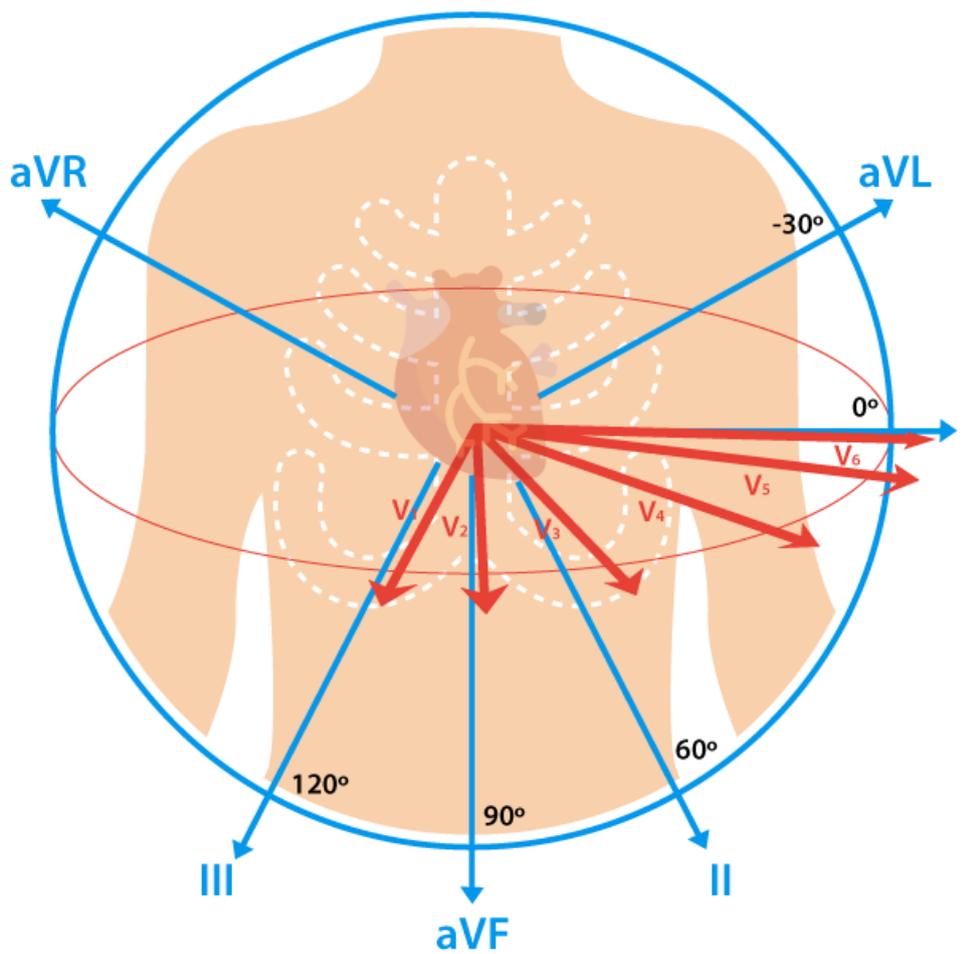
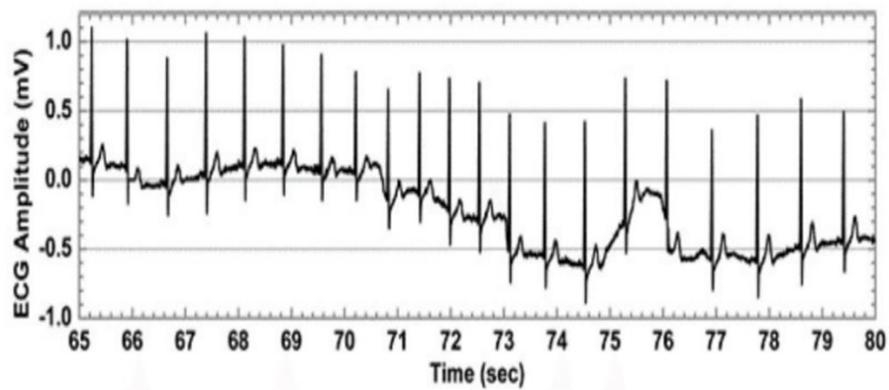
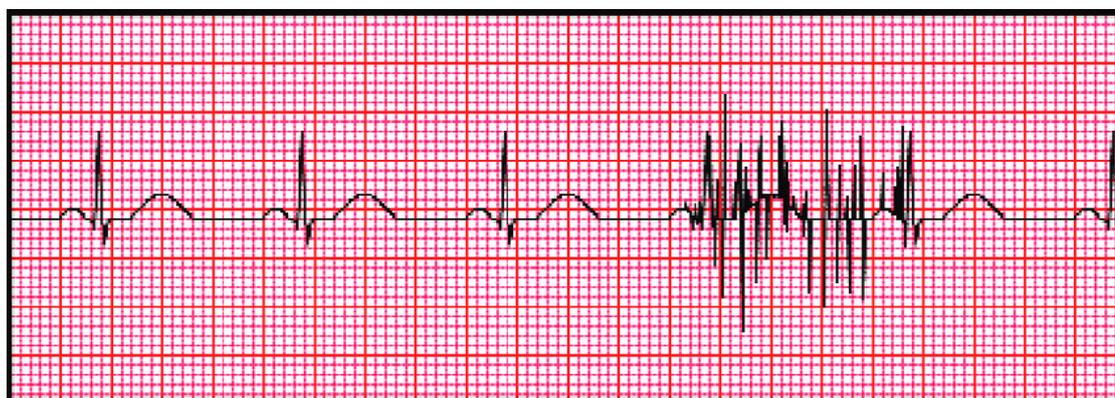


