

Вінницький національний технічний університет

(повне найменування вищого навчального закладу)

Факультет інформаційних електронних систем

(повне найменування інституту, назва факультету (відділення))

Кафедра біомедичної інженерії та оптико-електронних систем

(повна назва кафедри (предметної, циклової комісії))

БАКАЛАВРСЬКА КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА

на тему:

**«Інформаційно-вимірювальна система для оцінювання захворювань
серця на основі аналізу ЕКГ-зображень»**

Виконав: студент 4-го курсу, групи КОІС-21 б

спеціальності 152 – «Метрологія та
інформаційно-вимірювальна техніка»

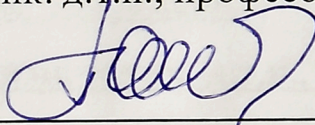
(шифр і назва напрямку підготовки, спеціальності)



Горовий Я. В.

(прізвище та ініціали)

Керівник: д.т.н., професор каф. БМІОЕС



Павлов С.В.

(прізвище та ініціали)

« 10 » червня 2025 р.

Рецензент: д.т.н., професор, зав. каф. ПЗ



Романюк О.Н.

(прізвище та ініціали)

« 16 » червня 2025 р.

Допущено до захисту

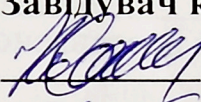
Завідувач кафедри БМІОЕС

К.Т.Н., доц. **Коваль Л.Г.**

(прізвище та ініціали)

« 17 » червня 2025 р.

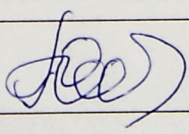
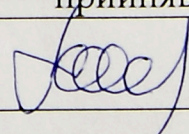
Вінницький національний технічний університет
Факультет інформаційних електронних систем
Кафедра біомедичної інженерії та оптико-електронних систем
Рівень вищої освіти перший (бакалаврський)
Галузь знань – 15 – автоматизація та приладобудування
Спеціальність – 152 – метрологія та інформаційно-вимірвальна техніка
Освітньо-професійна програма – комп'ютеризовані оптико-інформаційні системи

ЗАТВЕРДЖУЮ
Завідувач кафедри БМІОЕС
 Л.Г. Коваль
« 21 » березня 2025 року

ЗАВДАННЯ
НА БАКАЛАВРСЬКУ КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБІТНУ СТУДЕНТУ
Горовому Ярославу Володимировичу

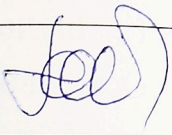
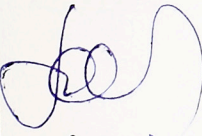
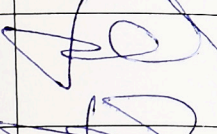
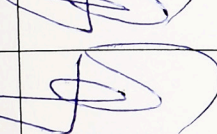
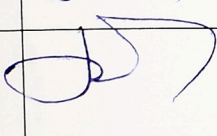
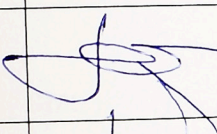
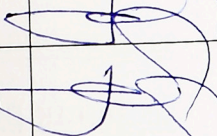
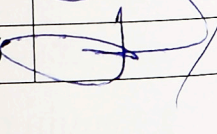
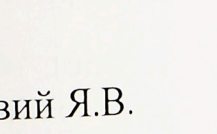
- (прізвище, ім'я, по батькові)
1. Тема роботи: Інформаційно-вимірвальна система для оцінювання захворювань серця на основі аналізу ЕКГ-зображень
керівник роботи Павлов Сергій Володимирович, д.т.н., професор
затверджені наказом ВНЗ № 97 від « 20» березня 2025 року.
2. Термін подання студентом роботи: 15.06.2025
3. Зміст текстової частини: : Вступ 1. Аналіз сучасний технологій для аналізу ЕКГ. 2. Розпізнавання ЕКГ зображень надшлуночкових аритмій у записах Холтерівської ІВС 3. Рекомендації щодо створення Інформаційно-вимірвальної системи для Візуалізації ЕКГ . Висновки. Список використаних джерел. Додатки.

4. Консультанти розділів роботи

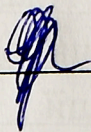
Розділ	Прізвище, ініціали та посада консультанта	Підпис, дата	
		Завдання видав	Завдання прийняв
Спеціальна частина	Павлов С.В., д.т.н., доц, професор каф. БМІОЕС		

5. Дата видачі завдання «20» березня 2025 р

КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

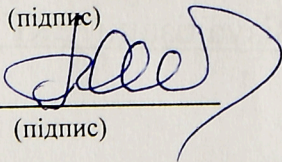
Назва та зміст етапу	Термін виконання		Примітка
	початок	закінчення	
Вибір, узгодження та затвердження теми БДР	03.03.2025	20.03.2025	
Аналіз літературних джерел. Попередня розробка основних розділів	20.03.2025	29.03.2025	
Аналіз вирішення поставленої задачі на даному етапі	30.03.2025	05.05.2025	
Розробка методу і структури системи	06.05.2025	17.05.2025	
Розробка програмних модулів аналізу та класифікації системи	18.05.2025	23.05.2025	
Експериментальні дослідження системи	24.05.2025	31.05.2025	
Оформлення пояснювальної записки та графічної частини	01.06.2025	06.06.2025	
Нормоконтроль	06.06.2025	09.06.2025	
Попередній захист БДР, доопрацювання, рецензування БДР	10.06.2025	16.06.2025	
Захист БДР ЕК	19.06.2025	20.06.2025	

Студент



(підпис)

Керівник роботи



(підпис)

Горовий Я.В.

Павлов С.В.

ЗМІСТ

ВСТУП	4
РОЗДІЛ 1 Аналіз сучасних технологій для аналізу ЕКГ	8
1.1 Термінологія технологій інформаційно-вимірювальних систем на основі штучного інтелекту для візуалізації ЕКГ	11
1.1.1 Машинне навчання (ML)	11
1.1.2 Глибоке навчання (DL)	12
1.1.3 Штучні нейронні мережі (ШНМ)	12
1.1.4 Згорткові нейронні мережі (CNN)	13
1.2 Електрокардіографія (ЕКГ)	17
1.2.1 Ехокардіографія	20
1.2.2 Коронарографія	25
1.2.3 Комп'ютерна ангіографія серця	25
1.2.4 Комп'ютерна томографія	26
1.2.5 МРТ серця	27
1.3 Проблеми впровадження інформаційно-вимірювальних систем на основі штучного інтелекту для візуалізації ЕКГ	27
1.4 Висновки до першого розділу	30
РОЗДІЛ 2 Розпізнавання ЕКГ зображень надшлуночкових аритмій у записах холтерівської ІВС	31
2.1 Особливості оцінювання QRS-комплексу на ЕКГ зображеннях	31
2.2 Клінічне дослідження холтерівської ЕКГ на основі ІВС	36
2.3 Клініко-діагностичне оцінювання ЕКГ сигналів	40
2.4 Огляд даних пацієнтів та показників холтерівської ЕКГ	43
2.5 Візуальне оцінювання шлуночкової аритмії	45
2.6 Висновки до другого розділу	48

РОЗДІЛ 3 Рекомендації щодо створення інформаційно-вимірювальної системи для візуалізації ЕКГ	49
3.1 Вибір елементної бази для побудови інформаційно-вимірювальних систем реєстрації ЕКГ	49
3.2 Бездротовий протокол PCARD (PWP)	52
3.3 Особливості інформаційно-вимірювальної системи для візуалізації ЕКГ на основі SAVVY.	56
3.4 Рекомендації щодо розроблення програми для візуалізації вимірювань ЕКГ	70
3.5 Висновки до третього розділу	74
ВИСНОВКИ	75
ПЕРЕЛІК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ	77
Додаток А Технічне завдання	87
Додаток Б Вигляд ІВС для оцінювання захворювань серця на основі аналізу ЕКГ-зображень	91
Додаток С Візуалізація ЕКГ сигналів для оцінювання захворювань серця	92
Додаток Д Програма для візуалізації ЕКГ-сигналу на Python	93
Додаток Е Результати перевірка на текстові запозичення	95

ВСТУП

Інформаційно-вимірювальні системи на основі штучного інтелекту (ШІ) трансформують серцево-судинну медицину, дозволяючи аналізувати біомедичні дані високої розмірності з високою точністю. Спочатку штучний інтелект використовувався для автоматизації людських завдань, таких як інтерпретація електрокардіограм (ЕКГ) і сегментація зображень, але справжній потенціал штучного інтелекту полягає у виявленні прихованих закономірностей даних про захворювання, прогнозуванні довгострокового серцево-судинного ризику та персоналізації лікування. На відміну від людського пізнання, яке чудово справляється з певними завданнями, але обмежене обмеженнями пам'яті та обробки, штучний інтелект інтегрує мультимодальні джерела даних, включаючи ЕКГ, ехокардіографію, візуалізацію серцевого магнітного резонансу (CMR), геноміку та дані датчиків, що носяться, для отримання нових клінічних висновків.

Моделі штучного інтелекту продемонстрували значний успіх у ранньому виявленні незручностей, таких як прогнозування серцевої недостатності за стандартними ЕКГ до появи симптомів, розрізнення генетичних кардіоміопатій та прогнозування аритмічних подій. Однак залишається кілька проблем, включаючи відсутність контекстуального розуміння штучним інтелектом у більшості цих завдань, його характер «чорного ящика» та упередження в навчальних наборах даних, які можуть сприяти розбіжностям у наданні медичної допомоги. Етичні міркування та нормативно-правова база розвиваються, а керівні органи встановлюють керівні принципи для медичних застосувань на основі штучного інтелекту. Щоб повною мірою використовувати потенціал штучного інтелекту, необхідна міждисциплінарна співпраця між клініцистами, фахівцями з обробки даних та інженерами, поряд із ініціативами відкритої науки для сприяння доступності та відтворюваності даних. Майбутні моделі штучного інтелекту повинні вийти за рамки автоматизації завдань, зосередившись натомість на розширенні людського

досвіду для забезпечення проактивного, точного догляду за серцево-судинною системою. Використовуючи обчислювальні переваги штучного інтелекту та усуваючи його обмеження, кардіологія готова вступити в еру трансформаційних інновацій за межами традиційних діагностичних і терапевтичних парадигм.

Метою дослідження є підвищення точності аналізу ЕКГ сигналів та ефективної діагностики при оцінюванні аритмій при серцевих патологіях шляхом візуалізації та подальшої інтерпретації біомедичних даних шляхом застосування інтелектуалізованих інформаційно-вимірювальних систем для підтримки прийняття рішень.

Об'єктом дослідження є процес візуалізації та оцінювання ЕКГ для визначення аритмій при серцевих патологіях шляхом застосування інформаційних технологій для підтримки прийняття рішень.

Методи дослідження базуються на основних положеннях системного аналізу і теорії біомедичних засобів, математичного моделювання для аналізу і синтезу для схемотехнічної реалізації, математичної статистики і комп'ютерної обробки біомедичної інформації

Основні наукові та практичні результати.

Проаналізовано використання візуалізації ЕКГ за допомогою інформаційно-вимірювальної системи для оцінювання аритмії, як порушення серцевого ритму. Як правило, вони класифікуються на дві великі групи: надшлуночкові (СВА) та шлуночкові аритмії (ВА); Обидві ці групи, зокрема СВА, включають різні підтипи порушень ритму.

На етапі попередньої обробки якість записаних даних була переглянута за допомогою автоматичних міток для виключення шуму та потенційного шуму, а також ручного виключення шумних епізодів. Звичайні артефакти руху і шуму часто заважають точній оцінці ритму при зборі сигналів ЕКГ з холтерівських моніторів [38], тому їх ретельне виключення є обов'язковим етапом для

забезпечення високоякісних даних для подальшого аналізу аритмії.

Ретельне вивчення ритму ЕКГ фахівцем вимагає ручного посторінкового перегляду довгого запису холтерівської ЕКГ.

Представлено принцип дії бездротового вимірювання ЕКГ. Він заснований на низькопотужному мікроконтролері Texas Instruments MSP430 і зовнішній аналоговій частині для вимірювання одноканальної ЕКГ. Бездротовий зв'язок реалізований за допомогою протоколу SimpliciTI від Texas Instruments. Для живлення датчика використовується змінна кнопкова батарея, але рішення все ще придатне лише для демонстрації принципів конструкції.

Проаналізовано аналіз технології PCard в мобільному моніторингу життєво важливих фізіологічних параметрів здоров'я та контексту середовища користувача. Система базується на датчику малого тіла (BS), який дозволяє вимірювати ЕКГ, ЕМГ, ЕЕГ, температуру, частоту серцевих скорочень і дихання, рух і прискорення.

Розроблено рекомендації щодо візуалізації ЕКГ даних на основі бездротової системи SAVVY, яка призначена для моніторингу серцевого ритму за допомогою bluetooth пристроїв. Вона здатна виявляти аномально швидкий і повільний серцевий ритм і відображати його в графічному вигляді.

Робота виконувалася на базі Вінницького національного медичного університету ім. М.Пирогова та Вінницького обласного кардіоцентру.

Апробація матеріалів дипломної роботи.

Результати досліджень викладенних в бакалаврській кваліфікаційній роботі доповідалися міжнародній науково-технічній конференції «Фотоніка –ОДС, 2025»

Джерела розробки:

1. Kukharchuk, Vasyl V., Sergii V. Pavlov, Volodymyr S. Holodiuk, Valery E. Kryvonosov, and etc.. 2022. "Information Conversion in Measuring Channels with Optoelectronic Sensors" *Sensors* 22, no. 1: 271. <https://doi.org/10.3390/s22010271>.
2. Vasyl V. Kukharchuk, Sergii V. Pavlov, Samoil Sh. Katsyv, and etc. "Transient analysis in 1st order electrical circuits in violation of commutation laws", *PRZEGLĄD ELEKTROTECHNICZNY*, ISSN 0033-2097, R. 97 NR 9/2021, p. 26-29, doi:10.15199/48.2021.09.05
3. Information Technology in Medical Diagnostics II. Wójcik, W., Pavlov, S., Kalimoldayev, M. (2019). London: Taylor & Francis Group, CRC Press, Balkema book. – 336 Pages, <https://doi.org/10.1201/9780429057618>.
4. Сергій Павлов, Ірина Межієвська, Вальдемар Вуйцік, Олег Власенко, Олег Аврунін, Валентин Масловський, Олександр Волосович. Перспективність застосування медичних інформаційних технологій для оцінювання ризику анатомічного ураження коронарних артерій, *Наука технології інновації* №1(25)-2023, 44-55 с.

РОЗДІЛ 1 АНАЛІЗ СУЧАСНИХ ТЕХНОЛОГІЙ ДЛЯ АНАЛІЗУ ЕКГ

Серцево-судинні захворювання (ССЗ) є провідною причиною ранньої смертності та інвалідності в усьому світі, зі значним зростанням кількості випадків — з 271 мільйона у 1990 році до 523 мільйонів у 2019 році, тоді як смертність від ССЗ зросла з 12,1 мільйона до 18,6 мільйона за той самий період. Як наслідок, ССЗ значно збільшують витрати на охорону здоров'я та економічне навантаження [1,2]. Вирішення цієї зростаючої проблеми вимагає економічно ефективних, масштабованих втручань, при цьому штучний інтелект (ШІ) готовий відігравати ключову роль [3].

Незважаючи на потенціал штучного інтелекту, його поточне застосування в кардіології та судинних захворюваннях, як і раніше, значною мірою зосереджене на автоматизації людських завдань, таких як виявлення аритмій на електрокардіограмах (ЕКГ) або сегментація серцевих і судинних структур при візуалізації. Хоча ці розробки можуть підвищити ефективність робочого процесу, вони в першу чергу наголошують на автоматизації, а не на справжніх інноваціях у використанні штучного інтелекту для нових відкриттів і клінічних проривів [2,3]. Людське пізнання вирізняється розпізнаванням образів і застосуванням емпіричних знань, але за своєю суттю залишається обмеженим у завданнях, що вимагають великомасштабної інтеграції даних, складного часового аналізу та паралельної обробки [4]. З іншого боку, штучний інтелект добре підходить для таких викликів, оскільки його можна тренувати на високорозмірних наборах даних з багатьох джерел, включаючи ЕКГ, ехокардіографію, серцеву магнітно-резонансну томографію (CMR), геноміку, а також дані клінічних і носимих датчиків, щоб отримати клінічно значущу інформацію, яка може бути не відразу очевидною за допомогою звичайного аналізу (рисунок 1.1). Переходячи від реплікації завдань до доповнення та відкриття, штучний інтелект має потенціал для розвитку точної медицини в кардіології, забезпечуючи більш точну діагностику, уточнену стратифікацію

ризиків та персоналізовані стратегії лікування [5].

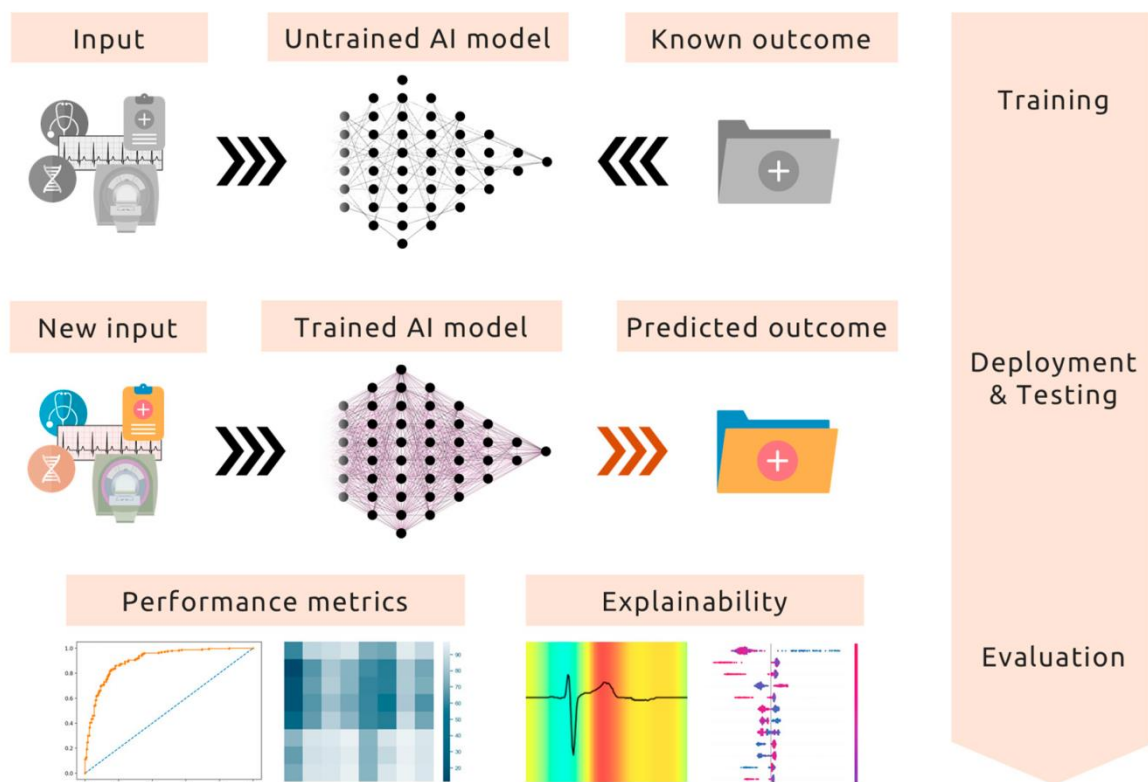


Рисунок 1.1 – Конвеєр розробки моделі штучного інтелекту (ШІ) у серцево-судинній медицині [1]

Визначення штучного інтелекту (ШІ) можна узагальнити як використання комп'ютера або технології для моделювання когнітивних навичок, схожих з людськими, таких як критичне мислення та інтелектуальна поведінка [4]. Вперше цей термін був введений Джоном Маккарті в 1956 році як «наука і техніка створення інтелектуальних машин» [4,5]. Відтворюючи когнітивні функції людини, ШІ трансформував галузі, підвищив ефективність і відкрив нові можливості [6]. Сьогодні штучний інтелект швидко розробляється та впроваджується в багатьох рутинних галузях клінічної допомоги, таких як покращене прогнозування та діагностика, операції за допомогою роботів, реабілітація та точна медицина. Процес прийняття рішень для пацієнта вимагає фахівців, здатних виконувати збір анамнезу, діагностику та стратегії лікування. Затягування процесу прийняття рішень є наслідком великого обсягу роботи,

необхідної для належного догляду за пацієнтами. Точні та відтворювані підходи за допомогою штучного інтелекту, що поєднують людські знання, посилені потужністю технологій, можуть вирішити цю проблему [7]. Наприклад, це може бути досягнуто шляхом усунення повторюваних завдань, які забирають багато часу, і допомоги лікарю зосередитися на зв'язках між людьми, застосуванні суджень та емоційному інтелекті [8].

Zhang J. et al. підкреслили зростаючий інтерес до досліджень штучного інтелекту в кардіології. Вони вивчили базу даних Web of Science, знайшовши 4611 статей, опублікованих у період з 2000 по 2023 рік на цю тему. Як показано на рисунку 1.2, кількість статей значно зросла за останні 13 років, з 2010 по 2023 рік. Вони прогнозують, що в найближчі роки інтерес до цієї сфери видавництва продовжить зростати [9].

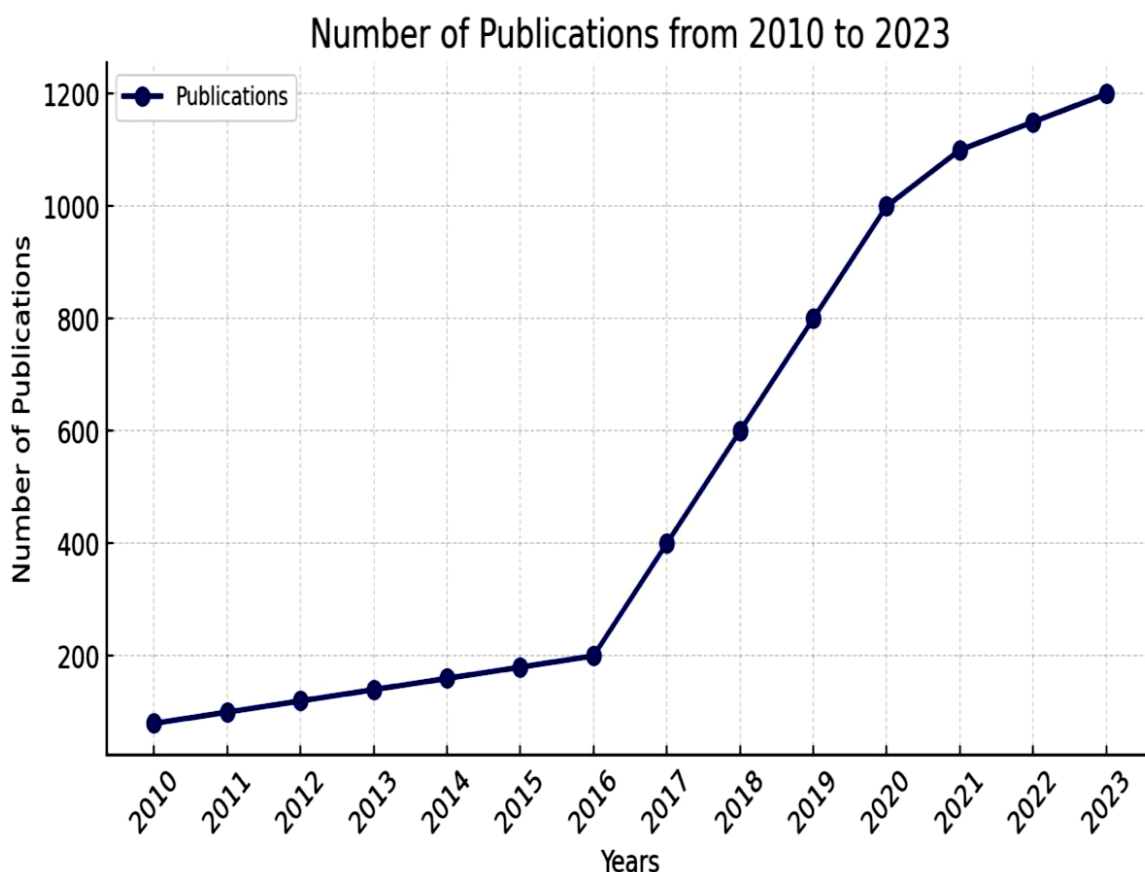


Рисунок 1.2 – Кількість публікацій, пов'язаних зі штучним інтелектом у кардіології з 2010 по 2024 рік — адаптовано з [9].

1.1 Термінологія технологій інформаційно-вимірювальних систем на основі штучного інтелекту для візуалізації ЕКГ

За словами Ніка Бострома, штучний інтелект має три основні рівні розвитку. Штучний вузький інтелект (ANI) – це алгоритм, який може виконувати лише одне завдання, яке полягає у розпізнаванні закономірностей у величезних наборах даних. Він може легко вирішувати класифікації на основі текстів, голосів або зображень. Штучний загальний інтелект (AGI) розроблений таким чином, щоб відповідати інтелекту людського рівня з точки зору зрозумілості та загальних когнітивних можливостей. Штучний суперінтелект (ASI) – це термін, який використовується для позначення штучного інтелекту, який може перевищувати людські можливості [10,11].

1.1.1 Машинне навчання (ML)

ML являє собою компонент штучного інтелекту (ШІ), який охоплює дві основні прогностичні методології: контрольоване навчання та навчання без учителя. Контрольоване навчання означає, що набори даних мають відомі мітки, такі як цілі прогнозування, тоді як у неконтрольованому навчанні набори даних не мають таких міток [12]. Навчання з підкріпленням (RL) є одним із найменш використовуваних видів машинного навчання в охороні здоров'я. Це пов'язано з притаманною йому складністю, непередбачуваністю та відсутністю поясненості. У РЛ алгоритми навчаються приймати ряд рішень у надзвичайно складному середовищі, спрямованих на досягнення визначеної мети [13,14]. Є три ключові елементи, необхідні для ефективного впровадження машинного навчання: надійний набір даних, алгоритм машинного навчання та неупереджена оцінка моделі. Надійний набір даних може бути структурованим або неструктурованим і повинен містити мінімальні шуми, викиди та відсутні значення [12].

1.1.2 Глибоке навчання (DL)

Глибоке навчання (DL) — це підмножина машинного навчання (Рисунок 1.2), яка використовує обчислювальні моделі та алгоритми для відтворення архітектури біологічних нейронних мереж у мозку, відомих як штучні нейронні мережі (ШНМ). Коли мозок обробляє нову інформацію, він порівнює її з відомою інформацією, щоб інтерпретувати її. Він категоризує та маркує інформацію, цей метод також використовується ДН для розшифровки та категоризації даних [15]. ГН привертає значну увагу дослідників у галузі медицини та охорони здоров'я, оскільки вона має потенціал для підвищення точності різних медичних застосувань за допомогою медичних даних [16]. Він особливо ефективний для обробки неструктурованих даних, таких як мова, зображення або текст. Однак він, як правило, не дає уявлення про те, які аспекти даних впливають на ці функції [13].

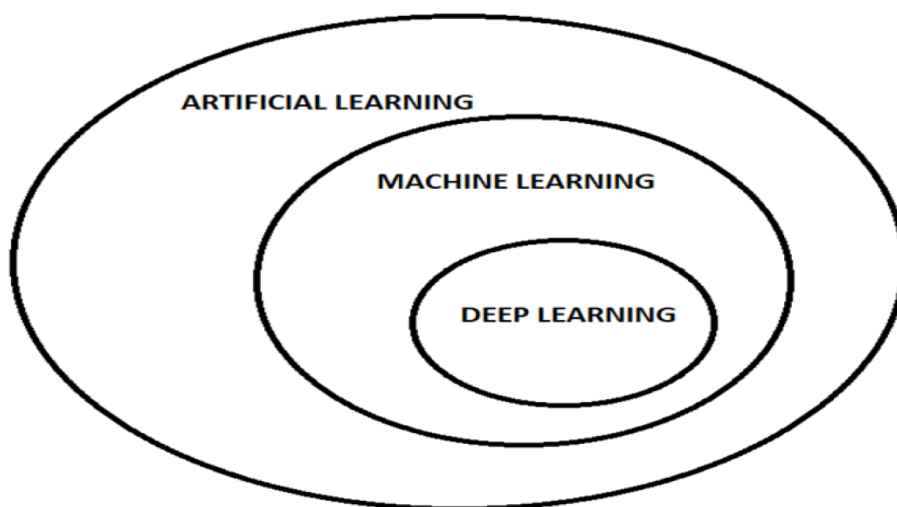


Рисунок 1.3 - Взаємозв'язок між ШЛ, МН і ГН — адаптація з [15]

1.1.3 Штучні нейронні мережі (ШНМ)

Штучні нейронні мережі (ШНМ), просто нейронні мережі (НН), складаються з взаємопов'язаних одиниць, відомих як нейрони, вузли або нейронні одиниці. Ці мережі натхненні людським мозком, використовуючи безліч термінів з нейронауки. Щоб система кваліфікувалася як штучна

нейронна мережа, вона повинна мати мічений спрямований граф, де вузли виконують базові обчислення. У цих мережах вузли виконують прості операції, і кожне з'єднання передає сигнал від одного вузла до іншого з числом, відомим як «Сила з'єднання» або «Вага», яке модулює інтенсивність сигналу. Нейронні мережі широко застосовуються в різних областях, таких як обробка сигналів, розпізнавання образів, обробка мови, розпізнавання рукописного тексту, прогнозування часових рядів, стиснення даних, вилучення ознак і загальне розпізнавання образів. Ці системи служать альтернативою людському досвіду та знанням, пропонуючи перевагу у тому, що вони відносно прості у адаптації до конкретних проблем та їх здатність обробляти нелінійні дані [17,18].

1.1.4. Згорткові нейронні мережі (CNN)

Згорткові нейронні мережі (CNN) — це ще один тип нейронних мереж, які, подібно до традиційних нейронних мереж, складаються з нейронів із вагами, що навчаються. Однак CNN спеціально розроблені для вхідних даних, таких як зображення, які мають властиву структуру. Це припущення включено в їх архітектуру шляхом використання спільних ваг в різних місцях на зображенні і проектування нейронів таким чином, щоб вони реагували тільки на локальні області [19]. У таких галузях, як автоматична діагностика, CNN зазвичай використовуються для таких завдань, як класифікація зображень. Вони продемонстрували більш високу точність і ефективність в порівнянні з традиційними методами класифікації [20,21].

У даному розділі розглядаються найновіші потенційні клінічні застосування штучного інтелекту в галузі кардіології, зокрема з використанням параклінічних досліджень. Проведено огляд англomовних наукових статей у цій сфері, опублікованих лише за останні 2 роки (2023, 2024). Цей підхід висвітлює останні досягнення та враховує сучасні виклики та тенденції. Крім того, він надає перспективний погляд на нові інновації та практики. Такий фокус гарантує, що огляд залишається дуже актуальним та інформативним.

Дослідження були отримані з баз даних Science Direct, PubMed та Google Scholar з використанням комбінацій таких ключових слів: «штучний інтелект», «глибоке навчання», «машинне навчання», «кардіологія», «електрокардіограма», «ехокардіографія», «коронарографія», «кардіографія» та «кардіологічна комп'ютерна ангіографія» та «МРТ серця». Відповідні результати пошуку були відібрані вручну, в результаті чого було отримано понад 100 релевантних рукописів. Критерії включення були зосереджені на застосуванні штучного інтелекту в кардіологічних параклінічних дослідженнях, майбутніх перспективах і показниках ефективності, таких як чутливість, специфічність, точність, точність або кореляція між автоматизованими та ручними вимірюваннями. Критеріями виключення були мова публікації, дата публікації та дослідження, які безпосередньо не оцінюють і не використовують технології штучного інтелекту в кардіології.

Після ретельного вивчення та оцінки 127 статей відібрано 31 статтю, які мали особливе значення для нашого дослідження. Ця вибірка включає 11 досліджень, зосереджених на електрокардіографії (ЕКГ), 14 на ехокардіографії, 1 на коронарографії, 2 на кардіологічній комп'ютерній ангіографії, 1 на комп'ютерній томографії та 2 на МРТ серця, як детально описано в таблиці 1. Ці дослідження надали значне розуміння застосування та впливу штучного інтелекту в різних параклінічних тестах, які зазвичай використовуються в кардіології, таким чином встановивши основу нашого огляду.

Таблиця 1.1

Резюме останніх досліджень ІВС з ШІ в кардіології

Параклінічне дослідження	Автор	Рік навчання	Застосування
ЕКГ	Герман Р. [22]	2024	Виявлення оклюзії інфаркту міокарда.
	Ногіморі Ю. [23]	2024	ЕКГ-похідний ХНМ є новим маркером СН у дітей з різним прогностичним

Параклінічне дослідження	Автор	Рік навчання	Застосування
			потенціалом від БНП.
	Гіллс Дж. [24]	2024	Виявлення гіпертрофічної кардіоміопатії на ЕКГ у 12 відведеннях.
	Хаймович Ю. [25]	2023	Класифікація гіпертрофічної кардіоміопатії, амілоїдозу серця та ехокардіографічної ГЛШ.
	Хармон Д. [26]	2023	Виявлення амілоїдозу серця.
	Батлер Л. [27]	2023	Прогнозування ранньої серцевої недостатності за допомогою моделей ECG-AI.
	Авасті С. [28]	2023	Оцінка стратифікації ризику ІХС.
	Лі Ю. [29]	2023	
	Валенте Сільва Б. [30]	2023	Діагностика гострої тромбоемболії легеневої артерії.
	Сау А. [31]	2023	Відрізнати АВРТ від АВНРТ.
	Сімодзьо М. [32]	2024	Виявлення походження вивідного тракту шлуночкової аритмії.
Ехокардіографія	Шіокава Н [33]	2024	Автоматичні вимірювання трансторакальної ехокардіографії.
	Сверик К. [34]	2024	Розрахунок фракції викиду лівого шлуночка.
	Сливнік Я. [35]	2024	виявлення регіональних аномалій руху стіни.
	Кампакціс П. [36]	2024	Кількісне визначення правого шлуночка.
	Мураяма М	2024	Вимірювання фракції викиду

Параклінічне дослідження	Автор	Рік навчання	Застосування
	[37]		правого шлуночка.
	Ся Б. [38]	2023	Оцінка параметрів дисфункції правого шлуночка.
	Ананд В. [39]	2024	Діагностика легеневої гіпертензії.
	Ойконому Є. [40]	2024	Відео-біомаркер для виявлення важкого аортального стенозу.
	Крінша Х. [41]	2023	Оцінка аортального стенозу.
	Го Ю. [42]	2023	Виявлення ішемічної хвороби серця.
	Моленаар М. [43]	2024	Виявлення хворих на хронічний коронарний синдром високого ризику.
	Лу Н. [44]	2024	Виявлення фібриляції передсердь на ехокардіографії без ЕКГ.
	Браун К. [45]	2024	Виявлення ревматичної хвороби серця.
	Штеффнер К. [46]	2024	Ідентифікація зображень стандартизованої черезстравохідної ехокардіографії.
Коронарографія	У Кім Ю. [47]	2024	Кількісна оцінка коронарних уражень.
Кардіологічна комп'ютерна ангіографія	Райнхарт С. [48]	2024	Кількісна оцінка зубного нальоту.
	Оморі Х. [49]	2023	Морфологія коронарних бляшок.
Комп'ютерна	Тогтвайлер	2024	Планування транскатетерної

Параклінічне дослідження	Автор	Рік навчання	Застосування
томографія	С. [50]		заміни аортального клапана.
МРТ серця	Салехі М. [51]	2024	Автоматизована сегментація обох шлуночків на CMR автоматичним інструментом.
	Ганбарі Ф. [52]	2023	Прогнозування основних аритмічних подій шляхом аналізу рубця на МРТ серця.

1.2 Електрокардіографія (ЕКГ)

Електрокардіограма (ЕКГ) фіксує електричну активність серця. Він служить неінвазивним інструментом для кількох біомедичних застосувань, включаючи моніторинг частоти серцевих скорочень, оцінку ритму серцебиття та виявлення серцевих аномалій. Однак розшифровка ЕКГ вимагає глибоких знань [53]. Штучний інтелект може допомогти створювати діагностичні моделі, оптимізуючи процес і зменшуючи залежність від експертизи спостерігача.

Herman R. et al. створили модель ЕКГ AI, яка використовується для виявлення гострого інфаркту міокарда з коронарною оклюзією (ОМІ), яка має вищу точність, ніж класичні критерії STEMI. Це вказує на його здатність прискорювати сортування ГКС, забезпечуючи своєчасне та належне направлення для негайної васкуляризації [22].

Ми знайшли статтю, написану у 2024 році, яка була зосереджена на валідації отриманого за допомогою ЕКГ маркера педіатричної серцевої недостатності (СН), який прогнозує ризик майбутніх серцево-судинних подій. Згорткові нейронні мережі на основі ЕКГ, які виявляють нейрогормональну активацію, можуть служити цінним індикатором педіатричної СН, пропонуючи більш чіткий прогностичний потенціал, ніж СН [23].

Електрокардіографічна гіпертрофія лівого шлуночка з картиною деформації служить маркером гіпертрофії лівого шлуночка [54]. Ряд клінічних

станів можуть викликати розвиток ГЛШ, включаючи есенціальну гіпертензію, спортивне серце з фізіологічним ГЛШ, гіпертрофічну кардіоміопатію без або з обструкцією вихідного тракту (ГКМП, ГКМП) та інфільтративні серцеві процеси (наприклад, амілоїдоз, хвороба Фабрі, хвороба Данона) [55]. Hilis J. et al. вивчили точність пристрою штучного інтелекту, а саме НСМ, для ЕКГ-скринінгу гіпертрофічної кардіоміопатії. Прилад ідентифікував ГКМП на основі ЕКГ у 12 відведеннях. Він має потенціал для використання як інструмент скринінгу для розширення поточних маршрутів лікування. Він отримав схвалення від Управління з санітарного нагляду за якістю харчових продуктів і медикаментів США [24]. Haimovich J. et al. розробили модель штучного інтелекту на основі згорткової нейронної мережі, яка може виявляти та класифікувати причини патернів ГЛШ на ЕКГ, такі як амілоїдоз серця, гіпертрофічна кардіоміопатія, аортальний стеноз, гіпертонічний ГЛШ, і має кращі результати, ніж клінічні правила на основі ЕКГ [25]. Нова модель AI-ECG, призначена для виявлення амілоїдозу серця, показала високі загальні показники. Однак зниження ефективності спостерігалось у пацієнтів з блокадою лівої ніжки пучка Гіса, гіпертрофією лівого шлуночка та в етнічно різноманітних групах, що підкреслює необхідність цілеспрямованої валідації в цих підгрупах [26].

Серцева недостатність (СН) – це складний, небезпечний для життя стан, пов'язаний з високим рівнем захворюваності та смертності, зниженням якості життя та функціональної здатності, а також значними витратами на охорону здоров'я. Вражаючи понад 64 мільйони людей у всьому світі, СН визнана всесвітньою пандемією [56]. Butler L. et al. розробили моделі штучного інтелекту на основі даних ЕКГ, які прогнозують ризик серцевої недостатності (СН) протягом 10-річного періоду з точністю, порівнянною або кращою, ніж поточні калькулятори ризику СН та традиційні методи ЕКГ. Це дослідження має кілька цілей, включаючи потенційне використання цих моделей штучного інтелекту для забезпечення економічно ефективного та віддаленого

моніторингу груп ризику, тим самим сприяючи швидким втручанням та покращуючи процес прийняття клінічних рішень [27].

Атеросклеротичне серцево-судинне захворювання (ASCVD), основним чинником якого є ішемічна хвороба серця (ІХС), є основною причиною смерті в усьому світі. Хоча оцінювачі ризику ASCVD, такі як об'єднані когортні рівняння (PCE), використовуються для стратифікації ризику та первинної профілактики, їхня точність залишається нижчою за ідеальну. Моделі ЕКГ-ШІ були розроблені для виявлення специфічних станів: (1) підвищений рівень кальцію в коронарних артеріях (CAC), (2) обструктивний ІХС та (3) регіональний акінез лівого шлуночка (ЛШ) як показник потенційного попереднього інфаркту міокарда (ІМ). Ці моделі надають додаткову інформацію та визначають чіткі профілі ризиків. Вони можуть запропонувати вирішення прогалин в існуючих методах стратифікації ризику, особливо для пацієнтів, у яких ПХЕ не дозволяє точно оцінити ризик АССЗ, або коли необхідна оцінка протягом періодів, коротших за 10 років [28]. Lee Y. et al. провели дослідження моделі на основі штучного інтелекту, яка об'єднує глибоке та машинне навчання для виявлення пацієнтів з обструктивною ішемічною хворобою серця (ІХС). Ця модель досягає діагностичних показників, порівнянних з традиційними методами на основі факторів ризику серцево-судинних захворювань (CVRFs). Він може виявитися цінним клінічним інструментом в амбулаторних умовах для визначення того, яким пацієнтам може знадобитися подальше діагностичне тестування на стабільну ІХС [29].

Тромбоемболія легеневої артерії (ТЕЛА) є потенційно летальним станом, що характеризується діагностичними проблемами через неспецифічні клінічні симптоми. Для підтвердження ТЕЛА необхідна комп'ютерна томографія, легенева ангіографія (КТПА). Модель штучного інтелекту, розроблена з використанням даних ЕКГ у 12 відведеннях, була створена Valente Silva B. et al. і продемонструвала виняткову специфічність (100%) у виявленні ТЕЛА, перевершуючи точність стандартних правил клінічного прогнозування [30].

Електрокардіограма (ЕКГ) є важливим неінвазивним інструментом, який використовується в кардіології для діагностики аритмій [57]. Для розрізнення AVRT та AVNRT була розроблена згорткова нейронна мережа. Точність цієї нейронної мережі в даний час помірна, але потенційно може зрости з більшим набором даних. Спочатку ця модель була навчена з використанням даних лише 124 пацієнтів, які проходили дослідження ОС. Точна діагностика механізму аритмії за допомогою ЕКГ у 12 відведеннях може покращити передпроцедурне консультування, процеси згоди та планування процедури [31]. Shimojo M. et al. створили алгоритм машинного навчання для диференціації між лівошлуночковим трактом відтоку (LVOT) і правим шлуночковим трактом відтоку (RVOT) походження шлуночкових аритмій (OTVA). Цей алгоритм базується на чотирьох ключових елементах: коефіцієнті R-хвилі aVF/II, індексі V2S/V3R, амплітуді QRS у відведенні V3 та нахилі відхилення R-хвилі у відведенні V3. Він продемонстрував високу точність і може бути корисним при плануванні процедур катетерної абляції при OTVA [32].

1.2.1 Ехокардіографія

Ехокардіографія продемонструвала величезне та експоненціальне зростання протягом десятиліть, ставши важливим інструментом для кардіологічної оцінки. Спочатку почавшись з В-режиму, ця область розвивалася з прогресом у таких технологіях, як доплерівство та тривимірна візуалізація. Це зробило ехокардіографічні дослідження більш детальними та всеосяжними. Ехокардіографія має кілька застосувань, таких як:

- Оцінка та моніторинг систолічної та діастолічної функції лівого шлуночка;
- Оцінка функції правого шлуночка;
- Оцінка та кількісна оцінка розміру серцевої камери;
- Оцінка функціонального значення ураження клапана та оцінка структури та функції протезного клапана;
- Виявлення серцевого вогнища емболії та оцінка серцевих мас;
- Оцінка захворювань перикарда [58].

Штучний інтелект (ШІ) може допомогти медичним працівникам, служачи цінним діагностичним інструментом у галузі ехокардіографії, особливо в автоматичних вимірюваннях та інтерпретації результатів. Крім того, штучний інтелект може розширити дослідницькі можливості та виявити нові підходи в медичному управлінні [59].

Дослідження підтвердило ефективність моделі штучного інтелекту, створеної для виконання автоматичних вимірювань на трансторакальній ехокардіографії. Він був навчений з використанням понад 3000 сканувань ТТЕ як здорових людей, так і пацієнтів із серцевими захворюваннями. Ключові результати включали високу точність штучного інтелекту порівняно з ручними вимірюваннями та коротший час обстеження. Крім того, він показав нижчу варіативність між спостерігачами, що підкреслює його потенціал як навчального інструменту [33]. Sveric K. et al. порівняли автоматизований робочий процес на основі штучного інтелекту, який поєднує вибір кліпу та розрахунки LVEF, з модифікованою біплановою технікою Сімпсона (MBS), використовуючи кардіомагнітно-резонансну томографію (CMR) як стандартний еталон. Штучний інтелект продемонстрував більшу точність і надійність у порівнянні з методом MBS, зменшуючи варіабельність, пов'язану з користувачем, і, отже, потенціал для покращення клінічної корисності ехокардіографії. Цей алгоритм отримав схвалення від Управління з санітарного нагляду за якістю харчових продуктів і медикаментів (FDA) і Conformité Européenne (CE) [34]. Ще одне дослідження було опубліковано про модель глибокого навчання, яка була розроблена для виявлення аномалій руху стінки області. Його результати схожі з експертами і перевершили багатьох новачків. Ця модель може підвищити ефективність оцінювання RWMA та слугувати навчальним інструментом для новачків [35].

Низка статей присвячена моделям штучного інтелекту, які можуть оцінювати параметри правого шлуночка. У першому дослідженні досліджується підхід глибокого навчання на основі уваги (DL) для кількісної

оцінки правого шлуночка в 2D-ехокардіографії, демонструючи як здійсненність, так і багатообіцяючу точність. Ця модель була оцінена на основі магнітно-резонансної томографії серця як еталонного стандарту [36]. Mugaaya M. et al. створили повністю автоматизований інструмент глибокого навчання (DL), призначений для оцінки фракції викиду правого шлуночка (RVEF) на основі двовимірних ехокардіографічних відео апікальних чотирикамерних зображень у пацієнтів з прекапілярною легеневою гіпертензією (PH). Дослідження продемонструвало, що цей інструмент може точно оцінювати РВЕФ і відповідати діагностичним показникам читачів у виявленні систолічної дисфункції правого шлуночка. Серцевий магнітний резонанс (CMR) також був використаний як стандартний еталон у цьому дослідженні [37]. Нове програмне забезпечення штучного інтелекту (ШІ), LVivoRV, було оцінено за його точність у вимірюванні параметрів правого шлуночка (RV), таких як зміна фракційної площі (FAC), напруга вільної стінки (FWS). Програмне забезпечення продемонструвало чудову чутливість і негативну прогностичну цінність для виявлення дисфункції ПШ, хоча воно показало низьку специфічність і позитивну прогностичну цінність. Тим не менш, слід підкреслити його здатність надійно виключати значну дисфункцію ПШ [38]. Нещодавно модель машинного навчання, навчена на даних пацієнтів, які перенесли правобічну катетеризацію серця та трансторакальну ехокардіографію, була використана для прогнозування легеневої гіпертензії (ЛГ) за допомогою ехокардіографії. Модель продемонструвала високу чутливість і позитивну прогностичну цінність, хоча її негативна прогностична цінність була нижчою. Цей метод машинного навчання демонструє потенціал для точної ідентифікації пацієнтів, які з невеликою ймовірністю матимуть ЛГ [39].

У розвинених країнах аортальний стеноз є найбільш поширеною формою клапанних вад серця. Цей стан зазвичай проявляється як частина процесу старіння і стає все більш поширеним у міру зростання середнього віку населення. Без лікування тяжкий симптоматичний аортальний стеноз є

універсально летальним [60]. Ехокардіографія відіграє вирішальну роль у діагностиці, оцінці та лікуванні захворювання аортального клапана у пацієнтів [61]. Цифровий індекс тяжкості аортального стенозу (DASSi) — це інструмент штучного інтелекту на основі відео, який здатний виявляти важкий аортальний стеноз (АС) за допомогою однокутної ехокардіографії з довгою віссю, не вимагаючи доплерівської характеристики. Недавнє дослідження продемонструвало, що DASSi може самостійно прогнозувати розвиток і прогресування АС. Це дозволяє кон'юнктурно стратифікувати ризик за різними методами серцево-судинної візуалізації та припускає потенціал для використання на портативних пристроях [40]. Krishna H. et al. провели дослідження, в якому порівнювали точність вимірювання штучної нейронної мережі (Us2.ai) з точністю навчених ехокардіографів при оцінці аортального стенозу. Проаналізовані ехокардіографічні зображення включали пацієнтів з нормальними аортальними клапанами та пацієнтів з різним ступенем аортального стенозу. Їхні результати свідчать про те, що Us2.ai здатний точно відповідати вимірюванням на людях усіх критичних параметрів, які використовуються для оцінки тяжкості АС. Це потенційно може зменшити варіабельність міжсканування, покращити інтерпретацію та діагностику АС, а також забезпечити точне та відтворюване лікування пацієнтів з АС [41].

Було розроблено алгоритм машинного навчання з використанням ехокардіографічних особливостей пацієнтів, які проходять коронарографію. Модель продемонструвала високу чутливість (0,952), але нижчу специфічність (0,691), що вказує на її сильну здатність виявляти ішемічну хворобу серця (ІХС), але також свідчить про потенціал високого рівня хибнопозитивних результатів. Подальший аналіз показав, що хибнопозитивні випадки були більш схильні до серцевих подій порівняно з істинно-негативними випадками. Модель може бути цінною для оцінки ймовірності ІХС до тестів і для скринінгу пацієнтів в клінічних умовах [42]. Інше дослідження було спрямоване на оцінку точності моделі машинного навчання (ML), зокрема моделі eXtreme Gradient

Boosting (XGBoost), у прогнозуванні п'ятирічної смертності від усіх причин серед пацієнтів із хронічними коронарними синдромами (CCS) за допомогою даних клінічної та трансторакальної ехокардіографії (ТТЕ), з ключовим предиктором ризику, включаючи дисфункцію ЛШ та значну трикуспідальну регургітацію. Ефективність моделі XGBoost оцінювалася за традиційними оцінками стратифікації ризиків. Модель машинного навчання перевершила традиційні шкали ризику. Це підкреслює потенціал використання передових моделей ML для покращення прогнозування ризику у пацієнтів із ССС поза традиційними методами [43].

Ще три статті, пов'язані з ехокардіографією, які можуть принести нові перспективи на майбутнє. Фібриляція передсердь (ФП) є однією з найпоширеніших аритмій у дорослих, з оціночною поширеністю від 2% до 4% [62]. Lu N. та ін запропонували модель штучного інтелекту (AI), призначену для виявлення фібриляції передсердь (ФП) за допомогою апікальних чотирикамерних (AP4) цинів, незалежно від даних електрокардіограми (ЕКГ). При оцінці продуктивності використовувалася оцінка кардіологом ЕКГ ритм-смужки як золотого стандарту. Результати вказують на те, що ця модель штучного інтелекту може точно виявляти ФП за допомогою ехокардіографії, досягаючи точності аналізу кардіолога на основі ЕКГ [44]. В іншому дослідженні виділяється модель ML, призначена для виявлення ревматичної хвороби серця шляхом аналізу мітрального клапана. У ньому наголошується на здатності моделі ідентифікувати РХП з точністю, порівнянною з точністю експертів-кардіологів [45]. Steffner K. et al. стали першопрохідцями в інтерпретації зображень ТТЕ на основі штучного інтелекту, розробивши згорткову нейронну мережу (CNN) для точної ідентифікації стандартизованих представлень ТТЕ. Ця демонстрація ефективної класифікації ШП відкриває двері для передового аналізу глибокого навчання в інтраопераційній та інтрапроцедурній візуалізації ТТЕ [46].

1.2.2 Коронарографія

Черезшкірне коронарне втручання (ЧКВ) є стандартним методом лікування ішемічної хвороби серця. Точна оцінка стенозу та еталонного діаметра має важливе значення. Оскільки візуальна оцінка діаметра просвіту та стенозу не має об'єктивності, кількісна коронарна ангіографія (QCA) зазвичай використовується в клінічних умовах для оцінки стенозу коронарних артерій [63]. Дослідження, опубліковане у 2024 році, представило новий підхід до кількісної коронарної ангіографії (AI-QCA) на основі штучного інтелекту для аналізу основних судин. AI-QCA була створена з використанням трьох моделей глибокого навчання, навчених на ангіографічних даних для точного розмежування просвітів. Модель показала хорошу чутливість у виявленні уражень і мала сильні кореляції з ручним QCA. AI-QCA успішно виявив і кількісно проаналізував множинні ураження в основних судинах. Це свідчить про потенціал цієї моделі як автоматизованого рішення в коронарографії, що забезпечує значні переваги для кількісної оцінки коронарних уражень і підтримує прийняття клінічних рішень [47].

1.2.3 Комп'ютерна ангіографія серця

Коронарна комп'ютерна томографічна ангіографія (CCTA) відіграє важливу роль в оцінці ішемічної хвороби серця (ІХС). Цей неінвазивний метод є особливо цінним для пацієнтів з низьким та середнім ризиком ішемічної хвороби серця, що підкреслює його важливість в оцінці стабільних пацієнтів, які не потребують негайної реваскуляризації [64]. AI-QCRA (HeartFlow) використовує 3D-модель, отриману за допомогою CCTA, специфічну для кожного пацієнта, ілюструючи артеріальний просвіт і зовнішню стінку для кількісної оцінки та характеристики бляшки. Нещодавня стаття Rinehart S. et al. вказує на те, що включення AI-QCRA в рутинні звіти або інтерпретації CCTA може змінити медичні рекомендації щодо лікування в 66% випадків. Такий значний вплив пов'язаний в першу чергу з тим, що більшості пацієнтів з

симптомами, що вказують на ІХС, у яких виявляється будь-який коронарний атеросклероз на ККТ, рекомендується почати терапію аспірином і високоінтенсивною терапією статинами. Включення даних AI-QCRA призводить до більш агресивних та підвищених стратегій медичного лікування [48]. Інше дослідження оцінювало ефективність AI-QCT у виявленні некальцифікованого нальоту низької щільності (LD-NCP) порівняно з спектроскопією ближнього інфрачервоного діапазону – внутрішньосудинним ультразвуком. AI-QCT продемонстрував високу діагностичну точність у виявленні значущих LD-NCP. Крім того, вимірювання площі судин, просвіту, навантаження бляшок та довжини ураження за допомогою AI-QCT точно відповідали відповідним вимірюванням за допомогою внутрішньосудинного ультразвукового дослідження (IVUS) [49].