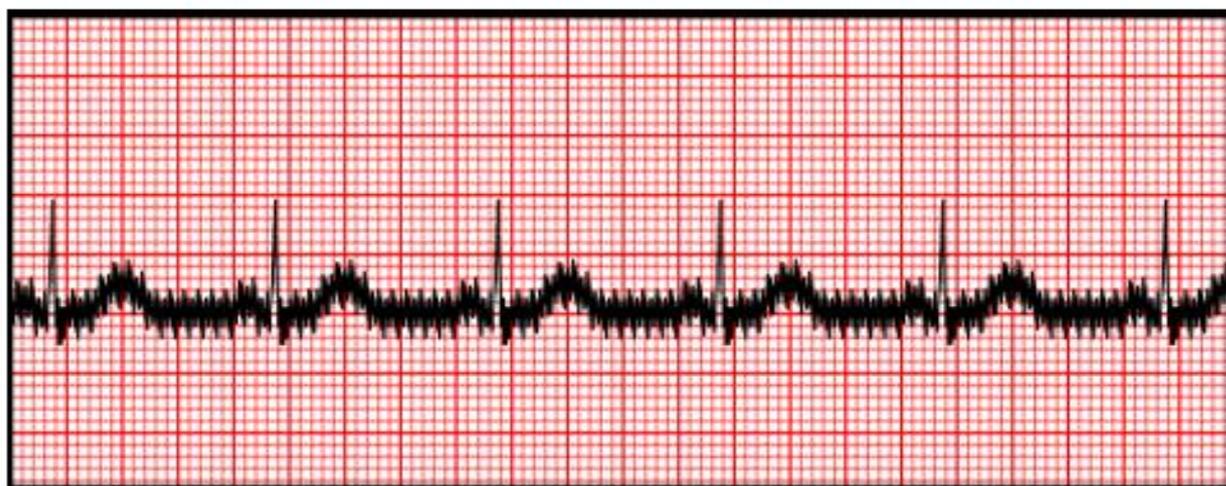
Рисунок А.2 – Система 12 відведень ЕКГ



а)



б)



в)

Рисунок А.3 – Завади, що впливають на ЕКГ: а) дрейф ізолінії, б) м'язові та рухові артефакти, в) мережеві наведення