1.2.4 Комп'ютерна томографія

Комп'ютерна томографія (КТ) надає унікальну можливість для одночасної оцінки кореня аорти та анатомії судин, що робить її золотим стандартом для пацієнтів, які обстежуються за допомогою транскатетерної заміни аортального клапана (TAVR). Цей комплексний підхід надає критично важливу інформацію для визначення відповідності пацієнта вимогам, вибору відповідного розміру протеза та визначення оптимальної стратегії доступу [65]. Toggweiler S. et al. створили програмне забезпечення на основі штучного інтелекту (AI) (4TAVR), призначене для автоматичної генерації анатомічних вимірювань та інших даних для планування та реалізації TAVR. Кільцеві вимірювання, зроблені штучним інтелектом, продемонстрували чудову відповідність з тими, що були зроблені вручну експертами-операторами. Це програмне забезпечення не тільки економить час, але й підвищує ефективність та знижує витрати. Автори дійшли висновку, що це може бути особливо корисним для центрів з великим обсягом, обтяжених широким аналізом КТ-сканів, і для центрів малого обсягу з обмеженим досвідом таких аналізів [50].

1.2.5 МРТ серця

Серцево-судинний магнітний резонанс (CMR) охоплює кілька методів магнітно-резонансної томографії (МРТ), розроблених для аналізу морфології серцево-судинної системи, функції шлуночків, перфузії міокарда, характеристики тканин, кількісного визначення кровотоку та ішемічної хвороби серця [66]. У дослідженні, опублікованому цього року, було оцінено автоматичний інструмент, призначений для вимірювання серцевих об'ємів на CMR, щоб оцінити його клінічну доцільність. Автоматична сегментація обох шлуночків за допомогою інструменту на CMR продемонструвала чудову відповідність із ручною сегментацією, виконаною експертами CMR у ретроспективній клінічній когорті. Впровадження цього інструменту може підвищити ефективність звітності CMR та мінімізувати затримки між візуалізацією та діагностикою [51]. Тягар рубців, що визначається за допомогою CMR пізнього посилення гадолінію (LGE), є прогностичним щодо смертності з усіх причин. У хворих на ішемічну хворобу серця масу рубців міокарда можна точно визначити за допомогою МРТ серця ЛГЕ. Ghanbari F. et al. протестували модель машинного навчання для кількісного визначення маси рубця міокарда, яка продемонструвала чудову точність. Цей метод потенційно може покращити поточні моделі прогнозування, які використовують критерії ризику на основі настанов для імплантації імплантованого кардіовертера-дефібрилятора [52].

1.3 Проблеми впровадження інформаційно-вимірювальних систем на основі штучного інтелекту для візуалізації ЕКГ

Штучний інтелект може застосовуватися в багатьох напрямках в кардіології і в медицині. Однак розглянуті дослідження мають схожі обмеження, такі як обмежена валідація та наразі обмежена застосовність. Тим не менш, майбутні перспективи здаються чудовими, поки існує вирішення проблем впровадження штучного інтелекту в широких масштабах в медицині.

He J. et al. виділяють кілька критичних проблем у впровадженні технологій штучного інтелекту в медицині, таких як необхідність обміну даними, забезпечення прозорості, гарантування безпеки пацієнтів та стандартизація даних для безперешкодної інтеграції в існуючі клінічні робочі процеси. Вони також обговорюють фінансові аспекти впровадження штучного інтелекту та важливість освіти медичних кадрів. Також було підкреслено необхідність розробки регуляторних стандартів для оцінки безпеки та ефективності технологій штучного інтелекту. Інститут науки про дані, заснований Американським коледжем радіології, відзначається як приклад ініціативи на підтримку впровадження ШІ [67]. Kella L. та ін зазначають, що «алгоритми штучного інтелекту настільки хороші, наскільки хороші дані та припущення, якими вони живляться». Забезпечення різноманітних, репрезентативних даних на етапах навчання, оцінювання та моніторингу після розгортання має вирішальне значення. Дуже важливо використовувати різноманітні та репрезентативні дані на всіх етапах навчання, оцінки та поточного моніторингу, щоб запобігти упередженості та надмірному навчанню, які можуть призвести до неточних прогнозів ШІ в реальних програмах. Вони також зазначають, що людські упередження можуть впливати на клінічне використання ШІ. Опитування показало, що хоча багато корейських лікарів визнавали корисність ШІ в діагностиці, мало хто добре розбирався в ШІ, а деякі сумнівалися в ефективності ШІ в непередбачуваних обставинах [68,69].

Значним викликом для інструментів штучного інтелекту в охороні здоров'я є скептицизм через непрозору природу багатьох алгоритмів, які часто називають системами «чорного ящика» [70]. Ці методи «чорного ящика», включаючи нейронні мережі, випадкові ліси та моделі підвищення градієнта, можуть ускладнити для лікарів та дослідників розуміння або пояснення конкретних діагностичних або лікувальних рекомендацій [71,72]. На противагу цьому, алгоритми «білого ящика», такі як логістична регресія та дерева прийняття рішень, є більш прозорими [71]. Скептицизм спостерігається не

лише серед клініцистів, пацієнти часто виявляють навіть меншу терпимість до помилок, допущених штучним інтелектом, ніж люди-клініцисти [73]. Однак Duran J. et al. стверджують, що використання медичного штучного інтелекту в рутинній клінічній практиці може бути значно вигідним навіть при значній залежності від менш прозорих алгоритмів «чорного ящика». Вони вважають, що питання та виклики, які виникають у цій ситуації, повинні формувати подальший розвиток цих технологій та освіти медичних працівників. Цей підхід спрямований на підготовку медичних працівників до ефективного впровадження цих складних систем у стандартну медичну практику [74].

Gerkes S et al. визначили чотири основні етичні питання (одна щодо інформованої згоди, одна щодо безпеки та прозорості, одна щодо упереджень та одна щодо конфіденційності даних) та п'ять юридичних питань, таких як безпека та ефективність, відповідальність, захист даних та конфіденційність, кібербезпека, а також право інтелектуальної власності [75]. Tang L. et al. провели дослідження, яке виявило занепокоєння пацієнтів і клініцистів щодо потенціалу медичного штучного інтелекту для зменшення людської взаємодії та довіри в комунікації в галузі охорони здоров'я. Лікарі виокремили автономію та справедливість як критичні етичні питання при використанні медичного штучного інтелекту. Клініцисти також порушили питання рівності, дискримінації, стигматизації та розподільчої справедливості. Крім того, видавці вказали на відсутність досліджень щодо розуміння етики розробниками штучного інтелекту, окрім їхніх досліджень щодо виправлення упереджень щодо штучного інтелекту, пов'язаних з етичними принципами чесності та справедливості [76].

Існує нагальна потреба стандартизувати показники, які використовуються в дослідженнях на основі штучного інтелекту, оскільки наразі результати повідомляються з використанням різноманітних показників продуктивності, таких як точність, чутливість і конкретність, що ускладнює їх порівняння. Крім того, хоча моделі можуть мати виняткову ефективність у теоретичних дослідженнях або дослідженнях *in silico*, перенесення цих успіхів у клінічні умови часто виявляється складним [77,78].

1.4 Висновки до першого розділу

Інтеграція штучного інтелекту (ШІ) в кардіологію відкриває величезні можливості, які мають потенціал революціонізувати галузь завдяки стратегічному використанню великих даних, алгоритмів машинного навчання та нейронних мереж. Ця інновація обіцяє покращення процесів сортування, діагностики, прогнозування, моніторингу та лікування серцево-судинних захворювань. Численні дослідження підкреслили потенційне використання ШІ в параклінічних дослідженнях, таких як ЕКГ, ехокардіографія, коронарографія, комп'ютерна томографія та МРТ серця.

Незважаючи на розвиток штучного інтелекту в кардіології, необхідно вирішити кілька проблем, щоб максимізувати його потенціал. Дуже важливо стандартизувати алгоритми штучного інтелекту та показники, які використовуються для їх оцінки, щоб забезпечити однаковість у дослідженнях і клінічному використанні. Таким чином, розумне використання технологій штучного інтелекту, керуючись науково обґрунтованими практиками та етичними принципами, є ключем до розкриття повного потенціалу штучного інтелекту в просуванні медичної допомоги та покращенні результатів лікування пацієнтів.

Незважаючи на те, що ІВС на основі штучного інтелекту у кардіологічних параклінічних дослідженнях все ще перебуває на ранній стадії, його потенціал для трансформації цієї галузі величезний. По суті, штучний інтелект не є заміною людського досвіду. Натомість, він є цінним співавтором. Людська проникливість і знання залишаються незамінними для інтерпретації контексту та прийняття обґрунтованих рішень. Вирішуючи поточні проблеми та сприяючи спільному, обґрунтованому підходу до його розробки та використання, штучний інтелект може значно покращити кардіологічну допомогу, зробивши її більш точною, ефективною та орієнтованою на пацієнта.

РОЗДІЛ 2 РОЗПІЗНАВАННЯ ЕКГ ЗОБРАЖЕНЬ НАДШЛУНОЧКОВИХ АРИТМІЙ У ЗАПИСАХ ХОЛТЕРІВСЬКОЇ ІВС

Аритмії – це порушення серцевого ритму [1,2,3,4]. Як правило, вони класифікуються на дві великі групи: надшлуночкові (СВА) та шлуночкові аритмії (ВА); Обидві ці групи, зокрема СВА, включають різні підтипи порушень ритму [1,2]. Термін «суправентрикулярна аритмія» буквально вказує на тахікардію, тобто частоту > 100 ударів на хвилину (уд/хв) у стані спокою, механізм якої включає тканини з пучка Гіса або вище [1,2,3]. Традиційно СВА використовувалися для опису всіх видів тахіаритмій, крім фібриляції передсердь (ФП) і шлуночкових тахікардій (ВТ), причому останні походять з областей, дистальних від системи Гіса-Пуркінє [1,4,5,6].

2.1 Особливості оцінювання QRS-комплексу на ЕКГ зображеннях

Епідеміологічні дослідження популяції СВА обмежені. У загальній популяції поширеність СВА становить 2,25 на 1000 осіб, а захворюваність – 35/100 000 людино-років [1,2,7]. У жінок ризик розвитку СВА вдвічі вищий, ніж у чоловіків, а в осіб віком ≥ 65 років або ризик розвитку СВА більш ніж у п'ять разів вищий, ніж у осіб молодшого віку [3,8,9]. Електрофізіологічний механізм виникнення більшості СВА включає в себе атріовентрикулярне збудження з повторним входом, яке стало можливим і підтримується додатковими з'єднаннями, тому з електрофізіологічної точки зору він не є, по суті, істинним надшлуночковим ритмом [1,10,11,12,13,14]. СВА часто розглядають як вузькі тахікардії QRS-комплексу, оскільки тривалість QRS у багатьох становить ≤ 120 мс, що є певною ознакою суправентрикулярного виникнення аритмії [1,2,15]. Однак у клінічній практиці СВА можуть проявлятися не тільки у вигляді вузьких, але і широких QRS-тахікардій, останні

вимагають диференціації від ВТ, які є небезпечними для життя [1,16,17,18]. Розширення QRS в СВА обумовлено функціональними або фіксованими блоками гілок, які можуть передувати або виникати під час СВА [1,7,19].

Первинне обстеження пацієнтів з підозрою на СВА включає ретельний збір анамнезу, фізикальне обстеження, електрокардіографію спокою (ЕКГ), лабораторну (загальні показники крові, біохімічний профіль, функцію щитовидної залози) та трансторакальну ехокардіографію [1,2,3,4,5,6]. Інші дослідження включають холтерівський моніторинг ЕКГ, телеметричний/транстелефонний моніторинг або імплантований реєстратор петлі, тест на толерантність до фізичного навантаження та неінвазивну/інвазивну оцінку коронарних артерій (при підозрі на ішемію міокарда) [1,2,4]. Електрофізіологічне дослідження слід розглядати для встановлення остаточного діагнозу та коли очікується абляція катетера [1,7,20].

Пацієнтам слід заохочувати звертатися за медичною допомогою та записувати ЕКГ під час епізодів серцебиття/відчуття неадекватно прискореного серцебиття [1,5,21]. При повторному повторенні стандартні записи ЕКГ у 12 відведеннях не виявляють аритмії, але клінічні симптоми все одно свідчать про епізоди порушення ритму, рекомендується холтерівське моніторування ЕКГ [2,8,22]. Це дослідження залишається золотим стандартом амбулаторного моніторування ЕКГ [1,3]. Зазвичай вона виконується протягом 24–48 год (до 72 год) і може реєструвати кілька відведень ЕКГ [1,6,8]. Однак багато СВА часто є спорадичними і можуть бути недостатньо частими, щоб бути зафіксованими навіть під час амбулаторного моніторингу [1,12]. У таких випадках для виявлення аритмії зазвичай необхідний більш розширений моніторинг ЕКГ. Останнім часом для виявлення СВА використовуються адгезивні пристрої патчового типу (АПД) [4,5,6,7,8,23]. У порівнянні з холтерівським тестом, АПД в цілому більш компактні і зручні для пацієнтів [4,5,23]. Вони також мають перевагу у вигляді подовженого періоду моніторингу до кількох днів, залежно

від продукту [4,5,6,23]. Таким чином, АПД можуть бути цінною альтернативою холтерівському монітуванню ЕКГ [6,7,23]. Однак більшість АПД відстежують ЕКГ в одному відведенні таким чином, що вони можуть реєструвати сигнали ЕКГ уздовж одного вектора [5,6,7,8]. Як наслідок, існують побоювання щодо надмірного або недостатнього виявлення аритмій порівняно зі стандартною холтерівською ЕКГ [6,7,8,9].

Виявлення СВА (тобто несинусового надшлуночкового ритму) не обов'язково дорівнює встановленню діагнозу [1,2,3,4,5,6,7,8]. Навіть якщо ЕКГ, холтерівська ЕКГ або інші моніторингові прилади виявляють біг суправентрикулярної тахікардії, вони можуть не привести до конкретного діагнозу [8,14,16]. При високочастотних аритміях короткі RR-інтервали можуть перешкоджати розпізнаванню збудження передсердь (Р-зубець, f-хвиля, F-хвиля і т.д.) і нерегулярність серцевого ритму, тому стандартні методи ЕКГ можуть не дати результату у визначенні типу аритмії [1,8,17]. Крім того, багато пристроїв тривалого моніторингу реєструють ЕКГ в одному відведенні, і їх діагностичні показники можуть бути неоптимальними через шумні відстеження, часті ектопічні удари або співіснування інших тахіаритмій [5,6,17].

Виробники холтерів надають програмні діагностичні інструменти для автоматичного аналізу записів холтерівської ЕКГ протягом 24–72 годин, щоб допомогти клініцистам у процесі оцінки цих великих обсягів даних [5,7]. Такі інструменти допомоги повинні відповідати потребі у швидких і точних кінцевих діагностичних звітах кардіологів [24]. Важливою можливістю є інтерфейс користувача, який візуалізує відведення ЕКГ і виявлені серцеві скорочення, однак виявлення транзиторних і пароксизмальних подій вимагає ретельного вивчення тисяч серцевих скорочень в посторінковому огляді записів Холтера. Тому необхідні вимірювання і перетворення, що забезпечують компактні візуальні уявлення даних холтерівської ЕКГ. Одновимірні часові тенденції автоматично вимірюваних ознак ЕКГ (наприклад, RR-інтервали, QT- та

QTc-інтервали, зсуви сегмента ST, варіабельність зубця Т тощо) є найпростішими інструментами огляду. Двовимірні (2D) представлення в часовій та частотній області зазвичай використовуються для аналізу варіабельності серцевого ритму (BCR) за допомогою RR- та dRR-гістограм, графіків Пуанкаре та спектрограм BCR [25]. Однак ці діаграми BCR не відображають форму хвилі ЕКГ, а також є або інваріантними в часі, або являють собою вплив різних факторів вегетативного кардіоконтролю. Тому вони не можуть бути використані для надійного визначення моменту виникнення/зміщення транзиторної аритмії.

Ще в 2010 році в складі діагностичного інструменту DARWIN холтерівських систем Schiller Medilog ECG вперше була виявлена вдосконалена 2D ЕКГ-трансформація під назвою ECHOView™ [26]. Було показано, що він представляє тисячі ударів серця у форматі стисненого 2D-зображення, де варіації амплітуди удару за ударом кодуються кольоровими смугами, розташованими поруч. Отримана кольорова карта дозволяє швидко перевірити всі удари у великих сегментах ЕКГ на предмет неправильно розташованих зубців Р і Т. Приклад ECHOView перетворення пароксизмального запису ФП в [26] демонструє, як з першого погляду розпізнавати настання аномалій зубця Р. Ця функціональність важлива для підвищення економічної ефективності послуги скринінгу ФП без необхідності проведення трудомістких аналізів серцебиття або аритмії для виявлення всіх подій передсердь. Однак ми не знайшли опублікованих клінічних відгуків щодо реальної корисності інтерфейсу кольорової карти ECHOView під час експертного зчитування записів ЕКГ за Холтером.

Натомість, ми виявили принцип, подібний до ECHOView, у пізнішому дослідженні Li et al. (2015) [27], які представили кольорову карту електрокардіоматриці (ЕСМ) як новий метод візуалізації ритму за ударом для перевірки серцевих сигналів в одному відведенні бази даних аритмії MIT-BIH. У 2018–2019 роках інтерес до ЕКМ зріс, що було продемонстровано у трьох

дослідженнях для візуальної оцінки ЕКМ в одному відведенні, вираженого як якісне враження від зниженого ВСР у пацієнтів перед зупинкою серця [28]; ефективна ручна ідентифікація ФП та/або тріпотіння передсердь (АФЛ) у базі даних фібриляції передсердь MIT-BIH [29] та в даних телеметрії пацієнтів з ішемічним інсультом та транзиторною ішемічною атакою [30]. Нещодавно два дослідження повідомили про своє задоволення ефективністю, інтуїтивністю та збереженням пам'яті при використанні зображень ЕСМ для візуального виявлення подій у записах пацієнтів із застійною серцевою недостатністю [31,32]. Після 2020 року можливості технології глибокого навчання для обробки зображень були застосовані для аналізу різних видів зображень ЕСМ. Вони складаються з одновідведених складених сегментів ЕКГ з різною довжиною (1,5–3 с), включаючи одне або кілька послідовних серцевих скорочень, і аналізуються за допомогою 2D згорткових шарів з метою виявлення ФП [33,34,35] та біометричної ідентифікації [36].

Це дослідження спрямоване на вивчення корисності інтерфейсу кольорової карти ECHOView, інтегрованого в комерційний діагностичний інструмент для зчитування записів холтерівської ЕКГ тривалістю 24–72 год для візуального розпізнавання епізодів SVA. Представлення стисненої ЕКГ на одній сторінці є важливим для швидкого огляду холтерівських записів, тому ми досліджуємо співвідношення стисненої інформації, наданої ECHO View, порівняно зі звичайним ЕКГ-слідом у стандартній сітці, і чи підходить це стиснене представлення для однозначного виявлення пароксизмальних епізодів SVA. Наведено обґрунтування прикладами з клінічних записів холтерівської ЕКГ. Очікувана клінічна вигода полягатиме у підвищенні економічної ефективності діагностичної послуги та покращенні догляду за пацієнтами.

2.2 Клінічне дослідження холтерівської ЕКГ на основі IBC

Холтерівське моніторування ЕКГ – метод електрофізіологічної інструментальної діагностики, який полягає в тривалій реєстрації ЕКГ в умовах щоденної активності пацієнта з подальшим аналізом отриманого запису

В даній розділі ми розглянемо роботу апарату Холтера на прикладі Savvy Heart Monitor (рисунок 2.1).

Медичний пристрій є персональним пристроєм для серцево-судинної діяльності (PCARD), названий та посианий як SAVVY в решті частини документа. Медичний пристрій SAVVY складається з датчика Savvy, зарядного пристрою, зарядної док-станції та мобільного додатка (MobECG). Основою системи є невеликий і легкий (21 г) сенсор Savvy, закріплений на шкірі за допомогою стандартних самоклеючих електродів. Датчик Savvy вимірює диференціальну ЕКГ користувача між двома проксимальними електродами на відстані прибіл. 8,5 см. ЕКГ середньої роздільної здатності підходить для довготривалого персонального моніторингу серцевої діяльності під час щоденних або спортивних занять, а також для клінічного використання. Завдяки одному заряду вбудованого акумулятора датчик Savvy може працювати безперервно до семи днів і щонайменше 14 днів у режимі очікування. Датчик SAVVY можна заряджати за допомогою зарядної док-станції, яка постачається з ним. Вимірювання від датчика Savvy передаються через вбудований радіоприймач Bluetooth BT4.0 з низьким рівнем потужності в мобільний додаток на персональному цифровому помічнику (PDA), тобто смартфоні або планшеті, який забезпечує зберігання та графічне представлення вимірювань. Користувачем може бути здорова людина, особа, яка проходить скринінг, або пацієнт. Використання МД не обмежується віком, статтю, масою тіла чи зростанням та іншими особистими характеристиками. особа, яка проходить скринінг, або пацієнт. Використання МД не обмежується віком, статтю, масою тіла чи зростанням та іншими особистими характеристиками. особа, яка проходить скринінг, або пацієнт. Використання МД не обмежується

віком, статтю, масою тіла чи зростанням та іншими особистими характеристиками.



Рисунок 2.1 – Апарат Холтера на прикладі Savvy Heart Monitor

Ця кардіосистема дозволяє відстежувати параметри серця і провести і відстежувати заміри за допомогою мобільного телефона. Запис ведеться по 2 каналах. Також є функція збереження результатів вимірювання в форматі файлу pdf (рисунок 2.1).



Рисунок 2.1 – Збереження результатів вимірювання

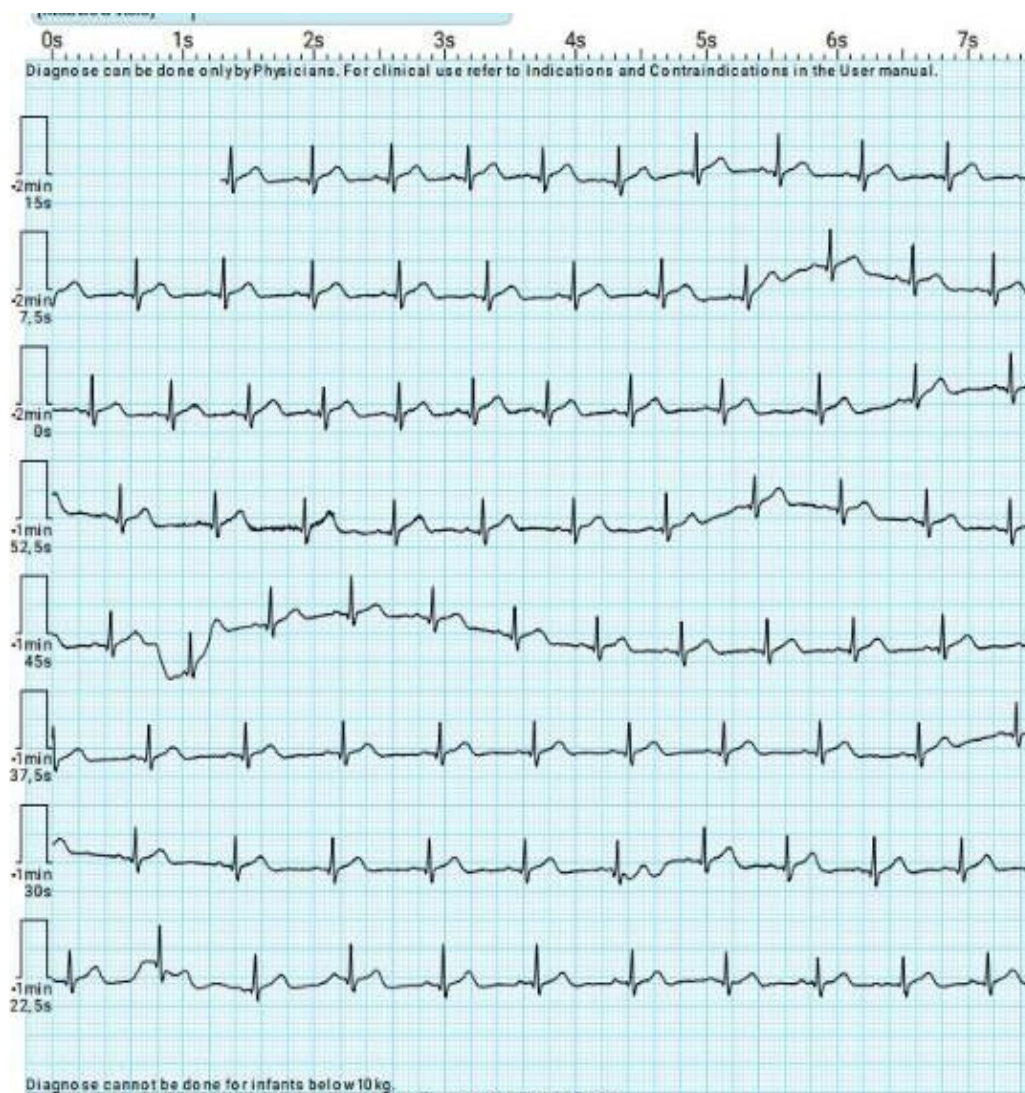


Рисунок 2.1 – Збереження результатів вимірювання (продовження)

Пацієнти, які відповідали наступним критеріям прийнятності, розглядалися для включення в клінічне дослідження холтерівської ЕКГ:

Критерії включення:

- Вік ≥ 18 років;
- Клінічна підозра на рецидивуючі пароксизмальні/стійкі аритмії: епізоди (епізоди) серцебиття та/та прискорення частоти серцевих скорочень/артеріального пульсу, про які пацієнт повідомляє як про такі, що не мають відношення до рівня фізичної активності або емоційного стану; скарги, що відповідають пре-непритомності/непритомності;

задишка або прекардіальне пригнічення, яке не можна пояснити іншими станами;

- Можливість пацієнтів проходити холтерівське моніторування ЕКГ протягом 24–72 год;
- Підписана письмова інформована згода пацієнтів на участь у нашому дослідженні.

Критерії виключення:

- Розумово відсталі пацієнти (незалежно від причини), які не можуть зрозуміти або підписати письмову інформовану згоду.
- Пацієнти, які з будь-якої причини не бажають підписувати інформовану згоду на участь у нашому дослідженні або проходити моніторинг холтерівської ЕКГ;
- Документально підтверджена хронічна аритмія (якщо немає підозри на транзиторні перебіги іншого типу аритмії);
- Чіткий альтернативний діагноз (крім аритмій) для скарг пацієнта.

На етапі попередньої обробки якості записаних даних була переглянута за допомогою автоматичних міток для виключення шуму та потенційного шуму, а також ручного виключення шумних епізодів. Приклад анотацій до шуму проілюстровано на рисунку 2.3. Звичайні артефакти руху і шуму часто заважають точній оцінці ритму при зборі сигналів ЕКГ з холтерівських моніторів [38], тому їх ретельне виключення є обов'язковим етапом для забезпечення високоякісних даних для подальшого аналізу аритмії.

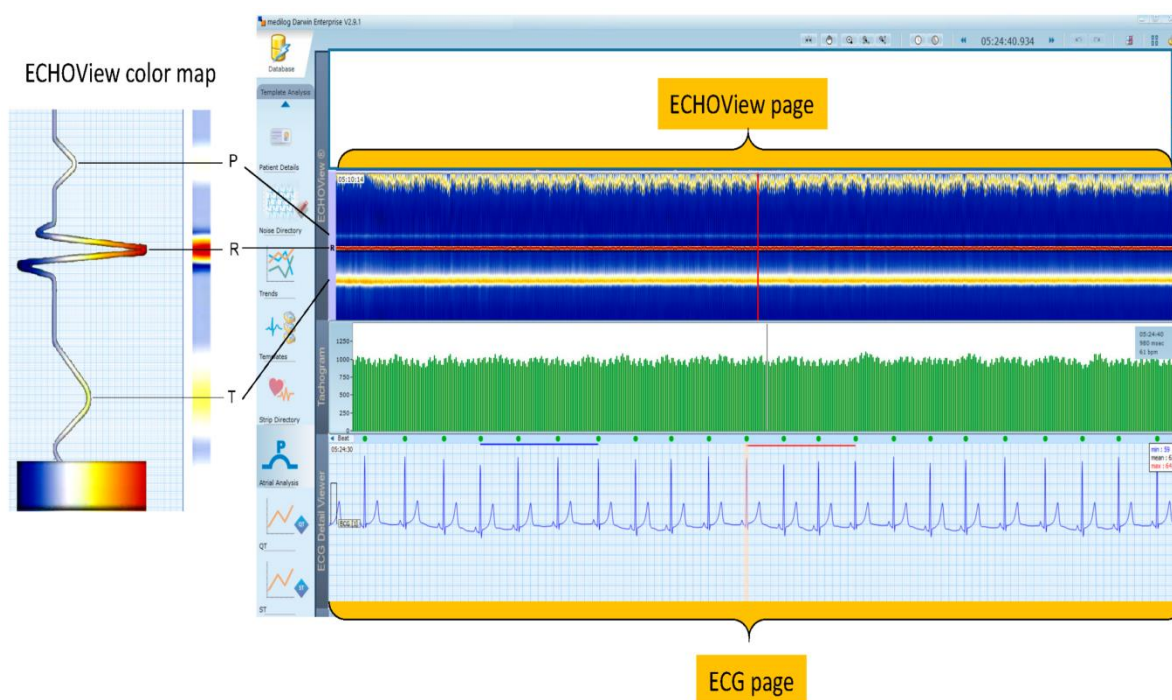
Ретельне вивчення ритму ЕКГ фахівцем вимагає ручного посторінкового перегляду довгого запису холтерівської ЕКГ. Таким чином, кількість добре інтерпретованої інформації на одній сторінці перегляду обернено пропорційна часу, витраченому на перегляд, тобто більша кількість інформації на меншій кількості сторінок перегляду призводить до скорочення часу читання.

Таким чином, наше завдання полягає в тому, щоб порівняти одну сторінку ЕКГ з однією сторінкою ECHOView у двох аспектах:

1. Можливість інтерпретації орієнтована на розпізнавання аритмій.
2. Здатність до стиснення виражається ступенем стиснення (CR) відповідно до кількості сторінок ЕКГ ($nP_{\text{ЕКГ}}$) та кількості сторінок ECHOView (nP_{ECHOView}) необхідно переглянути один запис холтерівської ЕКГ:

$$CR = nP_{\text{ЕКГ}} / nP_{\text{ECHOView}} \quad (1)$$

Одна сторінка ЕКГ переглядається в стандартній часовій сітці (25 мм/с), включаючи 22 с сигналу ЕКГ (рисунк 2.3). Таким чином, $PP_{\text{ЕКГ}}$ строго визначається тривалістю запису ЕКГ. З іншого боку, одна сторінка ECHOView складається з фіксованого числа ударів (рисунк 2.3), тому nP_{ECHOView} визначається кількістю ударів в записі ЕКГ і, таким чином, в залежності від частоти серцевих скорочень.



Рисунк 2.3 – Сторінка ЕКГ в стандартній часовій сітці

2.3 Клініко-діагностична оцінювання ЕКГ сигналів

Діагностичний підхід, застосований до пацієнтів у цьому дослідженні, узагальнено на рисунку 2.4. Всі особи, які відвідували клініку, де було

проведено дослідження, і мали симптоми, що відповідають аритмії, пройшли ретельне клініко-інструментальне обстеження, включаючи збір анамнезу (поточні та попередні симптоми, анамнез, поточне та попереднє фармакологічне лікування, фактори ризику, сімейний анамнез тощо), з подальшим фізикальним обстеженням, зосередженим на серцево-судинній системі, стандартна ЕКГ у 12 відведеннях у стані спокою, ехокардіографія та рутинні лабораторні показники (загальний аналіз крові, гормони щитовидної залози, електроліти, маркери запалення тощо). Після цих первинних досліджень всім пацієнтам в синусовому ритмі, у яких не можна було виключити аритмію, т. Е. Симптоми, клініко-інструментальні патологічні знахідки не були обумовлені чітким альтернативним діагнозом, проходили 24-годинне 3-х відведене холтерівське моніторування з послідовною обробкою записів в ECHOView. Початкові записи ЕКГ у 12 відведеннях, холтерівській ЕКГ та ECHOView були візуально перевірені кардіологом на наявність аритмій, а у разі невпевненості запитували другу думку у іншого кардіолога.

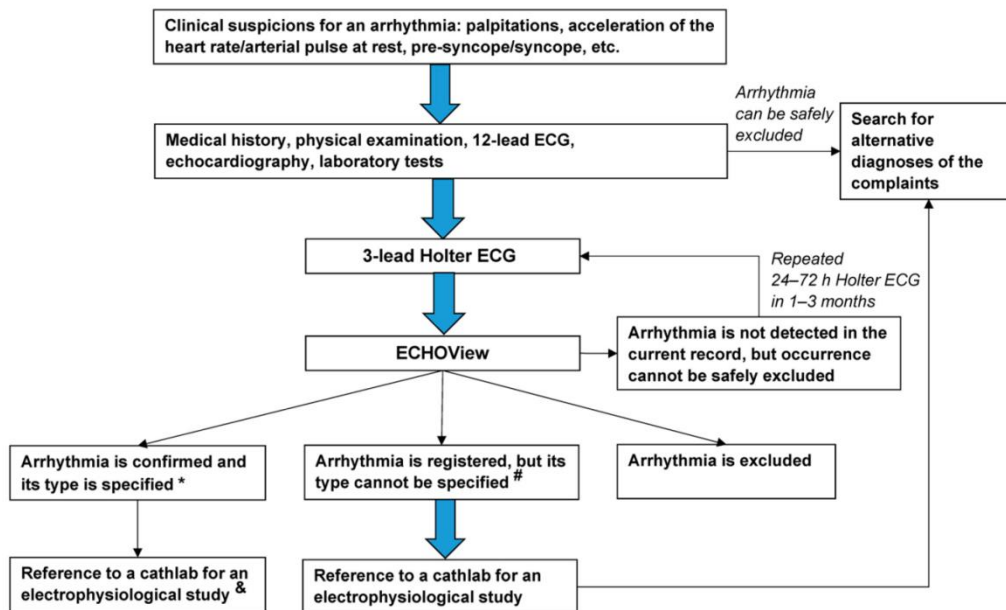


Рисунок 2.4. Блок-схема діагностичного підходу, застосованого до пацієнтів у цьому дослідженні. Товстими синіми стрілками вказані обов'язкові етапи діагностики.

Під час ручного зчитування записів холтерівської ЕКГ ми застосували такі діагностичні критерії для розпізнавання нормальних подій ритму та аритмії в рамках цього дослідження:

1. Нормальний синусовий ритм (НСР): ритм, при якому типова зубець Р з амплітудою $\geq 0,5$ і < 3 мм і тривалістю < 120 мс може бути виявлений як мінімум в 1 холтерівському відведенні ЕКГ. Зубець Р передує QRS з фіксованим інтервалом 120-200 мс в будь-якому серцевому циклі. Частота серцевих скорочень (ЧСС) становить ≥ 60 уд/хв і ≤ 100 уд/хв.
2. Суправентрикулярна/шлуночкова екстрасистоля (SVES/VES): одиничний вузький/широкий удар комплексу QRS (ранній, інтерпольований або пізній) без ідентифікації або з атиповим зубцем Р до або після QRS (морфологія Р-хвилі відрізняється від морфології синусового Р-зубця відповідного учасника) [39].
3. Синусова тахікардія (SINT): синусовий ритм (виконуються всі критерії зубця Р з точки 1) з ЧСС > 100 уд/хв.
4. Суправентрикулярна тахікардія (CBT): вузька тахікардія комплексу QRS (≥ 3 послідовних комплексів QRS з тривалістю QRS < 120 мс і ЧСС > 100 уд/хв) без помітних синусових Р-хвиль у жодному з відведень холтерівської ЕКГ. Якщо реєструється будь-яке збудження передсердь, воно не відповідає критеріям синусового ритму Р-хвилі, описаних вище, т. Е. Можуть бути видні Р-хвилі, але їх морфологія відрізняється від морфології синусового ритму. Крім того, CBT були класифіковані за допомогою критеріїв, запропонованих Рекомендаціями ESC 2019 року щодо ведення пацієнтів із суправентрикулярною тахікардією [1].
5. Фібриляція передсердь (ФП): надправильна, зазвичай вузька аритмія QRS-комплексу (≥ 3 послідовних комплексу QRS) з нерегулярним нерегулярним ритмом (варіюється від ритму до такту інтервалів RR без ідентифікованого алгоритму, відповідно до якого інтервали RR змінюються). У будь-якому відведенні холтерівської ЕКГ не

спостерігається типових синусових зубців Р, лише фібриляції («хвилі f») ізоелектричної лінії. При наявності фіксованого або функціонального блоку гілок пучка Гіса QRS може становити ≥ 120 мс, але інші характеристики ритму такі, як описано вище.

6. Тріпотіння передсердь (АФЛ): надправильна, зазвичай вузька аритмія QRS-комплексу (≥ 3 послідовних комплексу QRS) з відсутністю типових синусових Р-хвиль і наявністю «пилоподібних» відхилень ізоелектричної лінії з фіксованою (регулярний ритм) або змінною (нерегулярний ритм) атріовентрикулярною провідністю. При наявності фіксованого або функціонального блоку гілок пучка Гіса QRS може становити ≥ 120 мс, але інші характеристики ритму такі, як описано вище.
7. Шлуночкова тахікардія (ВТ): тахікардія широкого комплексу QRS, що виявляється на ЕКГ з ≥ 3 послідовними комплексами QRS тривалістю ≥ 120 мс (зазвичай ≥ 140 мс) при частоті серцевих скорочень > 100 уд/хв. Якщо видно синусові/несинусові зубці Р, вони не пов'язані з комплексами QRS, тобто має місце атріовентрикулярна дисоціація (хаотично змінюються інтервали PR). Якщо інтервал PR фіксований, то СВА з блоком розгалуження пучка Гіса доводиться виключати. ВТ були додатково класифіковані за допомогою критеріїв, запропонованих Рекомендаціями ESC 2022 року щодо ведення пацієнтів із шлуночковими аритміями та запобігання раптовій серцевій смерті [39]. Якщо ВТ тривав ≤ 30 с, він розглядався як «нестійкий ВТ» (НСВТ) [39].

2.4 Огляд даних пацієнтів та показників холтерівської ЕКГ

Корпус з перехідними AF, AFL, SVT

У прикладі на рисунку 2.4 показані холтерівські ЕКГ-смужки і карти ECHOView пацієнта з альтернюючими аритміями: AF, AFL і SVT. На ЕКГ

відмінності між аритміями шукають в низькоамплітудному зубці Р, який важко відстежується при аритмії з високим ступенем (ЧСС від 117 до 244 уд/хв у цьому конкретному випадку) та ізоелектричному дрейфі лінії внаслідок рухів. Кольорова карта ECHOView позначає періоди цих аритмій за їхніми специфічними закономірностями з чітким розпізнаванням моментів їх початку та кінця з першого погляду.

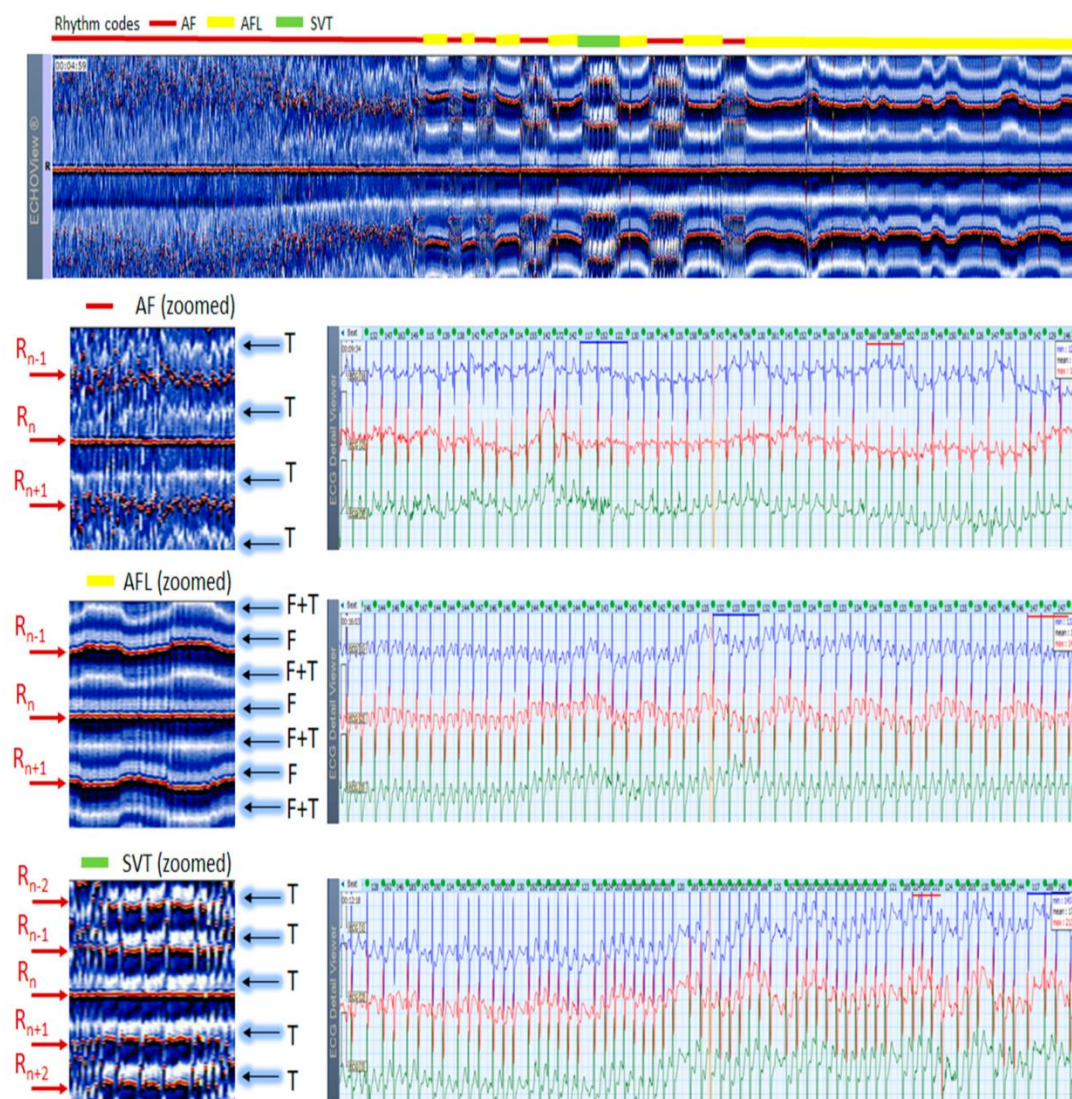


Рисунок 2.4 – Зображення EXIV (відведення ЕКГ 1, висота = 1500 мс, ширина роздільної здатності = 80 ударів/25 мм) 61-річного пацієнта чоловічої статі з чергуванням епізодів аритмії, період яких відзначений у верхній частині зображення горизонтальною смугою з кольоровими кодами ритму: червоний (AF), жовтий (AFL), зелений (SVT).

Представлені збільшені зображення окремих епізодів аритмії та відповідні їм 3-відведені смужки холтерівської ЕКГ (22 с, 25 мм/с): верхня — АФ, $\text{min-max ЧСС} = 117\text{--}163$ уд/хв; середня — АФЛ з передсердно-шлуночковою провідністю 2:1, $\text{хв-макс ЧСС} = 132\text{--}147$ уд/хв; дно — СВТ з характерною високочастотною мультифокальною АТ, $\text{хв-макс ЧСС} = 117\text{--}224$ уд/хв. Три аритмії мають типову картину, що спостерігається в ECHOView для АФ (відсутність смуги Р-хвилі та розсіяних червоних точок піків Р-хвилі), AFL (наявність двох синьо-білих смуг F-хвилі та стабільних червоних смуг піків R-хвилі), SVT (наявність однієї синьо-білої смуги реполяризації шлуночків (припущена суперпозиція з мультифокальним збудженням передсердь) та стабільних червоних смуг піків R-хвилі). При цьому ECHOView дуже важливий для диференціації другої і третьої аритмії, тому що на перший погляд смужки для ЕКГ здаються схожими. Кольорова карта ECHOView: Синьо-білі сліди (F-хвилі тріпотіння передсердь, F + T: F-хвилі, що накладаються з реполяризацією шлуночків); Червоні сліди (R-пік деполяризації шлуночків, R_n : сила струму, R_{n+1} , R_{n+2} : 2 наступні, R_{n-1} , R_{n-2} : 2 попередніх); Синьо-білі сліди (Т-зубець реполяризації шлуночків). ФП — фібриляція передсердь, АФЛ — тріпотіння передсердь, АТ — передсердна тахікардія, СВТ — суправентрикулярна тахікардія.

2.5 Візуальне оцінювання шлуночкової аритмії

На рисунку 2.5 показана смужка холтерівської ЕКГ і відповідна карта ECHOView, включаючи короткий приплив НСВТ у пацієнта з НСР. НСВТ – це тахікардія з широким спектром QRS, яка зазвичай легко розпізнається на ЕКГ-смужках. Однак СВТ у деяких пацієнтів з функціональною або фіксованою блокадою гілок також може бути представлена на ЕКГ як тахікардія з широким комплексом QRS, що ускладнює диференціацію від ВТ. У ECHOView VT має досить помітний малюнок з червоними/чорними смугами, що відповідають сильно позитивним/негативним R/T зубцями відповідно. Шлуночкове

походження цієї високочастотної аритмії може бути підтверджено різними спостереженнями ECHOView, такими як відсутність смуги Р-хвилі через відсутність нормального передсердного збудження; інверсія кольору смуги Т-хвиль за рахунок депресії ST-сегмента та інверсії електричної осі Т-хвилі; поява декількох діапазонів R-хвиль за рахунок укорочення RR-інтервалу; розширення центральної смуги R-хвилі за рахунок укрупнення комплексу QRS.

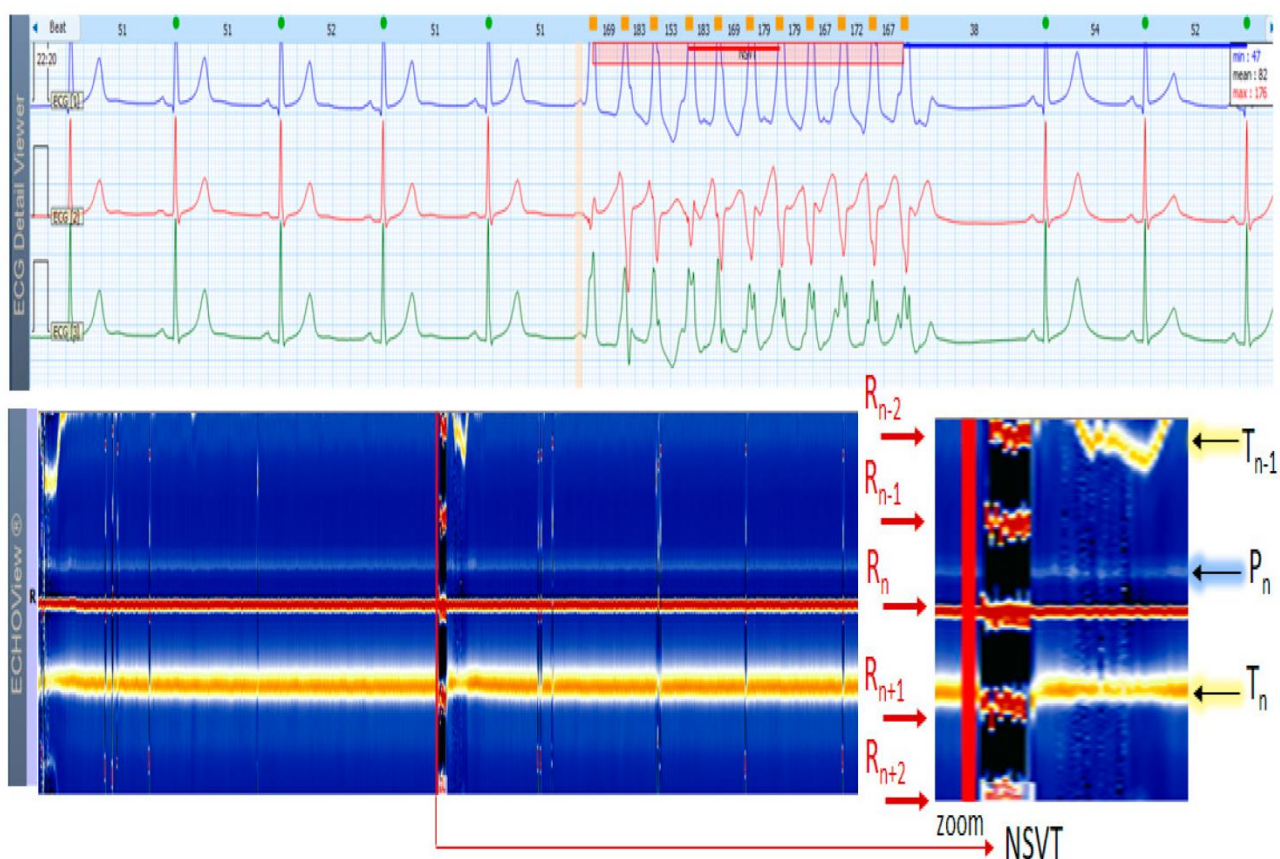


Рисунок 2.5 – Холтерівська ЕКГ-смужка з 3 відведеннями (22 с, 25 мм/с) та зображення ECHOView (ЕКГ відведення 1, висота = 1500 мс, ширина роздільної здатності = 80 ударів/25 мм) 44-річного пацієнта чоловічої статі з НСР та коротким епізодом НСВТ (4 с). Дві сторінки (ЕКГ — зверху та ECHOView — знизу) вирівняні за допомогою вертикальних ліній у зоні інтересу, включаючи NSVT (min–max HR = 153–183 уд/хв, що зчитується з миттєвих значень ЧСС над кожним комплексом QRS на сторінці ЕКГ)

Як ЕКГ, так і ECHOView мають відмінну морфологію патерну NSVT порівняно з NSR.

Під час NSVT на знімку ECHOView видно: (i) переривання синьо-білого діапазону Р-хвилі (P_n) НСР у зв'язку з відсутністю нормального збудження передсердь; (ii) переривання оранжево-білої смуги Т-хвиль (T_n) НСР за рахунок депресії ST-сегмента і інверсії електричної осі зубця Т; (iii) поява чотирьох червоних смуг Р-хвилі попередніх і наступних ударів (R_{n-2} , R_{No-1} , P_{n+1} , P_{n+2}) за рахунок укорочення RR-інтервалів; (iv) розширення центральної смуги Р-хвилі за рахунок розширення комплексу QRS. Зображення NSVT виглядає у вигляді горизонтальних червоних і чорних смуг, що відповідають сильно позитивним Р-пікам і сильно негативним Т-зубцям. Під час НСР випадкові порушення вертикальних ліній карти ECHOView відповідають одиничним VES, подібним до тих, що є в ритмі NSVT. Кольорова карта ECHOView: Синьо-білі сліди (Р-хвиля деполяризації передсердь, P_n : поточний); Червоні сліди (Р-пік деполяризації шлуночків, R_n : сила струму, R_{n+2} , R_{n+1} : 2 наступні, P_{No-1} , P_{n-2} : 2 попередніх); Оранжево-білі сліди (Т-зубець реполяризації шлуночків, T_n : сила струму, T_{No-1} : попередній). НСВТ — нестійка шлуночкова тахікардія, НСР — нормальний синусовий ритм, ВЕС — шлуночкова екстрасистоля.

Хоча діагностика ВТ може не бути серйозною проблемою на ЕКГ, надійне виявлення зазвичай коротких епізодів НСТВ на 24-годинній холтеровській ЕКГ є складним завданням, в якому стиснені зображення ECHOView можуть значно допомогти.

2.6 Висновки до другого розділу

Проаналізовано використання візуалізації ЕКГ за допомогою інформаційно-вимірювальної системи для оцінювання аритмії, як порушення серцевого ритму. Як правило, вони класифікуються на дві великі групи: надшлуночкові (СВА) та шлуночкові аритмії (ВА); Обидві ці групи, зокрема СВА, включають різні підтипи порушень ритму.

На етапі попередньої обробки якість записаних даних була переглянута за допомогою автоматичних міток для виключення шуму та потенційного шуму, а також ручного виключення шумних епізодів. Звичайні артефакти руху і шуму часто заважають точній оцінці ритму при зборі сигналів ЕКГ з холтерівських моніторів [38], тому їх ретельне виключення є обов'язковим етапом для забезпечення високоякісних даних для подальшого аналізу аритмії.

Ретельне вивчення ритму ЕКГ фахівцем вимагає ручного посторінкового перегляду довгого запису холтерівської ЕКГ.

Таким чином, кількість добре інтерпретованої інформації на одній сторінці перегляду обернено пропорційна часу, витраченому на перегляд, тобто більша кількість інформації на меншій кількості сторінок перегляду призводить до скорочення часу читання.

РОЗДІЛ 3 РЕКОМЕНДАЦІЇ ЩОДО СТВОРЕННЯ ІНФОРМАЦІЙНО-ВІМІРЮВАЛЬНОЇ СИСТЕМИ ДЛЯ ВІЗУАЛІЗАЦІЇ ЕКГ

3.1. Вибір елементної бази для побудови інформаційно-вимірювальних систем реєстрації ЕКГ

Мотивація для цієї даної бакалаврської кваліфікаційної роботи походить від відсутності широко прийнятих рішень mHealth, незважаючи на повсюдний світ цифрових пристроїв mHealth, які розробляються для надання покращеної медичної допомоги зі знизженими витратами (рисунок 3.1).

Мабуть, найвидатнішими серед цих пристроїв є переносні бездротові датчики, які стали достатньо вдосконаленими, щоб забезпечувати надійні фізіологічні показники для управління здоров'ям.



Рисунок 3.1. – Цифрові пристрої mHealth

Демонстрація принципів бездротового вимірювання ЕКГ. Він заснований на низькопотужному мікроконтролері Texas Instruments MSP430 і зовнішній аналоговій частині для вимірювання одноканальної ЕКГ. Бездротовий зв'язок реалізований за допомогою протоколу SimpliciTI від Texas Instruments. Для живлення датчика використовується змінна кнопкова батарея, але рішення все ще придатне лише для демонстрації принципів конструкції.