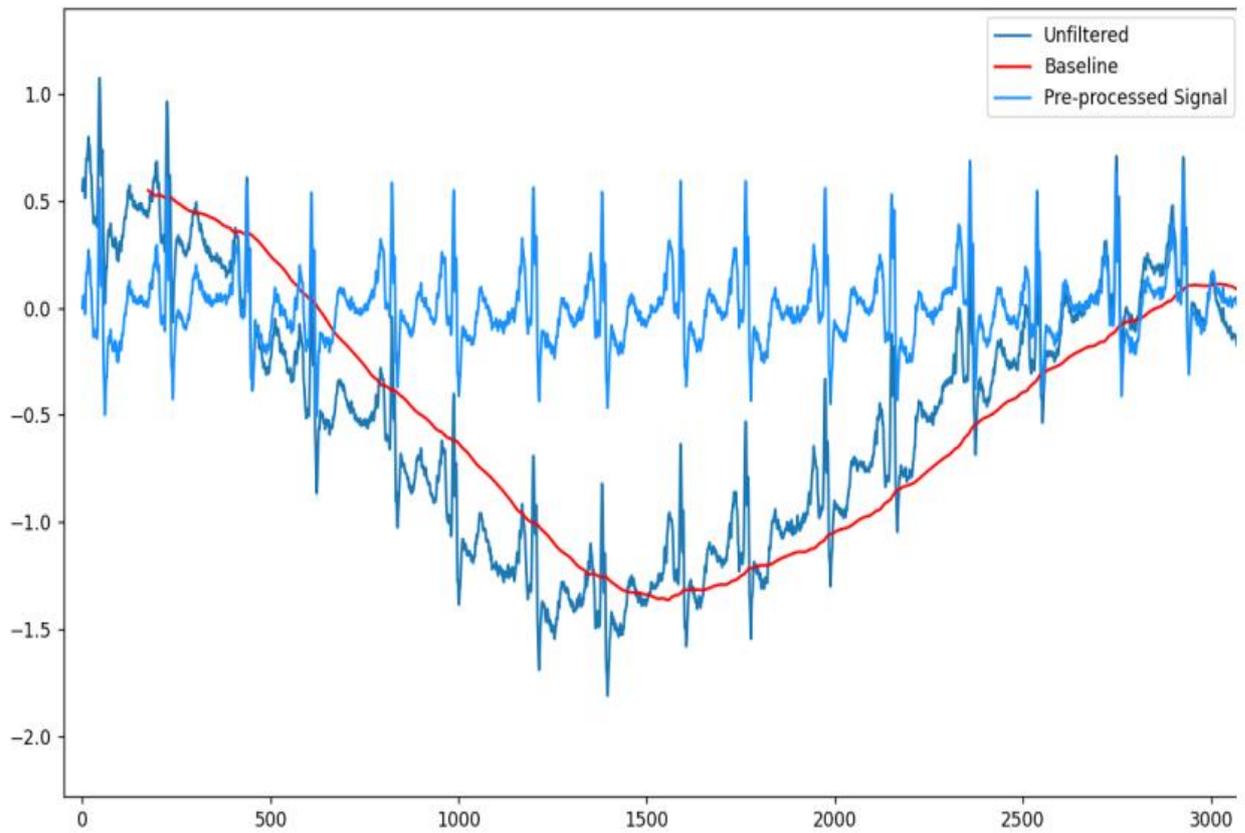


Рисунок А.4 – Усунення дрейфу ізолінії за допомогою фільтрування

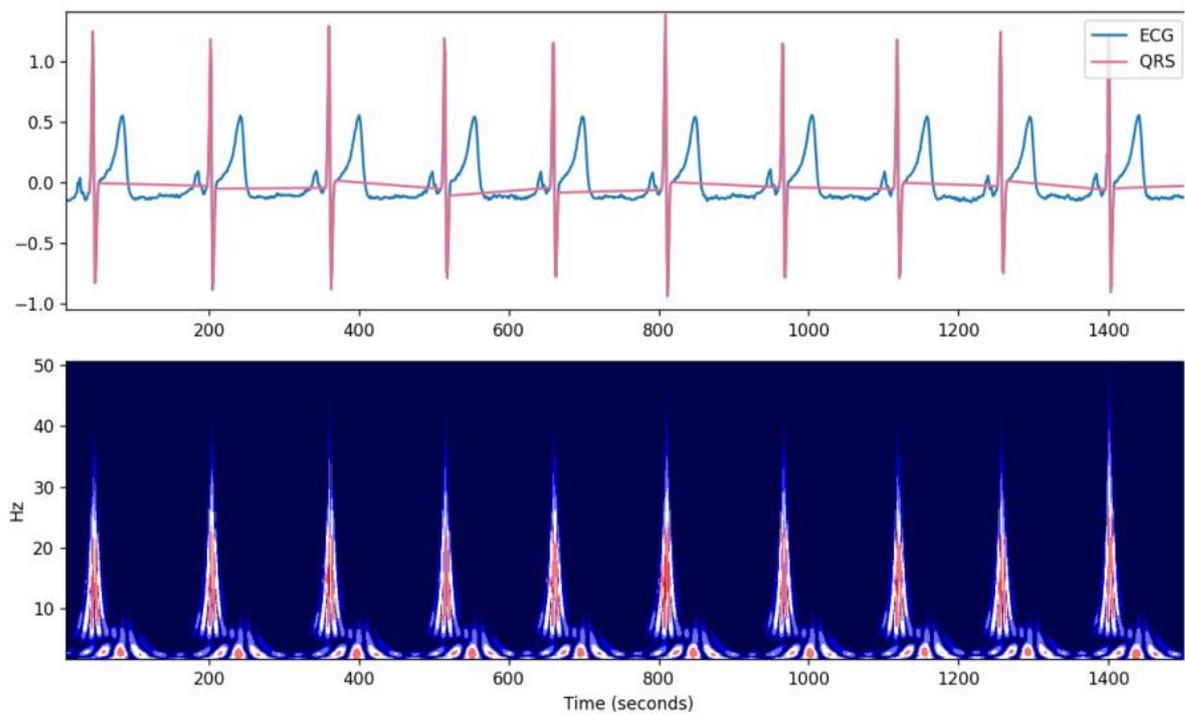


Рисунок А.5 – Безперервне вейвлет-перетворення ЕКГ-сигналу

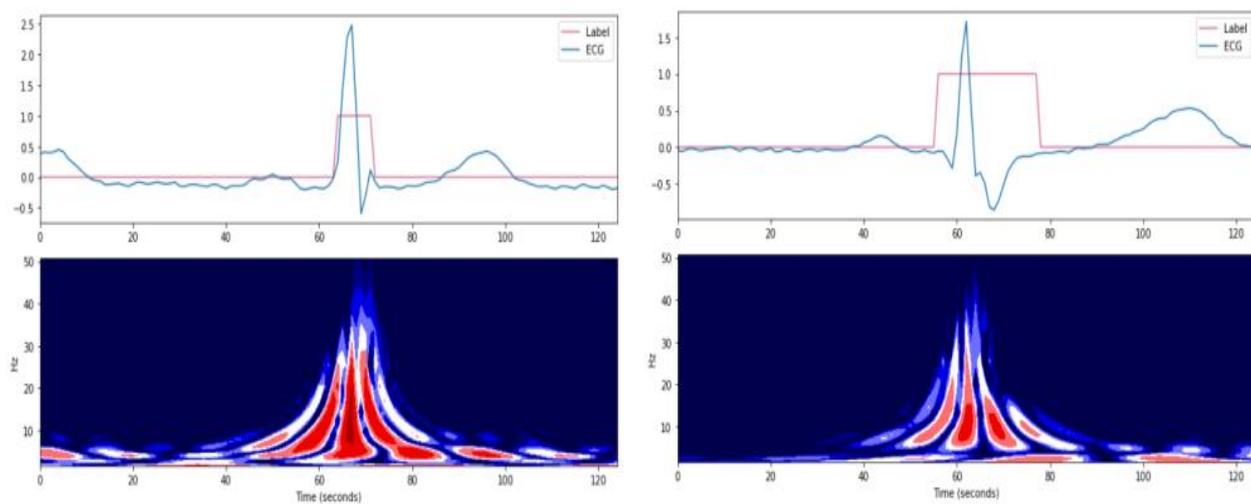


Рисунок А.6 – Сегментація ЕКГ-сигналу за методом ковзного вікна

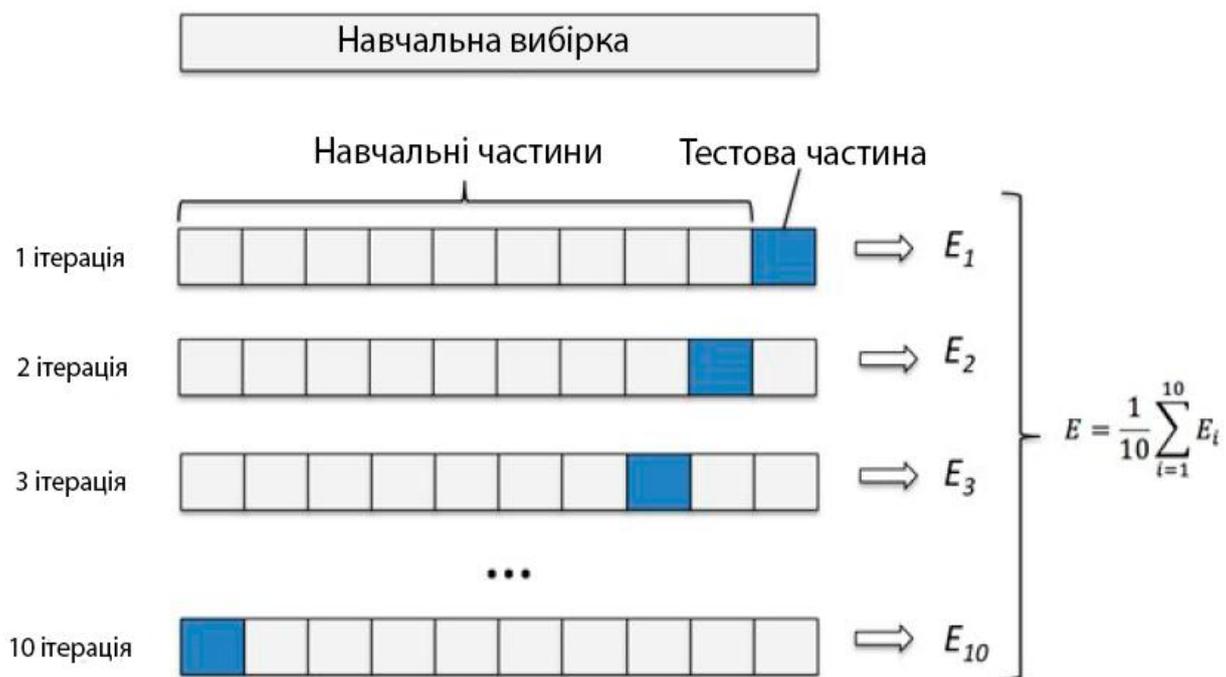


Рисунок А.7 – Схема k-fold крос-валідації нейромережі

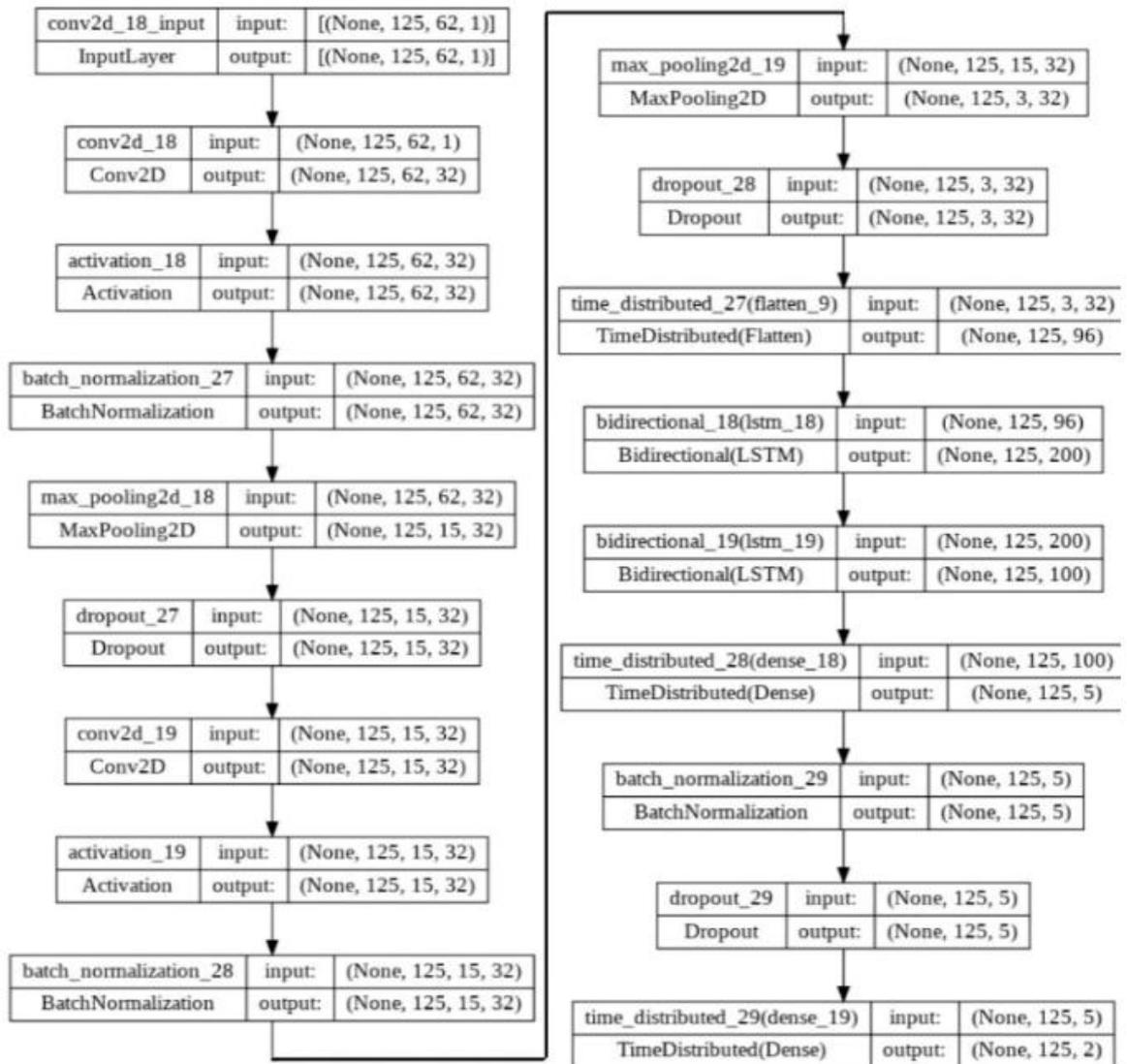


Рисунок А.8 – Архітектура неймережі

ПРОТОКОЛ ПЕРЕВІРКИ КВАЛІФІКАЦІЙНОЇ РОБОТИ