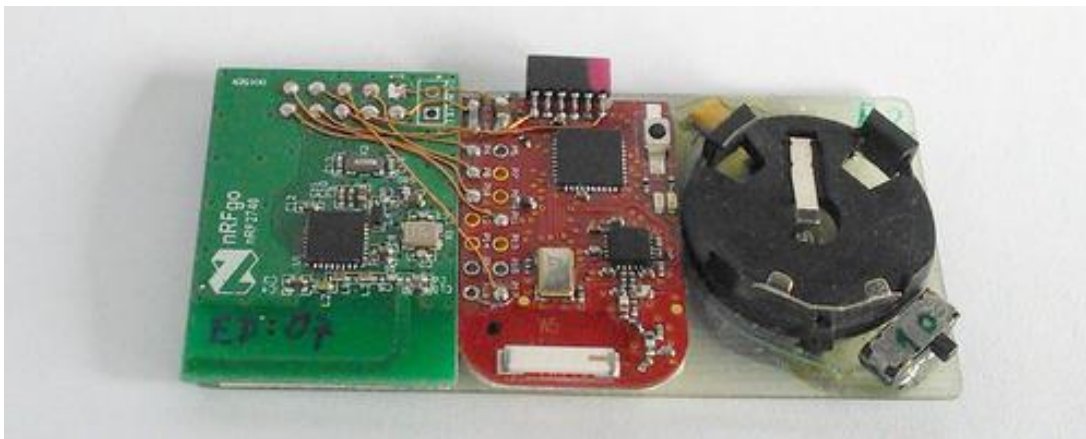


Рисунок 3.2 – Мікроконтроллер Texas Instruments MSP430

Перший прототип датчика. Він складається з попередньо виготовлених модулів у робоче ціле. Бездротовий зв'язок реалізований за протоколом низького споживання енергії Bluetooth 4.0. Для живлення датчика використовується змінна кнопкова батарея, але рішення все ще придатне лише для демонстрації принципів конструкції.



Рисунок 3.3 – Живлення сенсора

Другий прототип сенсора. Модулі замінені на спеціальну електроніку. Додано з'єднувачі для стандартних електродів разом із коротким дротом, який забезпечує деякий рух між електродами, що, як було виявлено, є важливим для полегшення носіння. Кнопкова батарея замінена на літій-іонну.



Рисунок 3.4 – Модуль живлення

Третій прототип датчика зі зміненим входним посиленням і доданими датчиками для досліджень і експериментів (рисунок 3.5).

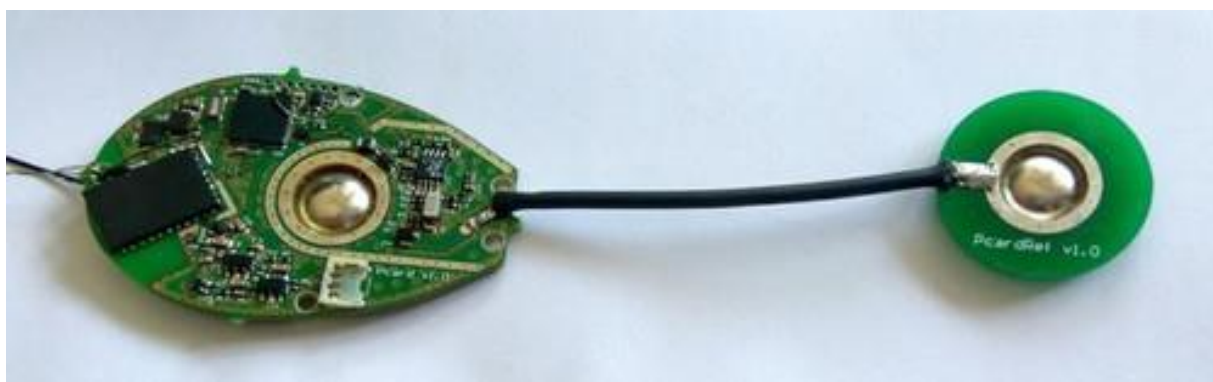


Рисунок 3.5 – Прототип датчика зі зміненим входним посиленням

Виробничий прототип із зменшеною платою електроніки, довшим з'єднанням між електродами та промисловим зразком (рисунок 3.6).



Рисунок 3.6 – Промисловий зразок з електродами

Перший виробничий датчик. По відношенню до серійного прототипу були зроблені тільки оптимізації плати разом з невеликим переробленням корпусу. Цей пристрій доступний на ринку і призначений для особистого використання.

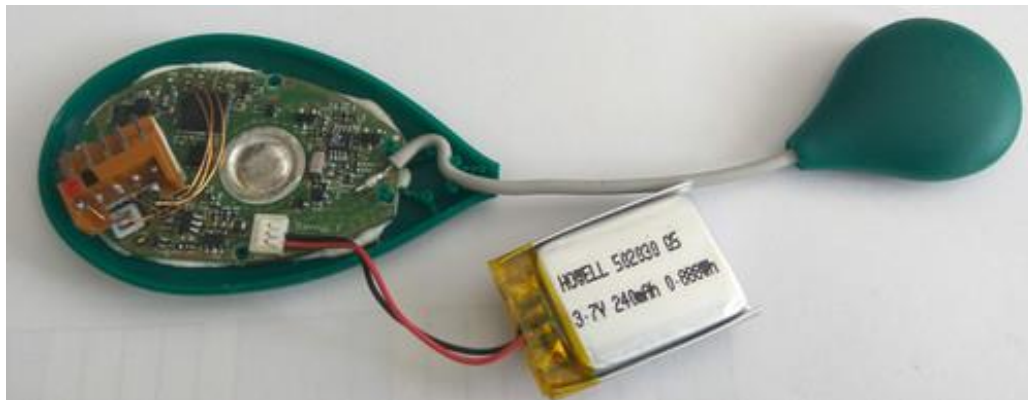


Рисунок 3.7 – Виробничий сенсор

Друге покоління виробничих датчиків (все ще на етапі сертифікації) модифіковано для задоволення вимог стандарту 60601-2-47 для амбулаторних систем ЕКГ. Також міцніший, ніж перше покоління, завдяки відгукам клієнтів. Призначений для використання як амбулаторна система ЕКГ, заміна так званих систем "Холтер" для деяких випадків використання.

3.2 Бездротовий протокол PCARD (PWP)

В якості протоколу зв'язку між натільним гаджетом і керуючим пристроєм (як правило, смартфоном) використовується бездротовий протокол PCARD (PWP). Протокол лежить на вершині специфікації Bluetooth Low Energy (BLE) (від специфікації Bluetooth 4.0) і змінює кілька стандартних послуг GATT.

Щоб зменшити енергоспоживання, PWP використовує сповіщення (передачі без підтвердження) для передачі необроблених даних вимірювань. Така передача в реальних випадках неминуче призводить до втрати даних. Це прийнятно, оскільки система розроблена для довгострокового моніторингу, де 100% цілісність вимірювання набагато менш важлива, ніж тривалість вимірювання.

PCard — це інновація в мобільному моніторингу життєво важливих фізіологічних параметрів здоров'я та контексту середовища користувача. Система базується на датчику малого тіла (BS), який дозволяє вимірювати ЕКГ, ЕМГ, ЕЕГ, температуру, частоту серцевих скорочень і дихання, рух і прискорення. BS бездротовим способом підключена до персонального мобільного пристрою (смартфону), який спілкується з ним і обробляє, аналізує та відображає вимірювання. Мобільний пристрій підключається через Інтернет до захищеного сервера, де вимірювання зберігаються та, якщо необхідно, додатково обробляються. BS — це невеликий, зручний і непомітний пристрій, який також підходить для літніх людей, пацієнтів, дітей, спортсменів і людей з особливими потребами.

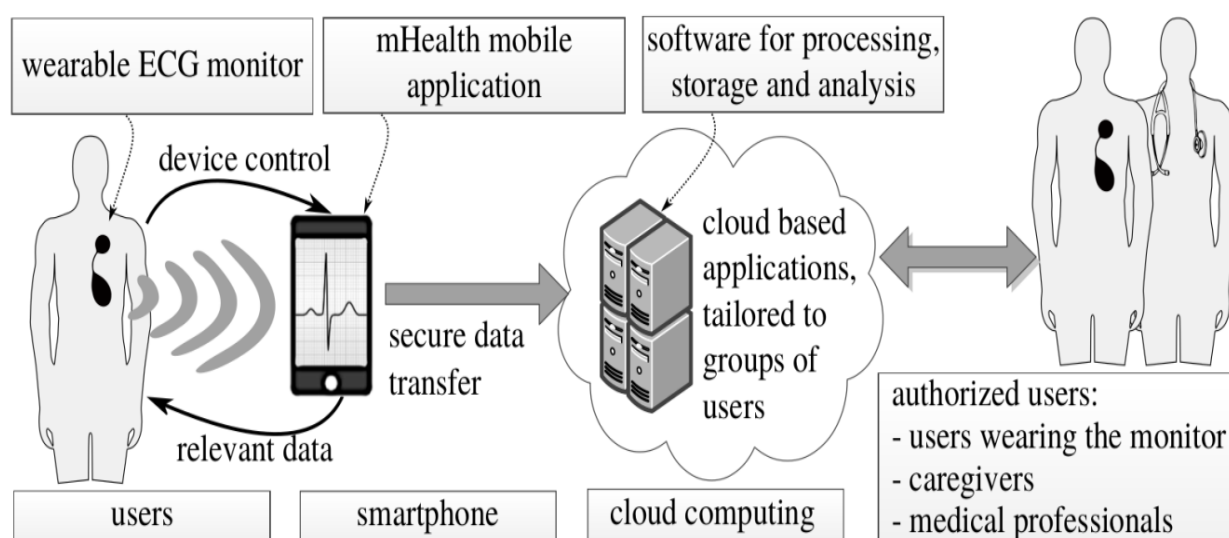


Рисунок 3.8 – Схема системи PCARD

Комерційна версія медично сертифікованого датчика ЕКГ під торговою маркою SAVVY ECG www.savvy.si доступна на ринку з 2016 року. Трансформація знань від JSI до приватного сектора (Saving, doo та L-TEK, doo) була нагороджена із Сертифікатом визнання Puh за значні досягнення в галузі медичного обладнання в 2017 році. Пристрій продається на міжнародному рівні і з тих пір використовується широкою громадськістю, окремими медичними працівниками та медичними установами.

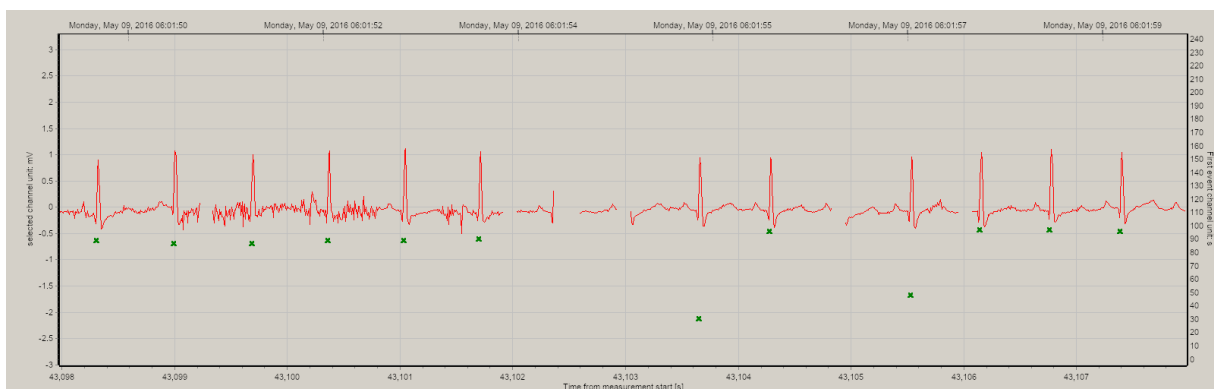


Рисунок 3.8 – Програмне забезпечення для аналізу ЕКГ, яке може працювати з переривчастими сигналами

Пристрій у його поточному дизайні є результатом майже десятиліття досліджень, розробок, випробувань і модернізацій. Це почалося ще до появи смартфонів у тому вигляді, в якому ми їх знаємо сьогодні, і до того, як стандарт Bluetooth Low Power потрапив у побутову електроніку. В даний час датчик тіла можна підключити до сучасних смартфонів і планшетів Android, до ПК під керуванням Linux, до одноплатних комп'ютерів, таких як Raspberry Pi, і навіть до вбудованих пристроїв з Bluetooth 4 або новішої версії.

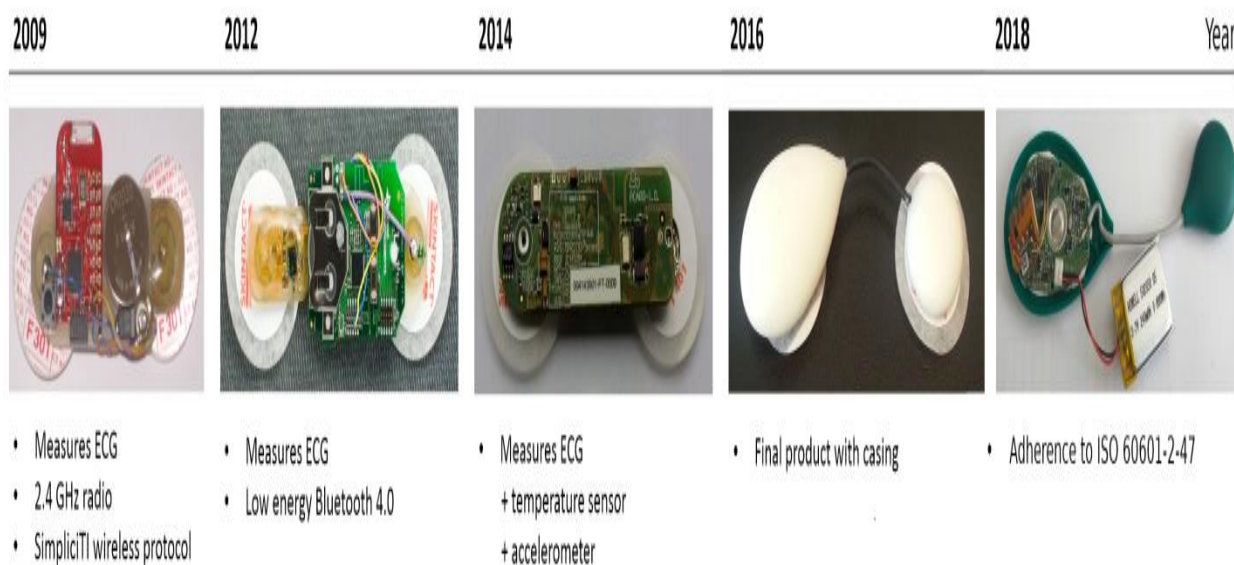


Рисунок 3.9 – Розвиток IBC для візуалізації ЕКГ на основі сенсора SAVVY ECG

Однак для повного використання його потенціалу потрібне підключення до Інтернету на підключеному пристрої. Великі об'єми вимірювань, які охоплюють кілька днів, можна найефективніше зберігати й обробляти в хмарі (рис. 3.10).

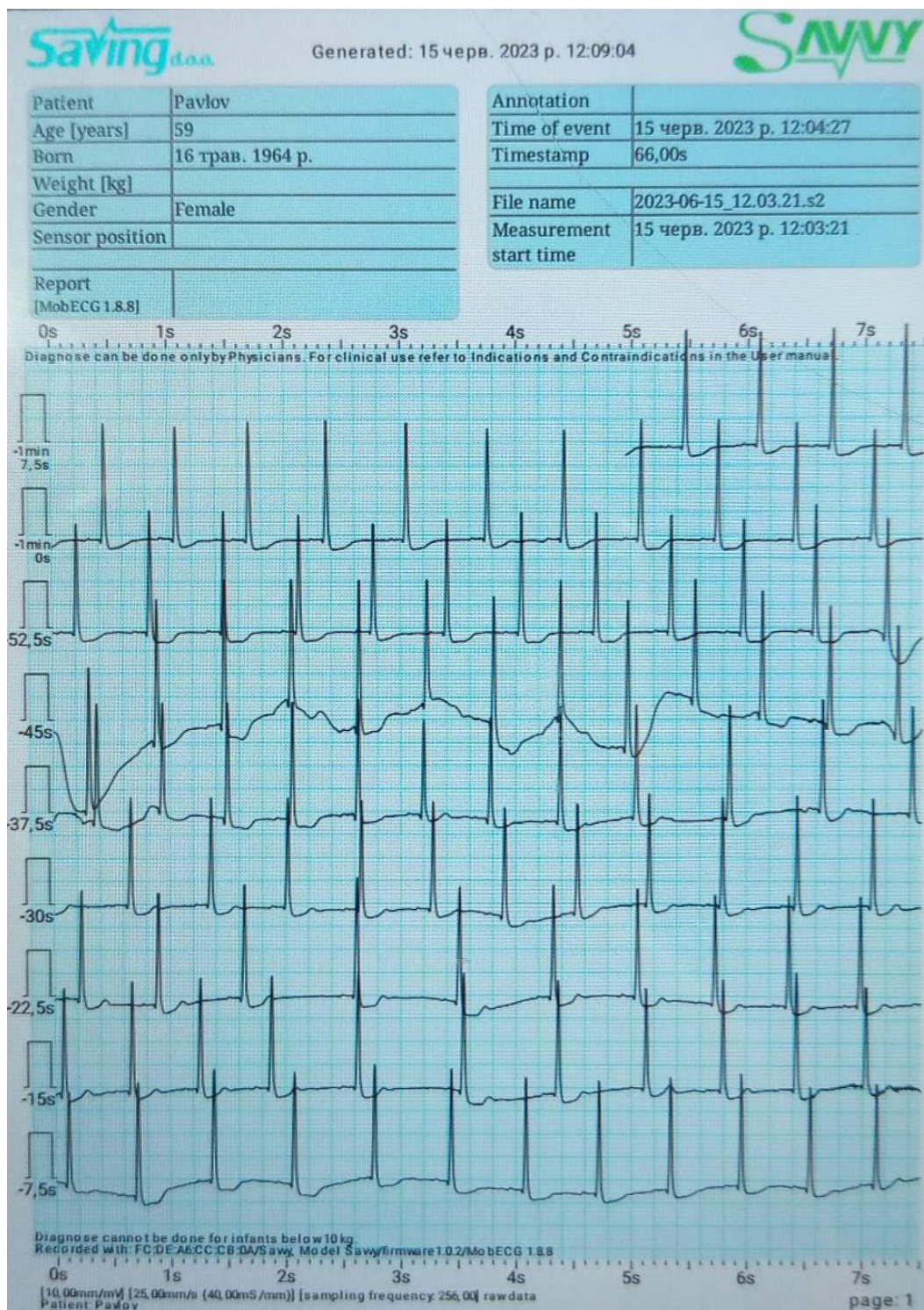


Рисунок 3.10 – Вигляд зареєстрованої ЕКГ

В ході досліджень проводився моніторингу життєво важливих фізіологічних параметрів здоров'я за допомогою PCard. Навчилися користуватися програмним забезпеченням цього приладу. Вивчили біосигнали серцево-судинної системи.

3.3 Особливості інформаційно-вимірювальної системи для візуалізації ЕКГ на основі SAVVY

Медичний пристрій є персональним пристроєм для серцево-судинної діяльності (PCARD), названий та посилений як SAVVY в решті частини документа. Медичний пристрій SAVVY складається з датчика Savvy, зарядного пристрою, зарядної док-станції та мобільного додатка (MobECG). Основою системи є невеликий і легкий (21 г) сенсор Savvy, закріплений на шкірі за допомогою стандартних самоклеючих електродів. Датчик Savvy вимірює диференціальну ЕКГ користувача між двома проксимальними електродами на відстані прибіл. 8,5 см. ЕКГ середньої роздільної здатності підходить для довготривалого персонального моніторингу серцевої діяльності під час щоденних або спортивних занять, а також для клінічного використання. Завдяки одному заряду вбудованого акумулятора датчик Savvy може працювати безперервно до семи днів і щонайменше 14 днів у режимі очікування. Датчик SAVVY можна заряджати за допомогою зарядної док-станції, яка постачається з ним. Вимірювання від датчика Savvy передаються через вбудований радіоприймач Bluetooth BT4.0 з низьким рівнем потужності в мобільний додаток на персональному цифровому помічнику (PDA), тобто смартфоні або планшеті, який забезпечує зберігання та графічне представлення вимірювань. Користувачем може бути здорова людина, особа, яка проходить скринінг, або пацієнт. Використання МД не обмежується віком, статтю, масою тіла чи зростанням та іншими особистими характеристиками. особа, яка проходить скринінг, або пацієнт. Використання МД не обмежується віком, статтю, масою тіла чи зростанням та іншими особистими характеристиками.

особа, яка проходить скринінг, або пацієнт. Використання МД не обмежується віком, статтю, масою тіла чи зростанням та іншими особистими характеристиками.

Ядро системи SAVVY невелике і легке Розумний датчик (див. малюнок 1), закріплених на шкірі користувача двома стандартними SAE. Датчик Savvy покритий водонепроникним і біосумісним пластиковим корпусом. Гнучка механічна конструкція корпусу датчика Savvy і гнучке з'єднання з SAE дозволяють адаптувати відстань між двома SAE, що запобігає несподіваному від'єднанню датчика Savvy під час рухів користувача. ЕКГ записується з помірною роздільною здатністю 125 зразків в секунду (рисунок 3.11).

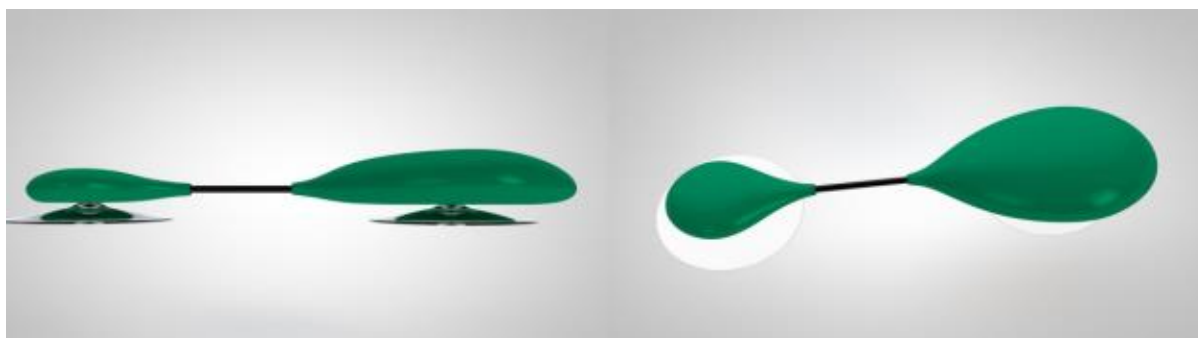


Рисунок 3.11 – Розумний датчик у біосумісному корпусі з двома прикріпленими самоклеючими електродами

Вимоги до зарядки

. Док-станція для зарядки The зарядна док-станція (рисунок 3.12) по суті є подовжувачем кабелю від зарядного пристрою та датчика Savvy. Вихідний VDC: 6,0 V Макс. навантаження: 150 мА.

Зарядний пристрій повинен мати такі характеристики:

Назва моделі: VEL05US090-EUJA Вхідна напруга: 90-264 В змінного струму, вхідна частота 47-63 Гц

Вихідний постійний струм: 9,0 В, макс. навантаження: 550 мА, Вихідна потужність: 6 Вт, Регулювання навантаження: < 5%

Блок живлення комутаторного типу Діапазон робочих температур: -0° С -

+60°С, Температура зберігання: - 40°С - +85°С ККД: 78%.

Клас ізоляції: II Стандарт електричної безпеки: EN 60950 – 1:2006 +A11:2009+A1:2010-A12:2011

Перевірено стандарти EMC • EN61000-3-2, 2006+A2:2009, клас А, • EN61000-3-3:2008, клас А • EN61000-4-2 2, • EN61000-4-3 3 А, • EN61000-4-4 • EN61000-4-5, • EN61000-4-6, • EN61000-4-8, • EN55024:2010

Вихідні клеми • Тип роз'єму ствол Джек; Роз'єм постійного струму 5,5 x 2,1 x 12 мм Розміри без штекера (Д×Ш×В): 55,1 x 24,1 x 35,49 мм Вага: 80 г Посилання на декларацію: Z1A 14 07 57396 271



Рисунок 3.12 – Розумний датчик, розміщений у зарядній док-станції

Мобільний додаток - MobECG The MobECG Основні функції, встановлені на КПК:

- Встановлення зв'язку між датчиком Savvy і КПК.
- Візуалізація до 10 секунд поточного вимірювання.
- Зберігання вимірюваних даних у сховищі КПК. • Взаємодія з користувачем.
- Перенесення вимірювань на захищений сервер зберігання або хмарну платформу.

Акcesуари медичного приладу. Акcesуари продаються окремо і повинні бути надані користувачем.

Персональний цифровий помічник (PDA) (рисунок 3.13)

КПК - це електронний пристрій, який працює під управлінням операційної системи Android, наприклад, планшет або смартфон. КПК сумісна з програмним забезпеченням SAVVY, якщо воно включає:

- обладнання для радіозв'язку Bluetooth 4.0,
- Кольоровий екран,
- Принаймні 2 ГБ вільного місця для зберігання,
- Переривчасте або постійне підключення до Інтернету, наприклад радіо Wi-Fi, порт Ethernet, можливості LTE тощо; або іншим способом передачі файлів між КПК і ПК,
- Засіб введення та клацання користувача, наприклад сенсорний екран або комп'ютерна миша,
- Засіб введення набору символів ASCII, наприклад сенсорний екран або клавіатура. Зверніть увагу, що програма MobECG підтримується лише на Android версії 4.3 - 6.0.

Самоклеючі електроди (SAE) SAE являють собою механічний та електричний інтерфейс між сенсором Savvy та шкірою. Вони витримують вагу датчика Savvy, і тому вони повинні бути достатньо великими з діаметром або розмірами краю > 50 мм. SAE має бути призначений для тривалого використання (> 48 годин) і має бути медичним сертифікатом, особливо щодо стандартів біосумісності, щоб запобігти запаленням шкіри або алергії. Нижче наведено два приклади рекомендованих SAE.

Розташування електродів Перед початком вимірювань закріпіть датчик Savvy на шкірі за допомогою стандартних самоклеючих електродів. Спочатку, поки електроди ще мають захисну фольгу, прикріпіть їх до датчика Savvy. Потім зніміть захисну плівку з електродів і закріпіть датчик Savvy на очищеній шкірі.



Рисунок 3.14 – Два приклади рекомендованих самоклеючих електродів (SAE)

Датчик Savvy слід розташувати у відповідному положенні на грудній клітці, де він не викликає дискомфорту для користувача і де чітко видно хвилі ЕКГ. На рисунок 3.15) показано кілька рекомендованих положень електродів, які повинні забезпечувати якісні вимірювання ЕКГ. Крім того, оператор може запропонувати розташувати електроди в певному положенні на тілі відповідно до конкретного режиму користувача.

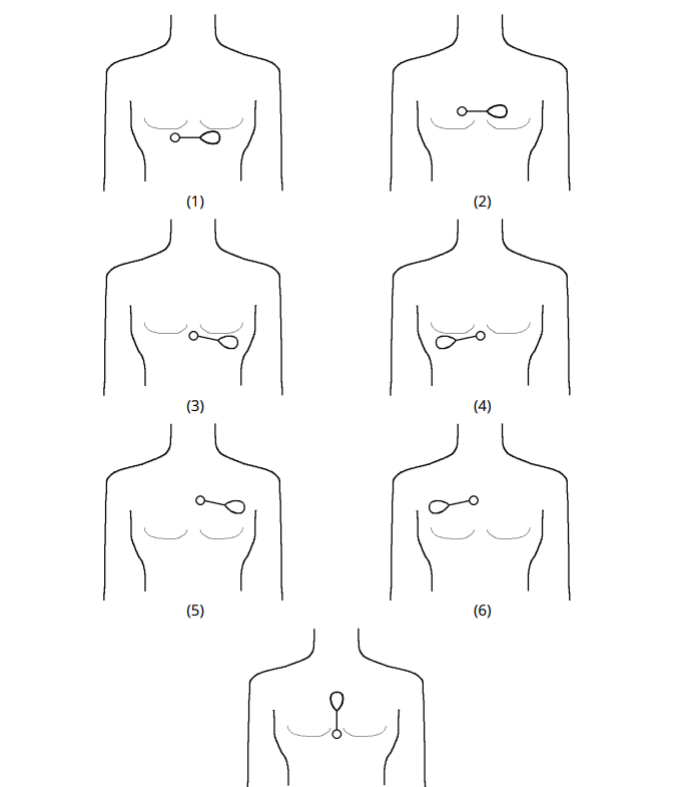
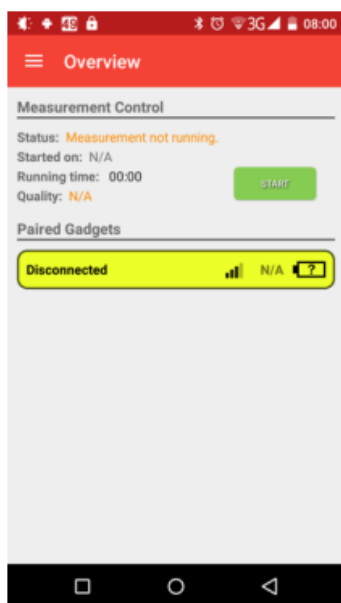
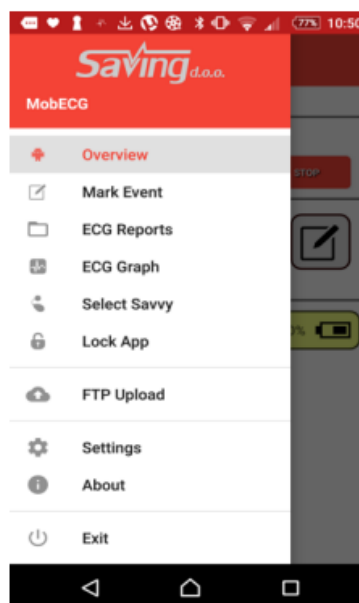


Рисунок 3.15 – Рекомендовані положення електродів на тілі

Активация услуги MobECG. Після встановлення сервіс MobECG активується натисканням на іконку програми. Після активації на верхній панелі завдань КПК з'явиться значок програми MobECG. Для передачі вимірювань з датчика Savvy на КПК, MobECG вимагає, щоб на КПК був активований Bluetooth. Якщо ні, програма відображає попередження про те, що вона хоче ввімкнути Bluetooth. Переконайтеся, що ви дозволили ввімкнути Bluetooth. Під час запуску відображається екран огляду MobECG (Рисунок 3.15а). Це вважається основним екраном, де ви можете керувати вимірюваннями (початок і зупинка), а також де відображаються деталі про вимірювання та парні датчики Savvy. Усі інші параметри програми доступні, натиснувши на меню у верхньому лівому куті (Рисунок 3.15б) з'являться.



(a)



(б)

Рисунок 3.15 – Дизайн MobECG (а) головного екрана огляду та (б) меню програми

Вибір датчика Savvy. Першим кроком після запуску MobECG є підключення датчика Savvy, розміщеного на тілі, до програми. Натисніть «Вибрати функцію» у меню програми. Програма відкриє екран, на якому вона шукає бездротові пристрої поблизу КПК (Рисунок 3.16). Сканування

автоматично оновлюється, коли пристрої з найвищою потужністю сигналу плавають у верхній частині списку. Ви можете призупинити сортування елементів списку, натиснувши кнопку «Зупинити сортування». Щоб вибрати датчик Savvy, вкажіть його назву та MAC-адресу у списку та натисніть на нього. З'явиться вікно авторизації датчика Savvy (рисунок 3.16b). Введіть 4-значний PIN-код, наданий в кінці цього посібника користувача, і натисніть «ОК». Після успішної авторизації сенсор Savvy буде виділений жовтим кольором (Рисунок 3.16с).

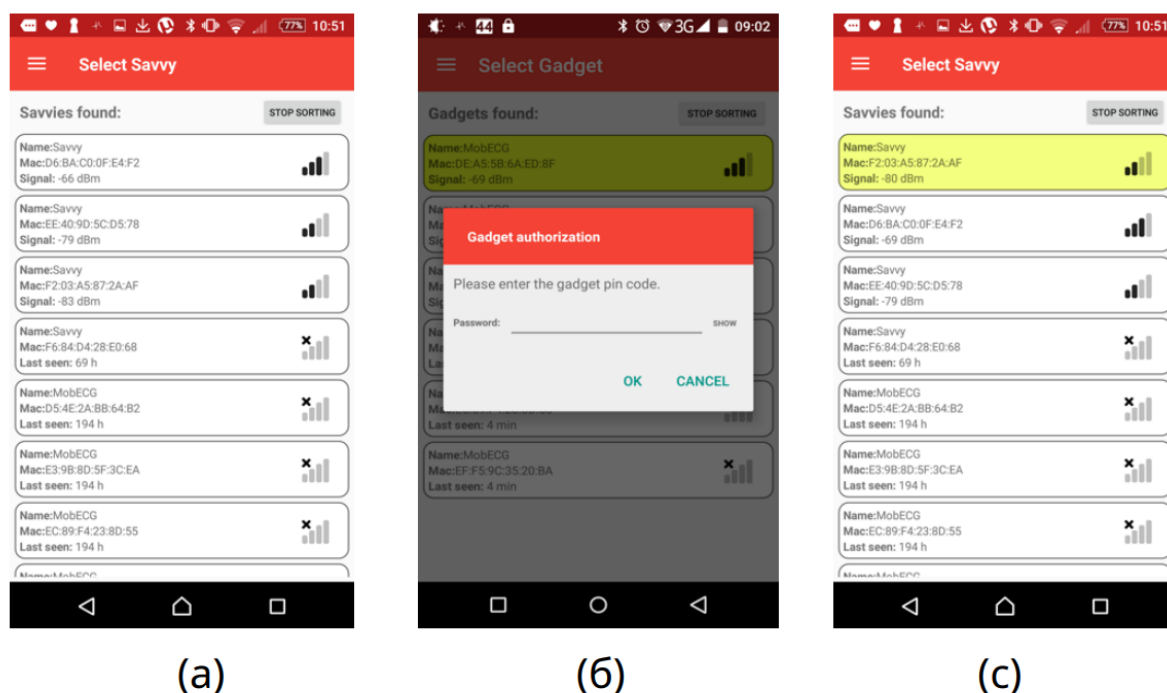


Рисунок 3.16 – Символічний дизайн вибору датчика Savvy

Початок вимірювань. Після вибору датчика Savvy поверніться на головний екран програми, натиснувши «Назад» на КПК або вибравши «Огляд» у меню програми. Датчик Savvy перелічений у розділі Select Savvy на головному екрані, відображаючи його стан, силу сигналу та рівень заряду акумулятора (Рисунок 3.17а). Перед початком вимірювання стан датчика Savvy відключається. Щоб почати вимірювання, натисніть кнопку «Почати». Через короткий час датчик підключається до КПК. Стан датчика Savvy змінюється на «Підключено». Під час вимірювання піктограма програми MobECG на панелі

завдань змінюється на значок у формі одного удару ЕКГ. На «панелі дій» з'являються дві іконки, які можна побачити у всіх меню: значок BPM та піктограма Позначити подію, при натисканні на значок bpm відкриється графік ЕКГ, натискання на Позначити подію відкриє меню «Позначити подію».

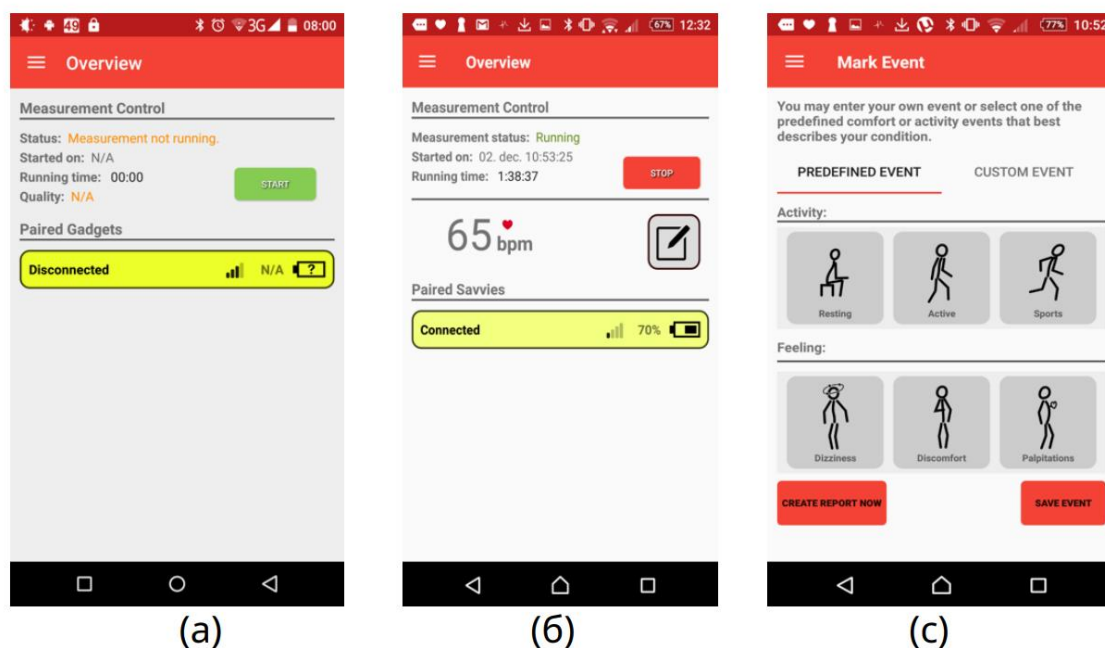


Рисунок 3.17 – Дизайн головного екрана (а) після вибору підказки (б) під час вимірювання. (с) Варіанти поточного стану

Головний екран під час вимірювання показаний на рисунку 3.17. б. Під час вимірювання основна інформація про вимірювання відображається в Контроль вимірювань розділ головного екрана: стан (працює/не працює), початок вимірювання (дата і час), час роботи та якість. Під контролем вимірювання активність вогнища анімується за допомогою маленького символічного серцебиття і числового значення BPM (уд. за хвилину). Частота серцевих скорочень (ЧСС) розраховується з останніх 10 секунд вимірювання (це значення за замовчуванням). У меню «Налаштування» інтервал можна змінити з 5 до 30 секунд. Якщо у значенні ЧСС виявлено менше 5 ударів у цьому інтервал, замість значення HR буде показано “NA”. Крім того, значення HR обмежено від 20 до 250. Якщо обчислене значення виходить за ці межі, на інтерфейсі користувача буде показано “NA”.

Позначити подію Цей параметр доступний, вибравши «Позначити подію» в меню програми. Щоб використовувати цю функцію, необхідно розпочати вимірювання. Додаток пропонує можливість відзначати події або конкретні моменти під час вимірювання, наприклад, коли починається певна діяльність або коли відчувається певна незручність. Кнопка для позначення подій також доступна з Контроль вимірювань на головному екрані, поруч із значком серця, після початку вимірювання. Щоб позначити подію, виберіть а заздалегідь визначена подія або а спеціальна подія. Для попередньо визначених подій клацніть на одному з відображених значків, а потім на кнопці зберегти (Рисунок 3.17с). Для спеціальної події або введіть текст у текстове поле, або залиште його порожнім, а потім натисніть кнопку зберегти. Збереження події призведе до повернення на екран «Огляд».

Звіт ЕКГ можна створити або з меню Позначити подію, або з меню «Звіти ЕКГ». Опція в меню «Позначити подію» призначена виключно для зручності та створює ідентичні звіти. Зауважте, що при запуску з меню «Позначити подію» або з поточного вимірювання в меню «Звіти ЕКГ», програма MobECG спочатку почекає, поки не буде записаний потрібний інтервал вимірювання, і лише потім почне генерувати звіт. Перед створенням звіту MobECG відобразить діалогове вікно «Додаткова інформація звіту», де може бути представлена додаткова інформація для лікарів, які аналізують звіт. Зауважте, що інформація, введена в поля, необов'язкова, введена інформація використовуватиметься лише у звіті, який створюється, і буде кешуватися MobECG лише для використання в тому самому діалоговому вікні під час наступного запиту звіту. Це діалогове вікно також дає можливість змінити довжину інтервалу за замовчуванням ЕКГ, нанесеної на звіт. Зауважте, що звіт буде включати ЕКГ від інтервалу $1/2$ до події до $1/2$ інтервалу після позначення події.

Після підтвердження діалогового вікна звіт буде створено у фоновому режимі. Коли це буде завершено, з'явиться сповіщення з параметрами для перегляду або спільного доступу до звіту. На цьому етапі звіт також буде

збережено в сховищі КПК для перегляду або поширення пізніше. Місце зберігання за замовчуванням знаходиться в Documents/MobEcg/Reports/.

ЗВІТ ЕКГ. Цей параметр пропонує список «Вимірювання» (Рисунок 3.18a) і список «Звітів» (Рисунок 3.18b), як дві вкладки інтерфейсу з вкладками. Вкладка «Вимірювання» містить список минулих і поточних вимірювань, а також збережені події в межах цих вимірювань. Вимірювання відображаються з часом початку, закінченням і тривалістю. Якщо під час даного вимірювання було позначено якісь події, ці події відображаються в області вимірювання за допомогою значка та тексту події. Значок для події — це той самий, який використовувався, коли було позначено подію, або значок серця, якщо подія була позначена як користувальницька текстова подія. Вибір наявної події дає можливість створити короткий звіт ЕКГ щодо цієї події. При виборі вимірювання відображається повзунок для вибору часу з інтервалу часу вимірювання та створення звіту про цей час. Переміщення вкладки «Вимірювання» (Рисунок 3.18a) ліворуч відкриє вкладку «Звіти» (Малюнок: 12b). Ця вкладка містить список звітів, створених на даний момент. Вибір даного звіту відкриє цей звіт у програмі перегляду PDF за замовчуванням, тоді як вибір піктограми відкриє всі доступні параметри спільного доступу (Рисунок 3.18c). При тривалому натисканні на звіт з'явиться можливість видалити цей звіт.

Звіт ЕКГ — це файл PDF, який містить інтервал вимірювання ЕКГ навколо вибраного часу або навколо позначеної події. Зауважте, що у звіті не представлена діагностична інформація, лише чисте та незмінене вимірювання ЕКГ разом із додатковою інформацією, наданою користувачем. Звіт містить голову та вимірювання ЕКГ на кількох сторінках на стандартному папері формату А4. Головка заповнена інформацією про користувача, вимірювання та відзначену подію. Вимірювання ЕКГ у рядках по 7,5 секунди на синьому міліметровому папері.

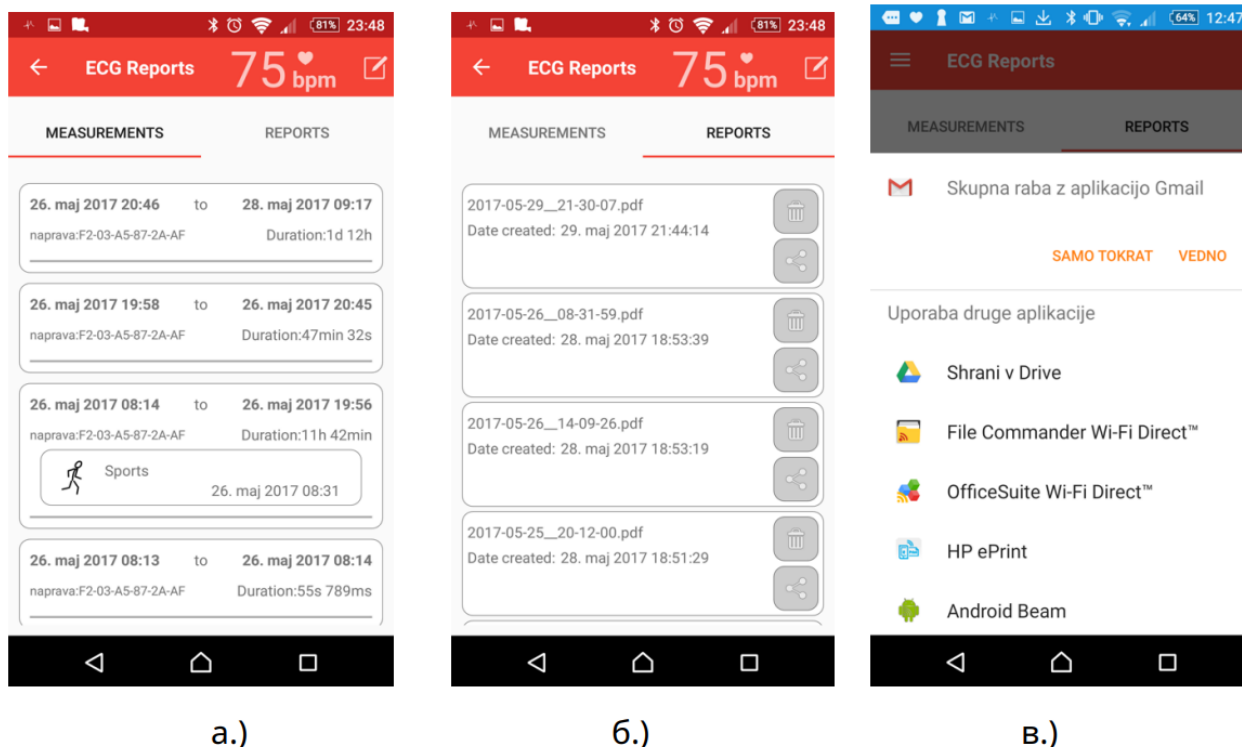


Рисунок 3.18 – ЗВІТИ ЕКГ: (а) Вимірювання (б) Звіти (с) Варіанти розповсюдження КПК

Розміри накресленої ЕКГ, які також зазначені в звіті, становлять 10 мм на мВ за амплітудою та 25 мм за секунду по осі часу (Заповніть останню сторінку звіту, якщо часовий проміжок закінчується в середині сторінки). ЕКГ графік Додаток також надає можливість візуалізації поточного вимірювання ЕКГ та ВРМ. Вибравши «Графік ЕКГ» у меню програми або клацнувши на значку серця на головному екрані. Щоб повернутися на головний екран, натисніть «Назад» на КПК або виберіть «Огляд» у меню програми. На рисунку 3.19 показаний приклад сигналу ЕКГ високої якості. Опція інтерактивного масштабування графіка дозволяє збільшувати або зменшувати вісь x (від 1 до 10 секунд) або вісь Y (мВ) за допомогою пальців.

Приклади, але не обмежуючись ними, різних форм сигналів, які можна зустріти під час вимірювань, показані та описані на рисунку 3.17. Усі форми, крім останньої (рис. 3.20f), розглядаються як ЕКГ. Два приклади якісного ЕКГ-сигналу показані на рисунку 3.20a і рисунку 3.20b. Інвертовану ЕКГ можна виміряти, якщо розташувати електроди навпаки (рисунок 3.20c). Хоча це не

повинно викликати занепокоєння, для звичайної форми ЕКГ змініть розташування електродів. Під час руху руками або під час ходьби базова лінія ЕКГ може блукати, що також не повинно турбувати (рисунк 3.20d).

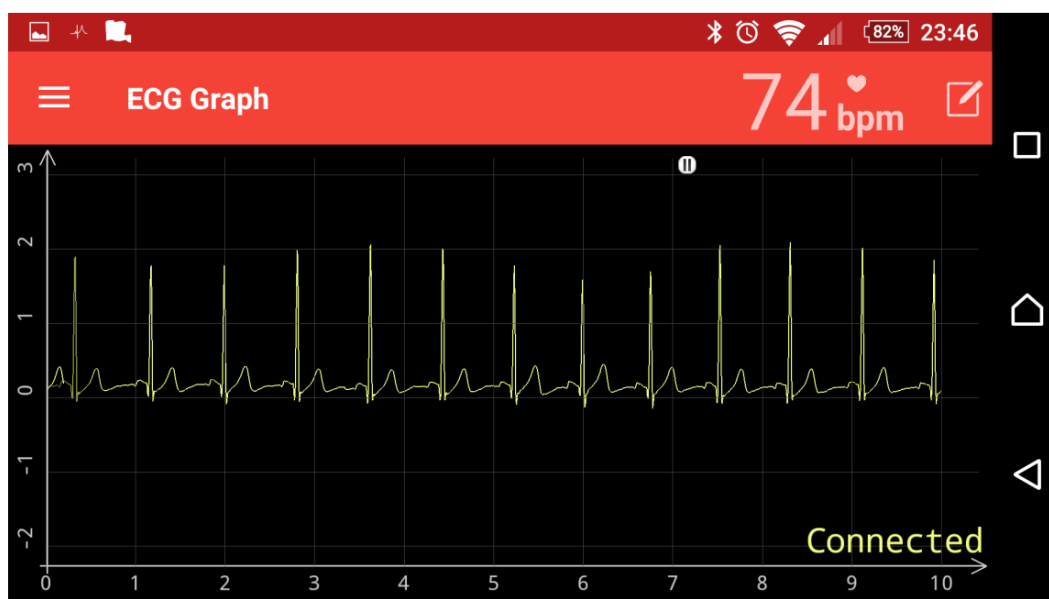


Рисунок 3.19 – Повноекранна візуалізація вимірювання ЕКГ

Приклад шумового сигналу ЕКГ наведено на рисунку 3.20e; З такого сигналу все ще можна отримати час серцебиття. На рисунку 3.20f показано приклад шуму, який може бути викликаний відключеним електродом; в ньому не залишилося сигналу ЕКГ. тому під час вимірювання час від часу перевіряйте якість сигналу ЕКГ. Якщо сигнал ЕКГ неадекватний, закріпіть електроди в іншому рекомендованому положенні з рисунку 3.15 і переконайтеся, що сигнал ЕКГ гарної якості. Зазвичай протягом кількох хвилин встановлюється хороший гальванічний контакт з підшкірною клітковиною і сигнал ЕКГ стає стабільним.

Зупинка запису графіку ЕКГ під час вимірювання. Щоб тимчасово призупинити візуалізацію ЕКГ і побачити певний сегмент, який зараз виявляється, просто натисніть на графік. У верхній частині графіка відобразиться значок паузи. Щоб відновити паузу, натисніть на графік ще раз. Цей параметр призупиняє лише візуалізацію вимірювання. Однак вимірювання все ще записується на КПК. Після скидання паузи програма продовжить відображати поточне вимірювання.

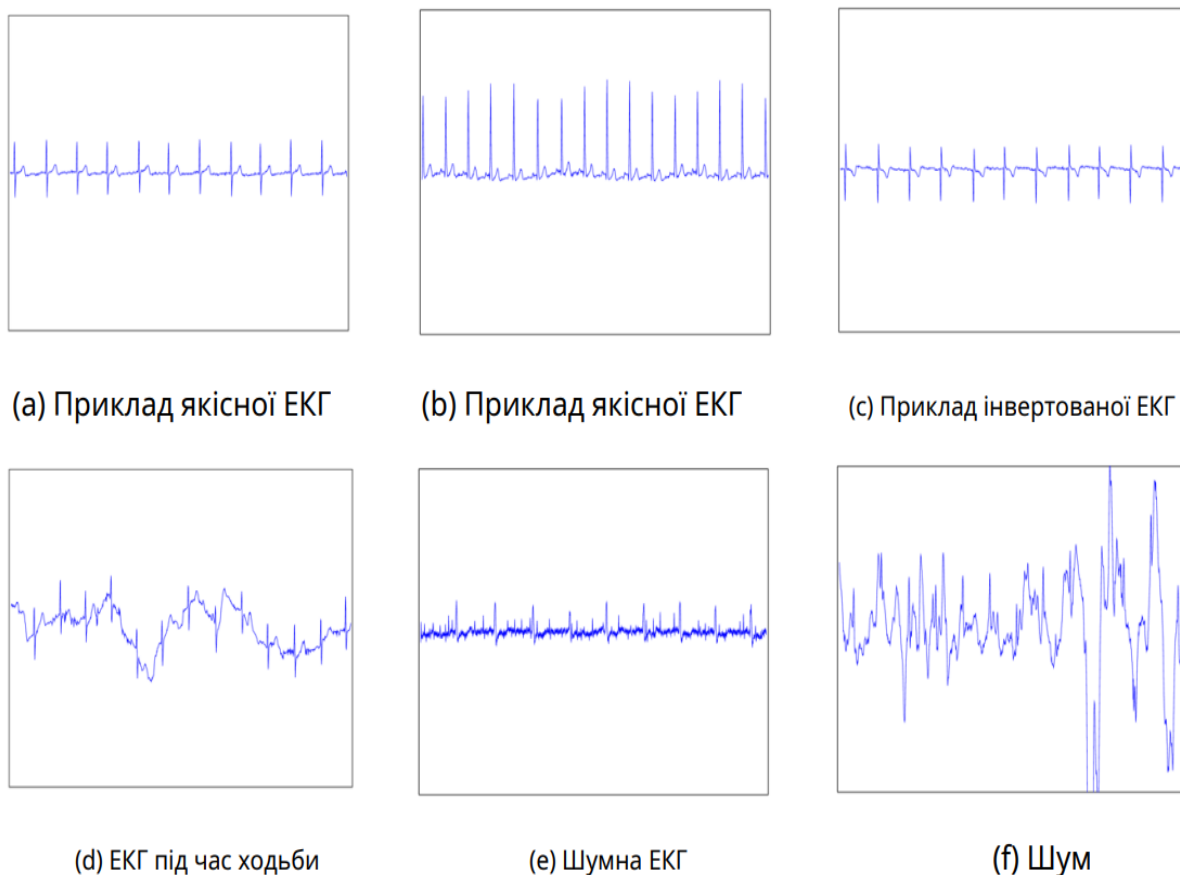


Рисунок 3.20 – Приклади різних сигналів під час вимірювання

Блокування екрана програми. Для запобігання небажаних дій під час вимірювання є можливість заблокувати екран програми. Коли екран програми заблоковано, користувачі не можуть виконувати жодних дій, як-от запуск/зупинка вимірювання або налаштування попередньої форми. Однак користувач все ще може переглядати меню програми. Щоб заблокувати екран програми, виберіть «Заблокувати програму» в меню програми. Якщо параметр блокування активовано вперше, користувачам буде запропоновано ввести та повторити пароль для блокування. Щоб розблокувати екран програми, виберіть «Розблокувати програму» в меню програми. Під час наступної дії блокування-розблокування пароль знадобиться лише для розблокування (блокування буде виконано без запиту пароля).