Назва роботи: Система аналізу електрокардіограми та локалізації серцевих патологій

Тип роботи: магістерська кваліфікаційна робота
(бакалаврська кваліфікаційна робота / магістерська кваліфікаційна робота)

Підрозділ кафедра біомедичної інженерії та оптико-електронних систем
(кафедра, факультет, навчальна група)

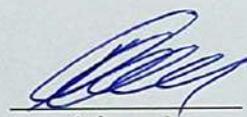
Коефіцієнт подібності текстових запозичень, виявлених у роботі системою StrikePlagiarism (КП1) 0,45 %

Висновок щодо перевірки кваліфікаційної роботи (відмітити потрібне)

- Запозичення, виявлені у роботі, оформлені коректно і не містять ознак академічного плагіату, фабрикації, фальсифікації. Роботу прийняти до захисту.
- У роботі не виявлено ознак плагіату, фабрикації, фальсифікації, але надмірна кількість текстових запозичень та/або наявність типових розрахунків не дозволяють прийняти рішення про оригінальність та самостійність її виконання. Роботу направити на доопрацювання.
- У роботі виявлено ознаки академічного плагіату та/або в ній містяться навмисні спотворення тексту, що вказують на спроби приховування недобросовісних запозичень. Робота до захисту не приймається.

Експертна комісія:

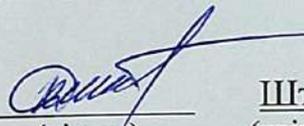
Коваль Л. Г., к.т.н., доц., зав. каф. БМІОЕС, гарант ОП
(прізвище, ініціали, посада)


(підпис)

Павлов С. В., д.т.н., проф., професор каф. БМІОЕС
(прізвище, ініціали, посада)


(підпис)

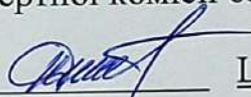
Особа, відповідальна за перевірку


(підпис)

Штофель Д. Х.
(прізвище, ініціали)

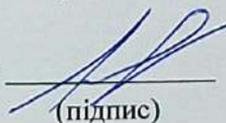
З висновком експертної комісії ознайомлений(-на)

Керівник


(підпис)

Штофель Д. Х., к.т.н., доцент каф. БМІОЕС
(прізвище, ініціали, посада)

Здобувач


(підпис)

Іваніщенко В. Ю.
(прізвище, ініціали)