Кінцеві вимірювання. Щоб завершити вимірювання, натисніть кнопку «Зупинити» на головному екрані. Стан датчика зміниться на «Відключено».

Якщо ви плануєте використовувати той самий датчик для подальших вимірювань, бажано зберегти його в списку парних датчиків Savvy на головному екрані. Якщо ви хочете видалити Savvy зі списку парних датчиків на головному екрані, спочатку натисніть «Виберіть Savvy» у меню програми. Потім зніміть виділення жовтим кольором Savvy одним клацанням миші. Розумність не буде виділена. В кінці натисніть «Назад» на КПК або виберіть «Огляд» у меню програми, щоб повернутися на головний екран.

Передача файлів. Вимірювання ЕКГ зберігаються у файлах у підпапці MobECG в Документи папку операційної системи Android. 6.4.1. Перенесення вимірювань на сервер зберігання Якщо доступне підключення до Інтернету, є можливість перенести файли вимірювань на захищений сервер зберігання. Для передачі по FTP виберіть «FTP Upload» у меню програми. З'явиться екран, як на рисунку 3.21, який вимагає ввести адресу FTP-сервера, ім'я користувача та пароль.

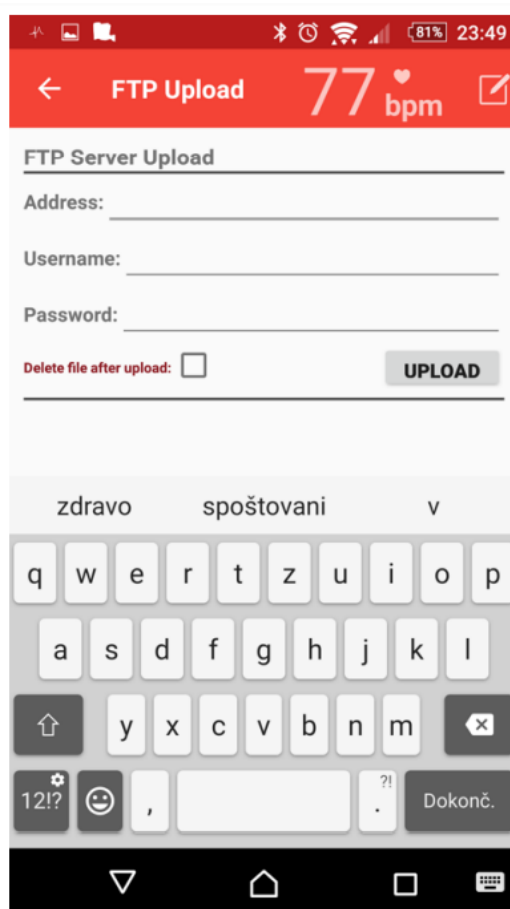


Рисунок 3.21 – Символічний дизайн екрана FTP Upload

Програма надає можливість видалити файли на КПК після завантаження (поставте прапорець для цього). Рекомендується використовувати цю опцію, щоб забезпечити наявність місця для подальших вимірювань. Після введення необхідних даних натисніть кнопку «Завантажити», щоб почати передачу.

Передача вручну. Більш просунуті користувачі КПК можуть також вручну передавати вимірювані дані на персональний комп'ютер за допомогою передачі файлів з КПК на інший пристрій. Рекомендується видалити файли вимірювань з КПК після передачі, щоб забезпечити наявність місця для подальших вимірювань.

Оновлення програми. Щоб оновити програму, регулярно перевіряйте наявність оновлень у магазині Google Play. Програма проведе вас через процес оновлення.

3.4 Рекомендації щодо розроблення програми для візуалізації вимірювань ЕКГ

Програма для візуалізації вимірювань – VisECG. Програму візуалізації, доступну на <http://www.savvy.si/>, можна використовувати для перегляду вимірювань після їх завершення. Програма спочатку призначена для медичних працівників. Однак є можливість створити підсумок вимірювань. Цей підсумок також має бути створений самим користувачем та переданий медичному експерту. Інші додаткові аналізи призначені лише для медичних експертів. Зверніть увагу, що програма не призначена для діагностики.

Зведення виміряних даних. Щоб створити підсумок вимірюваних даних, вимірювання необхідно спочатку перенести на локальний ПК (Передача файлів). Потім, після запуску програми, виберіть «Відкрити огляд папок» у менюФайл меню та вкажіть розташування файлів вимірювань у Довідники вікно. Коли буде зроблено вибір каталогу,Файли вікно відобразить усі файли вимірювань у каталозі. Далі натисніть «ОК» і дочекайтеся, поки програма згенерує графічне представлення вимірювань ЕКГ (рисунок 3.19). Під час

першого відкриття каталогу ця операція може зайняти багато часу, залежно від кількості та розміру файлів. Під час взаємодії з графічним представленням каталогу вказівник миші можна розташувати над вимірюванням ЕКГ, значеннями середньої частоти серцевих скорочень в BPM (уд. за хвилину), кількістю ударів і відсотком корисного сигналу ЕКГ (відсоток охоплення ударами). для цього інтервалу відображаються у підказці.

Щоб створити зведення, натисніть кнопку «Створити підсумок». У тій самій папці, що й вимірювання, буде створено PDF-документ з підсумками всіх довгострокових вимірювань (довше 15 хвилин). Зразок підсумкового документа наведено на рисунку 3.20. Для кожного вимірювання ЕКГ у підсумку середня частота серцевих скорочень (усереднена за 60-секундні інтервали) зображується лінією, а всі миттєві частоти серцевих скорочень (для всіх виявлених серцевих скорочень) відображаються крапками. У підсумку також відображається хвилинний інтервал сигналу ЕКГ навколо позначеної події. Події, які були відзначені під час вимірювання на MobECG, наприклад, коли була ініційована певна діяльність або коли відчули певні незручності, які також позначені на графіках. Підсумок призначений для використання лікарями для інтерпретації довготривалих вимірювань, які можуть тривати від кількох днів до місяця (рисунок 3.22).

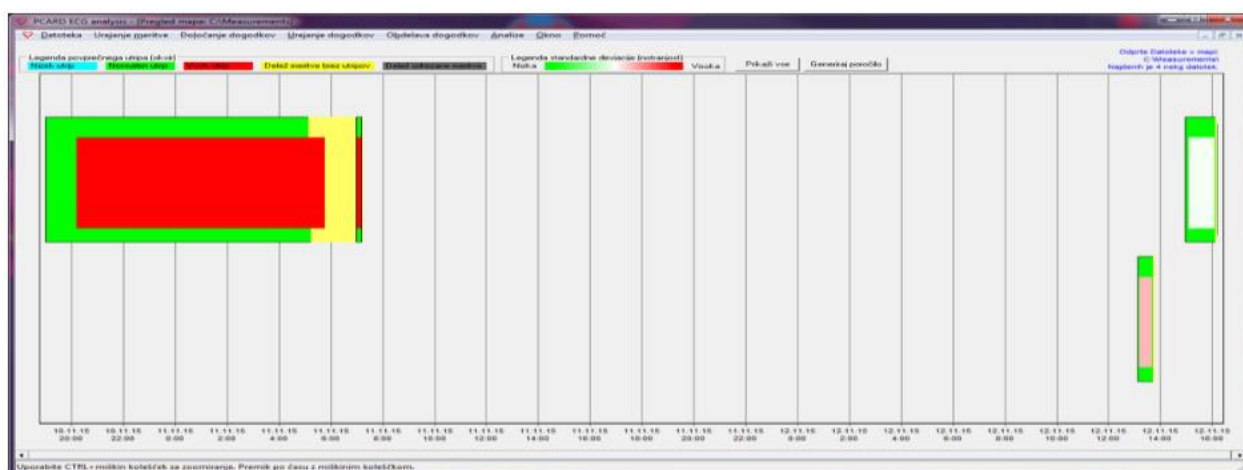


Рисунок 3.22 – Аналіз VisECG – символічний дизайн екрана огляду вимірювань.

Дизайн резюме може бути змінений. Регулярно перевіряйте наявність оновлень VisECG.

Додатковий аналіз. Медичний експерт може додатково проаналізувати записану ЕКГ більш детально (рисунок 3.23), вибравши будь-який записаний інтервал. Потім вибраний інтервал відображається для подальшої обробки та оцінки хвиль ЕКГ. На основі експертного аналізу може бути створено додаткове резюме з можливими зауваженнями та пропозиціями щодо подальших процедур лікування.



Рисунок 3.23 - Підсумковий результат візуалізації та обробки ЕКГ

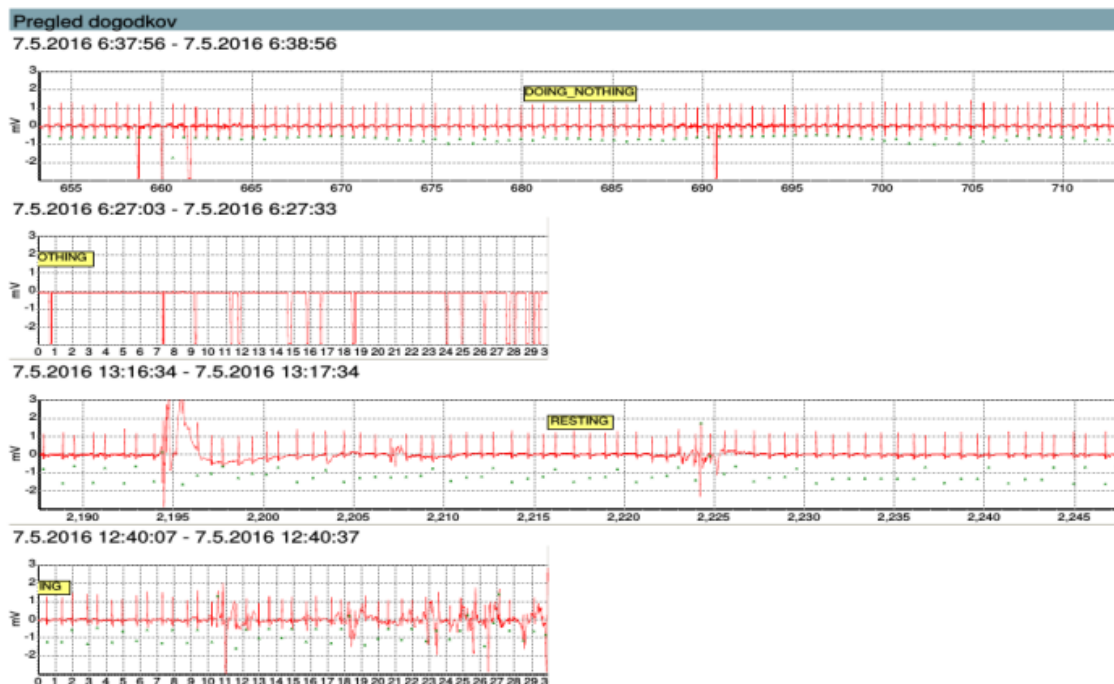


Рисунок 3.23 - Підсумковий результат візуалізації та обробки ЕКГ
(продовження)

Система SAVVY призначена для моніторингу серцевого ритму за допомогою bluetooth пристроїв. Він здатний виявляти аномально швидкий і повільний серцевий ритм і відображати його в графічному вигляді. Крім того, записаний ЕКГ-сигнал достатньо якісний, що при комп'ютерному огляді компетентним медичним персоналом дає можливість більш точно визначити потенційну аритмію. Система SAVVY миттєво відстежує та відображає ЕКГ на КПК пацієнта під час вимірювання (якщо відображення на смартфоні або планшеті увімкнено), а після вимірювання дані ЕКГ можуть бути переглянуті та проаналізовані медичними працівниками.

3.5 Висновки до третього розділу

Представлено принцип дії бездротового вимірювання ЕКГ. Він заснований на низькопотужному мікроконтролері Texas Instruments MSP430 і зовнішній аналоговій частині для вимірювання одноканальної ЕКГ. Бездротовий зв'язок реалізований за допомогою протоколу SimpliciTI від Texas Instruments. Для живлення датчика використовується змінна кнопкова батарея, але рішення все ще придатне лише для демонстрації принципів конструкції.

Проаналізовано аналіз технології PCard в мобільному моніторингу життєво важливих фізіологічних параметрів здоров'я та контексту середовища користувача. Система базується на датчику малого тіла (BS), який дозволяє вимірювати ЕКГ, ЕМГ, ЕЕГ, температуру, частоту серцевих скорочень і дихання, рух і прискорення.

Розроблено рекомендації щодо візуалізації ЕКГ даних на основі бездротової системи SAVVY, яка призначена для моніторингу серцевого ритму за допомогою bluetooth пристроїв. Вона здатна виявляти аномально швидкий і повільний серцевий ритм і відображати його в графічному вигляді.

Система SAVVY миттєво відстежує та відображає ЕКГ на КПК пацієнта під час вимірювання (якщо відображення на смартфоні або планшеті увімкнено), а після вимірювання дані ЕКГ можуть бути переглянуті та проаналізовані медичними працівниками.

ВИСНОВКИ

В бакалаврській кваліфікаційній роботі отримано такі науково-дослідницькі та практичні результати:

Проаналізовано використання візуалізації ЕКГ за допомогою інформаційно-вимірювальної системи для оцінювання аритмії, як порушення серцевого ритму. Як правило, вони класифікуються на дві великі групи: надшлуночкові (СВА) та шлуночкові аритмії (ВА); Обидві ці групи, зокрема СВА, включають різні підтипи порушень ритму.

На етапі попередньої обробки якість записаних даних була переглянута за допомогою автоматичних міток для виключення шуму та потенційного шуму, а також ручного виключення шумних епізодів. Звичайні артефакти руху і шуму часто заважають точній оцінці ритму при зборі сигналів ЕКГ з холтерівських моніторів [38], тому їх ретельне виключення є обов'язковим етапом для забезпечення високоякісних даних для подальшого аналізу аритмії.

Ретельне вивчення ритму ЕКГ фахівцем вимагає ручного посторінкового перегляду довгого запису холтерівської ЕКГ.

Представлено принцип дії бездротового вимірювання ЕКГ. Він заснований на низькопотужному мікроконтролері Texas Instruments MSP430 і зовнішній аналоговій частині для вимірювання одноканальної ЕКГ. Бездротовий зв'язок реалізований за допомогою протоколу SimpliciTI від Texas Instruments. Для живлення датчика використовується змінна кнопкова батарея, але рішення все ще придатне лише для демонстрації принципів конструкції.

Проаналізовано аналіз технології PCard в мобільному моніторингу життєво важливих фізіологічних параметрів здоров'я та контексту середовища користувача. Система базується на датчику малого тіла (BS), який дозволяє вимірювати ЕКГ, ЕМГ, ЕЕГ, температуру, частоту серцевих скорочень і дихання, рух і прискорення.

Розроблено рекомендації щодо візуалізації ЕКГ даних на основі бездротової системи SAVVY, яка призначена для моніторингу серцевого ритму за допомогою bluetooth пристроїв. Вона здатна виявляти аномально швидкий і повільний серцевий ритм і відображати його в графічному вигляді.

Система SAVVY миттєво відстежує та відображає ЕКГ на КПК пацієнта під час вимірювання (якщо відображення на смартфоні або планшеті увімкнено), а після вимірювання дані ЕКГ можуть бути переглянуті та проаналізовані медичними працівниками.

ПЕРЕЛІК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Flora, G.D.; Nayak, M.K. A Brief Review of Cardiovascular Diseases, Associated Risk Factors and Current Treatment Regimes. *Curr. Pharm. Des.* 2019, 25, 4063–4084.
2. Roth, G.A.; Mensah, G.A.; et al. Global Burden of Cardiovascular Diseases and Risk Factors, 1990–2019: Update from the GBD 2019 Study. *J. Am. Coll. Cardiol.* 2020, 76, 2982–3021.
3. Haq, I.U.; Chhatwal, K.; Sanaka, K.; Xu, B. Artificial Intelligence in Cardiovascular Medicine: Current Insights and Future Prospects. *Vasc. Health Risk Manag.* 2022, 18, 517.
4. Amisha; Malik, P.; Pathania, M.; Rathaur, V.K. Overview of artificial intelligence in medicine. *J. Fam. Med. Prim. Care* 2019, 8, 2328.
5. Hamet, P.; Tremblay, J. Artificial intelligence in medicine. *Metabolism* 2017, 69S, S36–S40.
6. Poalelungi, D.G.; Musat, C.L.; Fulga, A.; Neagu, M.; Neagu, A.I.; Piraianu, A.I.; Fulga, I. Advancing Patient Care: How Artificial Intelligence Is Transforming Healthcare. *J. Pers. Med.* 2023, 13, 1214.
7. Xu, N.; Yang, D.; Arikawa, K.; Bai, C. Application of artificial intelligence in modern medicine. *Clin. eHealth* 2023, 6, 130–137.
8. Fogel, A.L.; Kvedar, J.C. Artificial intelligence powers digital medicine. *NPJ Digit. Med.* 2018, 1, 5.
9. Zhang, J.; Zhang, J.; Jin, J.; Jiang, X.; Yang, L.; Fan, S.; Zhang, Q.; Chi, M. Artificial intelligence applied in cardiovascular disease: Abibliometric and visual analysis. *Front. Cardiovasc. Med.* 2024, 11, 1323918.
10. Noorbakhsh-Sabet, N.; Zand, R.; Zhang, Y.; Abedi, V. Artificial Intelligence Transforms the Future of Healthcare. *Am. J. Med.* 2019, 132, 795.
11. Bostrom, N. HowLongBefore Superintelligence? *Int. J. Future Stud.* 1998,

- 2, 11–30.
12. Sun, K.; Roy, A.; Tobin, J.M. Artificial intelligence and machine learning: Definition of terms and current concepts in critical care research. *J. Crit. Care* 2024, 82, 154792.
13. Chakraborty, C.; Bhattacharya, M.; Pal, S.; Lee, S.-S. From machine learning to deep learning: Advances of the recent data-driven paradigm shift in medicine and healthcare. *Curr. Res. Biotechnol.* 2024, 7, 100164.
14. Botvinick, M.; Ritter, S.; Wang, J.X.; Kurth-Nelson, Z.; Blundell, C.; Hassabis, D. Reinforcement Learning, Fast and Slow. *Trends Cogn. Sci.* 2019, 23, 408–422.
15. Jakhar, D.; Kaur, I. Artificial intelligence, machine learning and deep learning: Definitions and differences. *Clin. Exp. Dermatol.* 2020, 45, 131–132.
16. Piccialli, F.; Di Somma, V.; Giampaolo, F.; Cuomo, S.; Fortino, G. A survey on deep learning in medicine: Why, how and when? *Inf. Fusion.* 2021, 66, 111–137.
17. Dongare, A.D.; Kharde, R.R.; Kachare, A.D. Introduction to Artificial Neural Network. *Certif. Int. J. Eng. Innov. Technol. (IJEIT)* 2008, 9001, 2277–3754.
18. Micheli-Tzanakou, E. Artificial Neural Networks: Definitions, Methods, Applications. In *Supervised and Unsupervised Pattern Recognition*; CRC Press: Boca Raton, FL, USA, 2017; pp. 61–78.
19. Zhou, S.K.; Rueckert, D.; Fichtinger, G. (Eds.) *Handbook of Medical Image Computing and Computer Assisted Intervention*; Academic Press: Cambridge, MA, USA, 2020.
20. Berezsky, O.; Liashchynskyi, P.; Pitsun, O.; Izonin, I. Synthesis of Convolutional Neural Network architectures for biomedical image classification. *Biomed. Signal Process Control* 2024, 95, 106325.
21. Piraianu, A.I.; Fulga, A.; Musat, C.L.; Ciobotaru, O.R.; Poalelungi, D.G.;

- Stamate, E.; Ciobotaru, O.; Fulga, I. Enhancing the Evidence with Algorithms: How Artificial Intelligence Is Transforming Forensic Medicine. *Diagnostics* 2023, 13, 2992.
22. Herman, R.; Meyers, H.P.; Smith, S.W.; Bertolone, D.T.; Leone, A.; Bermpeis, K.; Viscusi, M.M.; Belmonte, M.; Demolder, A.; Boza, V.; et al. International evaluation of an artificial intelligence-powered electrocardiogram model detecting acute coronary occlusion myocardial infarction. *Eur. Heart J. Digit. Health* 2023, 5, 123–133.
 23. Nogimori, Y.; Sato, K.; Takamizawa, K.; Ogawa, Y.; Tanaka, Y.; Shiraga, K.; Masuda, H.; Matsui, H.; Kato, M.; Daimon, M.; et al. Prediction of adverse cardiovascular events in children using artificial intelligence-based electrocardiogram. *Int. J. Cardiol.* 2024, 406, 132019.
 24. Hillis, J.; Bizzo, B.C.; Mercaldo, S.; Ghatak, A.; Macdonald, A.; Halle, M.; Schultz, A.; L'Italien, E.; Tam, V.; Awad, A.; et al. Detection of Hypertrophic Cardiomyopathy on Electrocardiogram Using Artificial Intelligence. *J. Am. Coll. Cardiol.* 2024, 83, 2609.
 25. Haimovich, J.S.; Diamant, N.; Khurshid, S.; Di Achille, P.; Reeder, C.; Friedman, S.; Singh, P.; Spurlock, W.; Ellinor, P.T.; Philippakis, A.; et al. Artificial intelligence-enabled classification of hypertrophic heart diseases using electrocardiograms. *Cardiovasc. Digit. Health J.* 2023, 4, 48–59.
 26. Harmon, D.M.; Mangold, K.; Baez Suarez, A.; Scott, C.G.; Murphree, D.H.; Malik, A.; Attia, Z.I.; Lopez-Jimenez, F.; Friedman, P.A.; Dispenzieri, A.; et al. Postdevelopment Performance and Validation of the Artificial Intelligence-Enhanced Electrocardiogram for Detection of Cardiac Amyloidosis. *JACC Adv.* 2023, 2, 100612.
 27. Butler, L.; Karabayir, I.; Kitzman, D.W.; Alonso, A.; Tison, G.H.; Chen, L.Y.; Chang, P.P.; Clifford, G.; Soliman, E.Z.; Akbilgic, O. A generalizable electrocardiogram-based artificial intelligence model for 10-year heart failure risk prediction. *Cardiovasc. Digit. Health J.* 2023, 4, 183–190.

28. Awasthi, S.; Sachdeva, N.; Gupta, Y.; Anto, A.G.; Asfahan, S.; Abbou, R.; Bade, S.; Sood, S.; Hegstrom, L.; Vellanki, N.; et al. Identification and risk stratification of coronary disease by artificial intelligence-enabled ECG. *eClinicalMedicine* 2023, 65, 102259.
29. Lee, Y.H.; Hsieh, M.T.; Chang, C.C.; Tsai, Y.L.; Chou, R.H.; Lu, H.H.S.; Huang, P.-H. Improving detection of obstructive coronary artery disease with an artificial intelligence-enabled electrocardiogram algorithm. *Atherosclerosis* 2023, 381, 117238.
30. Valente Silva, B.; Marques, J.; Nobre Menezes, M.; Oliveira, A.L.; Pinto, F.J. Artificial intelligence-based diagnosis of acute pulmonary embolism: Development of a machine learning model using 12-lead electrocardiogram. *Rev. Port. Cardiol.* 2023, 42, 643–651.
31. Sau, A.; Ibrahim, S.; Kramer, D.B.; Waks, J.W.; Qureshi, N.; Koa-Wing, M.; Keene, D.; Malcolm-Lawes, L.; Lefroy, D.C.; Linton, N.W.; et al. Artificial intelligence-enabled electrocardiogram to distinguish atrioventricular re-entrant tachycardia from atrioventricular nodal re-entrant tachycardia. *Cardiovasc. Digit. Health J.* 2023, 4, 60–67.
32. Shimojo, M.; Inden, Y.; Yanagisawa, S.; Suzuki, N.; Tsurumi, N.; Watanabe, R.; Nakagomi, T.; Okajima, T.; Suga, K.; Tsuji, Y.; et al. A novel practical algorithm using machine learning to differentiate outflow tract ventricular arrhythmia origins. *J. Cardiovasc. Electrophysiol.* 2023, 627–637.
33. Shiokawa, N.; Izumo, M.; Shimamura, T.; Kurosaka, Y.; Sato, Y.; Okamura, T.; Akashi, Y.J. Accuracy and Efficacy of Artificial Intelligence-Derived Automatic Measurements of Transthoracic Echocardiography in Routine Clinical Practice. *J. Clin. Med.* 2024, 13, 1861.
34. Sveric, K.M.; Ulbrich, S.; Dindane, Z.; Winkler, A.; Botan, R.; Mierke, J.; Trausch, A.; Heidrich, F.; Linke, A. Improved assessment of left ventricular ejection fraction using artificial intelligence in echocardiography: A

- comparative analysis with cardiac magnetic resonance imaging. *Int. J. Cardiol.* 2024, 394, 131383.
35. Slivnick, J.A.; Gessert, N.T.; Cotella, J.I.; Oliveira, L.; Pezzotti, N.; Eslami, P.; Sadeghi, A.; Wehle, S.; Prabhu, D.; Waechter-Stehle, I.; et al. Echocardiographic Detection of Regional Wall Motion Abnormalities Using Artificial Intelligence Compared to Human Readers. *J. Am. Soc. Echocardiogr.* 2024.
 36. Kampaktsis, P.N.; Bohoran, T.A.; Lebehn, M.; McLaughlin, L.; Leb, J.; Liu, Z.; Moustakidis, S.; Siouras, A.; Singh, A.; Hahn, R.T.; et al. An attention-based deep learning method for right ventricular quantification using 2D echocardiography: Feasibility and accuracy. *Echocardiography* 2024, 41, e15719.
 37. Murayama, M.; Sugimori, H.; Yoshimura, T.; Kaga, S.; Shima, H.; Tsuneta, S.; Mukai, A.; Nagai, Y.; Yokoyama, S.; Nishino, H.; et al. Deep learning to assess right ventricular ejection fraction from two-dimensional echocardiograms in precapillary pulmonary hypertension. *Echocardiography* 2024, 41, e15812.
 38. Hsia, B.C.; Lai, A.; Singh, S.; Samtani, R.; Bienstock, S.; Liao, S.; Stern, E.; LaRocca, G.; Sanz, J.; Lerakis, S.; et al. Validation of American Society of Echocardiography Guideline-Recommended Parameters of Right Ventricular Dysfunction Using Artificial Intelligence Compared with Cardiac Magnetic Resonance Imaging. *J. Am. Soc. Echocardiogr.* 2023, 36, 967–977.
 39. Anand, V.; Weston, A.D.; Scott, C.G.; Kane, G.C.; Pellikka, P.A.; Carter, R.E. Machine Learning for Diagnosis of Pulmonary Hypertension by Echocardiography. *Mayo Clin. Proc.* 2024, 99, 260–270.
 40. Oikonomou, E.K.; Holste, G.; Yuan, N.; Coppi, A.; McNamara, R.L.; Haynes, N.A.; Vora, A.N.; Velazquez, E.J.; Li, F.; Menon, V.; et al. A Multimodal Video-Based AI Biomarker for Aortic Stenosis Development

- and Progression. *JAMA Cardiol.* 2024, 9, 534–544.
41. Krishna, H.; Desai, K.; Slostad, B.; Bhayani, S.; Arnold, J.H.; Ouwerkerk, W.; Hummel, Y.; Lam, C.S.; Ezekowitz, J.; Frost, M.; et al. Fully Automated Artificial Intelligence Assessment of Aortic Stenosis by Echocardiography. *J. Am. Soc. Echocardiogr.* 2023, 36, 769–777.
 42. Guo, Y.; Xia, C.; Zhong, Y.; Wei, Y.; Zhu, H.; Ma, J.; Li, G.; Meng, X.; Yang, C.; Wang, X.; et al. Machine learning-enhanced echocardiography for screening coronary artery disease. *Biomed. Eng. Online* 2023, 22, 44.
 43. Molenaar, M.A.; Bouma, B.J.; Asselbergs, F.W.; Verouden, N.J.; Selder, J.L.; Chamuleau, S.A.J.; Schuurings, M.J. Explainable machine learning using echocardiography to improve risk prediction in patients with chronic coronary syndrome. *Eur. Heart J. Digit. Health* 2024, 5, 170–182.
 44. Lu, N.; Vaseli, H.; Mahdavi, M.; Taheri Dezaki, F.; Luong, C.; Yeung, D.; Gin, K.; Tsang, M.; Nair, P.; Jue, J.; et al. Automated Atrial Fibrillation Diagnosis by Echocardiography without ECG: Accuracy and Applications of a New Deep Learning Approach. *Diseases* 2024, 12, 35.
 45. Brown, K.; Roshanitabrizi, P.; Rwebembera, J.; Okello, E.; Beaton, A.; Lingurar, M.G.; Sable, C.A. Using Artificial Intelligence for Rheumatic Heart Disease Detection by Echocardiography: Focus on Mitral Regurgitation. *J. Am. Heart Assoc.* 2024, 13, e031257.
 46. Steffner, K.R.; Christensen, M.; Gill, G.; Bowdish, M.; Rhee, J.; Kumaresan, A.; He, B.; Zou, J.; Ouyang, D. Deep learning for transesophageal echocardiography view classification. *Sci. Rep.* 2024, 14, 11.
 47. In Kim, Y.; Roh, J.H.; Kweon, J.; Kwon, H.; Chae, J.; Park, K.; Lee, J.-H.; Jeong, J.-O.; Kang, D.-Y.; Lee, P.H.; et al. Artificial intelligence-based quantitative coronary angiography of major vessels using deep-learning. *Int. J. Cardiol.* 2024, 405, 131945.
 48. Rinehart, S.; Raible, S.J.; Ng, N.; Mullen, S.; Huey, W.; Rogers, C.;

- Pursnani, A. Utility of Artificial Intelligence Plaque Quantification: Results of the DECODE Study. *J. Soc. Cardiovasc. Angiogr. Interv.* 2024, 3, 101296.
49. Omori, H.; Matsuo, H.; Fujimoto, S.; Sobue, Y.; Nozaki, Y.; Nakazawa, G.; Takahashi, K.; Osawa, K.; Okubo, R.; Kaneko, U.; et al. Determination of lipid-rich plaques by artificial intelligence-enabled quantitative computed tomography using near-infrared spectroscopy as reference. *Atherosclerosis* 2023, 386, 117363.
 50. Toggweiler, S.; Wyler von Ballmoos, M.C.; Moccetti, F.; Douverny, A.; Wolfrum, M.; Imamoglu, Z.; Mohler, A.; Gülan, U.; Kim, W.-K. A fully automated artificial intelligence-driven software for planning of transcatheter aortic valve replacement. *Cardiovasc. Revascularization Med.* 2024.
 51. Salehi, M.; Maiter, A.; Strickland, S.; Aldabbagh, Z.; Karunasaagarar, K.; Thomas, R.; Lopez-Dee, T.; Capener, D.; Dwivedi, K.; Sharkey, M.; et al. Clinical assessment of an AI tool for measuring biventricular parameters on cardiac MR. *Front. Cardiovasc. Med.* 2024, 11, 1279298.
 52. Ghanbari, F.; Joyce, T.; Lorenzoni, V.; Guaricci, A.I.; Pavon, A.G.; Fusini, L.; Andreini, D.; Rabbat, M.G.; Aquaro, G.D.; Abete, R.; et al. AI Cardiac MRI Scar Analysis Aids Prediction of Major Arrhythmic Events in the Multicenter DERIVATE Registry. *Radiology* 2023, 307, e222239.
 53. Kaplan Berkaya, S.; Uysal, A.K.; Sora Gunal, E.; Ergin, S.; Gunal, S.; Gulmezoglu, M.B. A survey on ECG analysis. *Biomed. Signal Process Control* 2018, 43, 216–235.
 54. Ogah, O.S.; Oladapo, O.O.; Adebisi, A.A.; Adebayo, A.K.; Aje, A.; Ojji, D.B. Electrocardiographic left ventricular hypertrophy with strain pattern: Prevalence, mechanisms and prognostic implications. *Cardiovasc. J. Afr.* 2008, 19, 39.
 55. Bornstein, A.B.; Rao, S.S.; Marwaha, K. Left Ventricular Hypertrophy.

- [Updated 8 August 2023]. In StatPearls [Internet]; StatPearls Publishing: Treasure Island, FL, USA, 2024. Available online: <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/books/NBK557534/> (accessed on 11 June 2024).
56. Savarese, G.; Becher, P.M.; Lund, L.H.; Seferovic, P.; Rosano, G.M.C.; Coats, A.J.S. Global burden of heart failure: A comprehensive and updated review of epidemiology. *Cardiovasc. Res.* 2023, 118, 3272–3287.
 57. Ojha, M.K.; Wadhwani, S.; Wadhwani, A.K.; Shukla, A. Automatic detection of arrhythmias from an ECG signal using an auto-encoder and SVM classifier. *Phys. Eng. Sci. Med.* 2022, 45, 665–674.
 58. Ahmed, I.; Sasikumar, N. Echocardiography Imaging Techniques. [Updated 30 July 2023]. In StatPearls [Internet]; StatPearls Publishing: Treasure Island, FL, USA, 2024. Available online: <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/books/NBK572130/> (accessed on 11 June 2024).
 59. Vidal-Perez, R.; Grapsa, J.; Bouzas-Mosquera, A.; Fontes-Carvalho, R.; Vazquez-Rodriguez, J.M. Current role and future perspectives of artificial intelligence in echocardiography. *World J. Cardiol.* 2023, 15, 284.
 60. Carabello, B.A.; Paulus, W.J. Aortic stenosis. *Lancet* 2009, 373, 956–966.
 61. Ring, L.; Shah, B.N.; Bhattacharyya, S.; Harkness, A.; Belham, M.; Oxborough, D.; Pearce, K.; Rana, B.S.; Augustine, D.X.; Robinson, S.; et al. Echocardiographic assessment of aortic stenosis: A practical guideline from the British Society of Echocardiography. *Echo Res. Pract.* 2021, 8, G19.
 62. Stamate, E.; Piraianu, A.-I.; Ciobotaru, O.R.; Crassas, R.; Duca, O.; Fulga, A.; Grigore, I.; Vintila, V.; Fulga, I.; Ciobotaru, O.C. Revolutionizing Cardiology through Artificial Intelligence—Big Data from Proactive Prevention to Precise Diagnostics and Cutting-Edge Treatment—A Comprehensive Review of the Past 5 Years. *Diagnostics* 2024, 14, 1103.

63. Suzuki, N.; Asano, T.; Nakazawa, G.; Aoki, J.; Tanabe, K.; Hibi, K.; Ikari, Y.; Kozuma, K. Clinical expert consensus document on quantitative coronary angiography from the Japanese Association of Cardiovascular Intervention and Therapeutics. *Cardiovasc. Interv. Ther.* 2020, 35, 105.
64. Ramjattan, N.A.; Lala, V.; Kousa, O.; Shams, P.; Makaryus, A.N. Coronary CT Angiography. [Updated 19 January 2024]. In StatPearls [Internet]; StatPearls Publishing: Treasure Island, FL, USA, 2024. Available online: <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/books/NBK470279/> (accessed on 11 June 2024).
65. Blanke, P.; Schoepf, U.J.; Leipsic, J.A. CT Transcatheter Aortic Valve Replacement. *Radiology* 2013, 269, 650–669.
66. Tseng, W.Y.I.; Su, M.Y.M.; Tseng, Y.H.E. Introduction to Cardiovascular Magnetic Resonance: Technical Principles and Clinical Applications. *Acta Cardiol. Sin.* 2016, 32, 129.
67. He, J.; Baxter, S.L.; Xu, J.; Xu, J.; Zhou, X.; Zhang, K. The practical implementation of artificial intelligence technologies in medicine. *Nat. Med.* 2019, 25, 30. [
68. Kolla, L.; Parikh, R.B. Uses and limitations of artificial intelligence for oncology. *Cancer* 2024, 130, 2101–2107.
69. Oh, S.; Kim, J.H.; Choi, S.W.; Lee, H.J.; Hong, J.; Kwon, S.H. Physician Confidence in Artificial Intelligence: An Online Mobile Survey. *J. Med. Internet Res.* 2019, 21, e12422.
70. Patel, V.; Shah, M. Artificial intelligence and machine learning in drug discovery and development. *Intell. Med.* 2022, 2, 134–140.
71. Busnatu, S., .; Niculescu, A.G.; Bolocan, A.; Petrescu, G.E.D.; Păduraru, D.N.; Năstasă, I.; Lupus, ., oru, M.; Geantă, M.; Andronic, O.; Grumezescu, A.M.; et al. Clinical Applications of Artificial Intelligence—An Updated Overview. *J. Clin. Med.* 2022, 11, 2265.
72. Chan, B. Black-box assisted medical decisions: AI power vs. ethical

- physician care. *Med. Health Care Philos.* 2023, 26, 285. [CrossRef]
73. Poon, A.I.F.; Sung, J.J.Y. Opening the black box of AI-Medicine. *J. Gastroenterol. Hepatol.* 2021, 36, 581–584.
 74. Durán, J.M.; Jongsma, K.R. Who is afraid of black box algorithms? On the epistemological and ethical basis of trust in medical AI. *J. Med. Ethics* 2021, 47, 329–335.
 75. Patrascanu, O.S.; Tutunaru, D.; Musat, C.L.; Dragostin, O.M.; Fulga, A.; Nechita, L.; Ciubara, A.B.; Piraianu, A.I.; Stamate, E.; Poalelungi, D.G.; et al. Future Horizons: The Potential Role of Artificial Intelligence in Cardiology. *J. Pers. Med.* 2024, 14, 656.

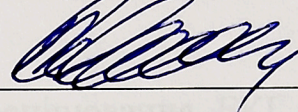
Додаток А

Додаток А

(обов'язковий)

Вінницький національний технічний університет

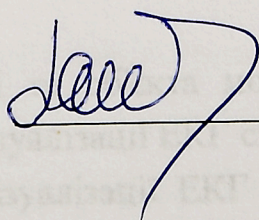
Затверджую
Завідувач кафедри БМІОЕС
к.т.н., доц. Коваль Л.Г.

« 21 » березня 2025 р

ТЕХНІЧНЕ ЗАВДАННЯ

**«Інформаційно-вимірювальна система для оцінювання захворювань серця
на основі аналізу ЕКГ-зображень»**

Керівник проекту: професор кафедри БМІОЕС, д.т.н., професор



Сергій ПАВЛОВ

Виконавець:

студент 4-го курсу, групи КОІС-21 6

спеціальності 152 – «Метрологія та
інформаційно-вимірювальна техніка»

(шифр і назва напрямку підготовки, спеціальності)

**Ярослав ГОРОВИЙ**

Вінниця 2025

1. Підстава для виконання роботи

Індивідуальне завдання на бакалаврську кваліфікаційну роботу, затверджене наказом по ВНТУ № ____ від «____» _____2025 р.

2. Мета та призначення

Метою дослідження є підвищення точності аналізу ЕКГ сигналів та ефективної діагностики при оцінюванні аритмій при серцевих патологіях шляхом візуалізації та подальшої інтерпретації біомедичних даних шляхом застосування інтелектуалізованих інформаційно-вимірювальних систем для підтримки прийняття рішень.

Об'єктом дослідження є процес візуалізації та оцінювання ЕКГ для визначення аритмій при серцевих патологіях шляхом застосування інформаційних технологій для підтримки прийняття рішень.

Методи дослідження базуються на основних положеннях системного аналізу і теорії біомедичних засобів, математичного моделювання для аналізу і синтезу для схемотехнічної реалізації, математичної статистики і комп'ютерної обробки біомедичної інформації

3. Завдання до проєкту

1. Характеристика предметної області та об'єкта моделювання. Описати основні принципи роботи ІВС для візуалізації ЕКГ сигналів .
2. Аналіз сучасного стану ІВС для візуалізації ЕКГ сигналів . цифрових близнюків у біомедицині Провести огляд літератури та існуючих розробок.
3. Науково-дослідна частина Розробити рекомендації щодо вибору елементної бази побудови ІВС для візуалізації ЕКГ сигналів. Запропонувати алгоритм оброблення.
4. Розглянути перспективи розвитку ІВС для візуалізації ЕКГ сигналів.
5. Економічна частина Оцінити витрати на впровадження технології цифрового близнюка. Розробити рекомендації для безпечного використання програмного забезпечення.

5. Джерела розробки

Розробка виконується на основі вивчення патентних та науково–технічних матеріалів відомих методів та систем аналізу біомедичної інформації. Відомі методи та технології ІВС для візуалізації ЕКГ сигналів наведені в роботах:

1. Kukharchuk, Vasyl V., Sergii V. Pavlov, Volodymyr S. Holodiuk, Valery E. Kryvonosov, and etc.. 2022. "Information Conversion in Measuring Channels with Optoelectronic Sensors" *Sensors* 22, no. 1: 271. <https://doi.org/10.3390/s22010271>.
2. Vasyl V. Kukharchuk, Sergii V. Pavlov, Samoil Sh. Katsyv, and etc. "Transient analysis in 1st order electrical circuits in violation of commutation laws", *PRZEGLĄD ELEKTROTECHNICZNY*, ISSN 0033-2097, R. 97 NR 9/2021, p. 26-29, doi:10.15199/48.2021.09.05
3. Information Technology in Medical Diagnostics II. Wójcik, W., Pavlov, S., Kalimoldayev, M. (2019). London: Taylor & Francis Group, CRC Press, Balkema book. – 336 Pages, <https://doi.org/10.1201/9780429057618>.
4. Сергій Павлов, Ірина Межієвська, Вальдемар Вуйцік, Олег Власенко, Олег Аврунін, Валентин Масловський, Олександр Волосович. Перспективність застосування медичних інформаційних технологій для оцінювання ризику анатомічного ураження коронарних артерій, *Наука технології інновації* №1(25)-2023, 44-55 с.
5. Chan, B. Black-box assisted medical decisions: AI power vs. ethical physician care. *Med. Health Care Philos.* 2023, 26, 285. [CrossRef]
6. Poon, A.I.F.; Sung, J.J.Y. Opening the black box of AI-Medicine. *J. Gastroenterol. Hepatol.* 2021, 36, 581–584.
7. Durán, J.M.; Jongsma, K.R. Who is afraid of black box algorithms? On the epistemological and ethical basis of trust in medical AI. *J. Med. Ethics* 2021, 47, 329–335.
8. Patrascanu, O.S.; Tutunaru, D.; Musat, C.L.; Dragostin, O.M.; Fulga, A.; Nechita, L.; Ciubara, A.B.; Piraianu, A.I.; Stamate, E.; Poalelungi, D.G.; et al. Future Horizons: The Potential Role of Artificial Intelligence in Cardiology. *J. Pers. Med.* 2024, 14, 656.

5. Економічні показники (рекомендація)

Медичні заклади, поліклінічні установи.

1. Етапи ДП (ДР) і терміни його виконання

№ з/п	Назва етапів магістерської кваліфікаційної роботи	Строк виконання етапів роботи	Примітка
1	Розробка, погодження і затвердження ТЗ	17.04.25	Виконано
2	Аналітичний огляд літературних джерел за темою БДР, техніко-економічне обґрунтування розробки	25.04.25	Виконано
3	Вибір та обґрунтування структурних схем, розробка, їх аналіз, технічні розрахунки	1.05.25	Виконано
5	Оформлення необхідної технічної документації, підготовка бакалаврської кваліфікаційної роботи до публічного захисту	19.05.25	Виконано

7. Порядок контролю і приймання

Контроль за виконанням бакалаврської кваліфікаційної роботи та його етапів покладається на керівника.

Порядок контролю та прийому дипломного проекту визначається графіком консультацій, попереднього захисту проекту, який затверджується кафедрою БМІОЕС та остаточного захисту перед ДЕК. Корегування стадій та етапів виконання проекту може проводитись при узгодженні з керівником проекту.

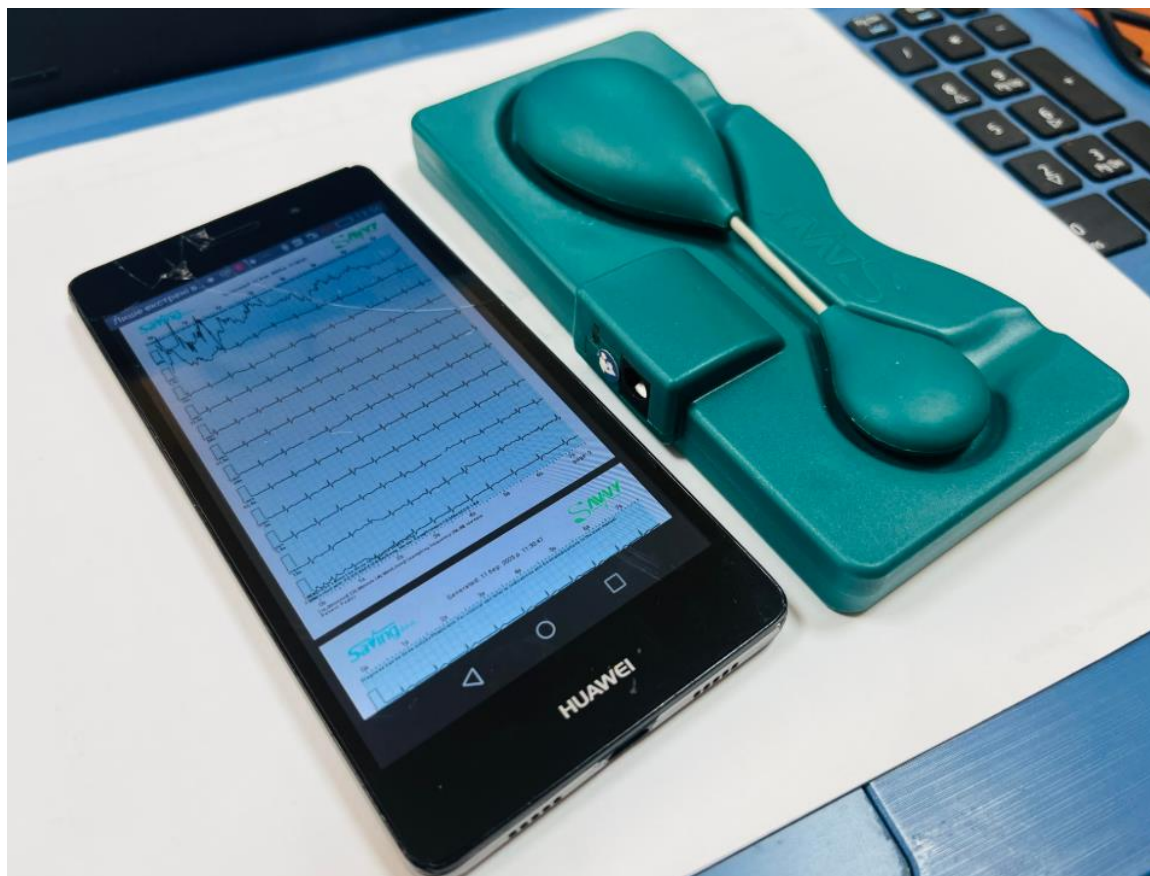
8. Вимоги щодо технічного захисту інформації

У зв'язку з тим, що інформація не є конфіденційною, заходи з технічного захисту не передбачаються.

Додаток Б

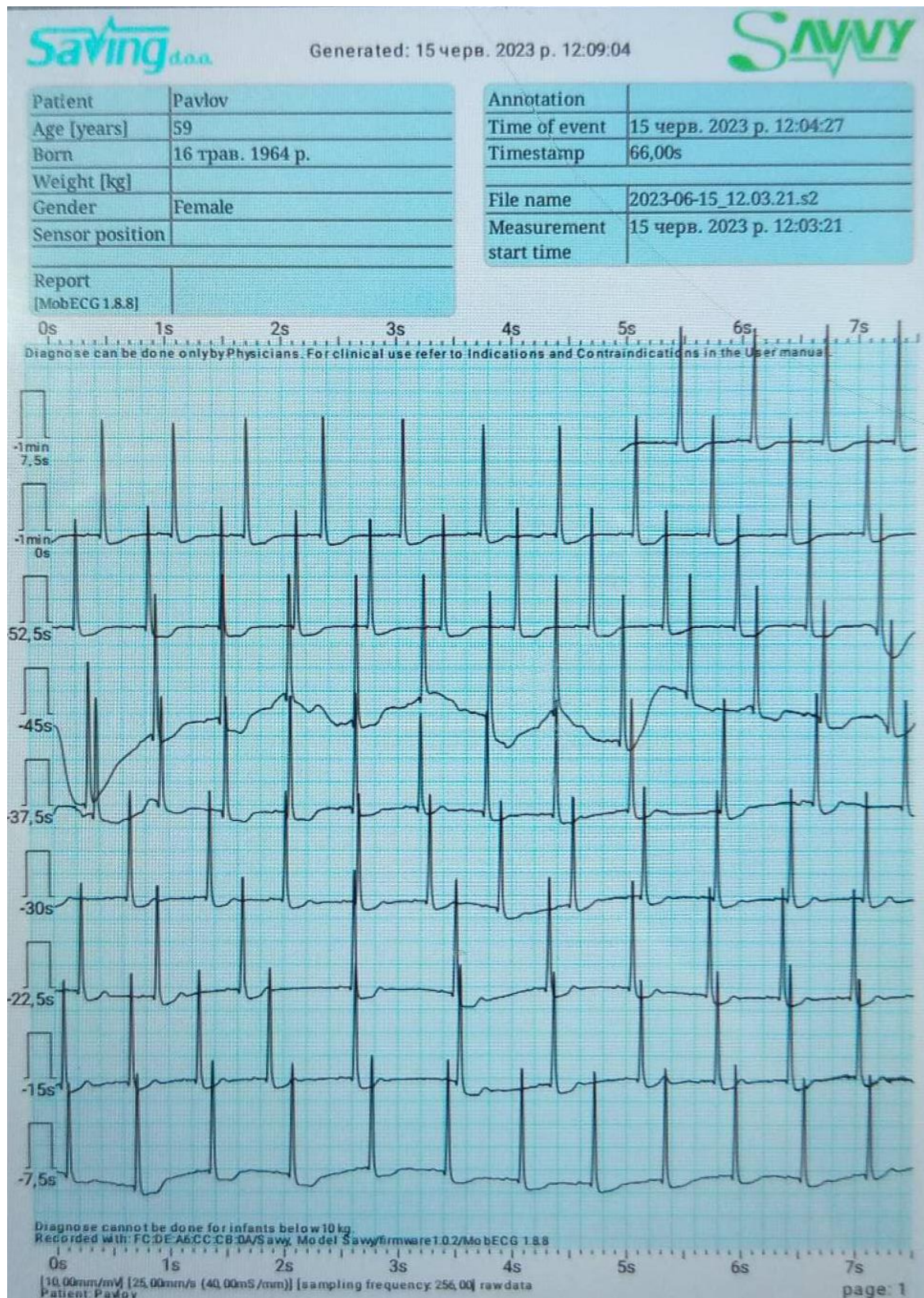
Вигляд ІВС

для оцінювання захворювань серця на основі аналізу ЕКГ-зображень



Додаток В

Візуалізація ЕКГ сигналів для оцінювання захворювань серця



Додаток Д

Програма для візуалізації ЕКГ-сигналу на Python

Використовується бібліотека matplotlib для побудови графіка та для оцифровки реальних сигналів

Перед запуском встановлюється бібліотека

```
pip install numpy matplotlib
```

Програма візуалізації ЕКГ

```
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt

# Симуляція сигналу ЕКГ (синусоїда + імпульси)
def simulate_ecg(duration_sec=5, sampling_rate=500):
    t = np.linspace(0, duration_sec, duration_sec * sampling_rate)
    # Базовий шум + імпульси (спрощене моделювання QRS-комплексів)
    ecg_signal = 0.5 * np.sin(2 * np.pi * 1.7 * t) + 0.2 * np.random.randn(len(t))

    # Додамо періодичні імпульси (імітація QRS)
    for i in range(0, len(t), sampling_rate):
        if i + 5 < len(t):
            ecg_signal[i:i+5] += np.array([0, 1.2, -0.5, 0.3, 0])
    return t, ecg_signal

# Побудова графіка
def plot_ecg(t, signal):
    plt.figure(figsize=(12, 4))
```

```

plt.plot(t, signal, color='red', linewidth=1)
plt.title("Симульований ЕКГ-сигнал")
plt.xlabel("Час (сек)")
plt.ylabel("Амплітуда (мВ)")
plt.grid(True)
plt.tight_layout()
plt.show()

```

```

# Основна частина програми
if __name__ == "__main__":
    t, ecg_signal = simulate_ecg()
    plot_ecg(t, ecg_signal)

```

Реальні ЕКГ сигнали адаптуються таким чином

```
import pandas as pd
```

```

def read_ecg_from_csv(filename):
    data = pd.read_csv(filename)
    t = data['time']
    ecg = data['voltage']
    return t, ecg

```

Аналіз

```

t, ecg_signal = read_ecg_from_csv("ecg_data.csv")
plot_ecg(t, ecg_signal)

```


Додаток А Е
(обов'язковий)
ПРОТОКОЛ ПЕРЕВІРКИ КВАЛІФІКАЦІЙНОЇ РОБОТИ

**«Інформаційно-вимірювальна система для оцінювання захворювань серця
на основі аналізу ЕКГ-зображень»**

Тип роботи: бакалаврська кваліфікаційна робота

(бакалаврська кваліфікаційна робота / магістерська кваліфікаційна робота)

Підрозділ кафедра БМІОЕС, факультет ІЕС, КОІС- 216

(кафедра, факультет, навчальна група)

Коефіцієнт подібності текстових запозичень, виявлених у роботі
системою StrikePlagiarism 2,89 %

Висновок щодо перевірки кваліфікаційної роботи (відмітити потрібне)

✓ Запозичення, виявлені у роботі, є законними і не містять ознак 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 плагіату та/або текстових маніпуляцій як спроб укриття плагіату, фабрикації, фальсифікації, що суперечить вимогам законодавства та нормам академічної доброчесності. Робота до захисту не приймається.

Експертна комісія:

Коваль Л.Г., зав. каф. БМІОЕС

(прізвище, ініціали, посада)

Павлов С.В., проф. каф. БМІОЕС

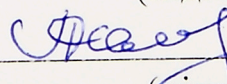
(прізвище, ініціали, посада)

Особа, відповідальна за перевірку 

(підпис)



(підпис)



(підпис)

Тужанський С.Є.

(прізвище, ініціали)

З висновком експертної комісії ознайомлений(-на)

Керівник 

Павлов С.В., проф. каф. БМІОЕС

Студент 

Горовий Я.В.