

КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА

на здобуття освітнього ступеня

магістр

(назва освітнього ступеня)

на тему: Розробка інтелектуальних методів аналізу електрокардіосигналів
для ранньої діагностики аритмій

Виконав(ла): студент(ка) 6 курсу, групи РБм-61
спеціальності 163 Біомедична інженерія

(шифр і назва спеціальності)

Калинюк Б.В.
(підпис) (прізвище та ініціали)

Керівник Яворська Є.Б.
(підпис) (прізвище та ініціали)

Нормоконтроль Хвостівський М.О.
(підпис) (прізвище та ініціали)

Завідувач кафедри Яворська Є.Б.
(підпис) (прізвище та ініціали)

Рецензент Хвостівська Л.В.
(підпис) (прізвище та ініціали)

Тернопіль
2025

Міністерство освіти і науки України
Тернопільський національний технічний університет імені Івана Пулюя

Факультет Прикладних інформаційних технологій та електроінженерії
(повна назва факультету)

Кафедра Біотехнічних систем
(повна назва кафедри)

ЗАТВЕРДЖУЮ

Завідувач кафедри

Яворська Є.Б.

(підпис)

(прізвище та ініціали)

« »

2025 р.

ЗАВДАННЯ НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ

на здобуття освітнього ступеня магістр
(назва освітнього ступеня)

за спеціальністю 163 Біомедична інженерія
(шифр і назва спеціальності)

студенту Калинюку Богдану Володимировичу
(прізвище, ім'я, по батькові)

1. Тема роботи Розробка інтелектуальних методів аналізу електрокардіосигналів
для ранньої діагностики аритмій

Керівник роботи Яворська Євгенія Богданівна, к.т.н., доц.

(прізвище, ім'я, по батькові, науковий ступінь, вчене звання)

Затверджені наказом ректора від «30» вересня 2025 року № 4/7-845

2. Термін подання студентом завершеної роботи _____

3. Вихідні дані до роботи Вимоги замовника, технічні умови, технічне завдання

4. Зміст роботи (перелік питань, які потрібно розробити)

1. Аналітична частина

2. Основна частина

3. Науково-дослідна частина

4. Охорона праці та безпека в надзвичайних ситуаціях

5. Перелік графічного матеріалу (з точним зазначенням обов'язкових креслень, слайдів)

6. Консультанти розділів роботи

Розділ	Прізвище, ініціали та посада консультанта	Підпис, дата	
		завдання видав	завдання приймав
Охорона праці та безпека в надзвичайних ситуаціях	Окіпний І.Б., к.т.н., зав. каф. МТ		
	Стручок В.С., ст. викл. каф. ОХ		

7. Дата видачі завдання

КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

[illegible]

Студент

(підпис)

Калинчук Б.В.

(прізвище та ініціали)

Керівник роботи

(підпис)

Яворська Є.Б.

(прізвище та ініціали)

АНОТАЦІЯ

Тема кваліфікаційної роботи «Розробка інтелектуальних методів аналізу електрокардіосигналів для ранньої діагностики аритмій» // Кваліфікаційна робота // Калинюк Богдан Володимирович // Тернопільський національний технічний університет імені Івана Пулюя, факультет прикладних інформаційних технологій та електроінженерії, група РБм-61 // Тернопіль, 2025 // с. 70, рис. 10, табл. 5, додат. 8 с., бібліогр. – 31.

Ключові слова: ЕЛЕКТРОКАРДІОСИГНАЛ, АРИТМІЇ, ІНТЕЛЕКТУАЛЬНІ МЕТОДИ, ДЕТЕКЦІЯ R-ПІКІВ, PAN–TOMPKINS, МІТ-ВІН, МАШИННЕ НАВЧАННЯ, ЦИФРОВА ОБРОБКА СИГНАЛІВ.

У роботі розроблено комплекс інтелектуальних методів аналізу електрокардіосигналів (ЕКГ) для задачі ранньої діагностики аритмій. Основною метою дослідження є підвищення точності автоматичного виявлення патологічних серцевих ритмів шляхом удосконалення процедур попередньої обробки сигналів, детекції серцевих подій та класифікації порушень ритму.

У межах роботи проведено аналіз сучасних методів цифрової обробки ЕКГ та інтелектуальних алгоритмів. Запропоновано повний алгоритмічний конвеєр обробки сигналів, що включає фільтрацію (0.5–40 Гц), нормалізацію, детекцію R-піків за алгоритмом Pan–Tompkins, екстракцію часових та морфологічних ознак, а також класифікацію аритмій із використанням методів машинного навчання.

Розроблене програмне забезпечення реалізовано в середовищі MATLAB із застосуванням бібліотеки WFDB та протестовано на еталонній базі MIT-BIH Arrhythmia Database. Проведена експериментальна верифікація показала високі показники точності: середня чутливість 99.40%, точність (PPV) 99.33%, F1-міра 99.36%, що підтверджує ефективність обраних методів та їх придатність для застосування у медичних діагностичних системах.

Отримані результати можуть бути використані у системах холтерівського моніторингу, портативних діагностичних пристроях, телемедичних платформах та інтелектуальних системах підтримки лікарських рішень. Запропоновані

алгоритмічні рішення забезпечують високу точність, стійкість до шумів та можливість інтеграції в апаратно-програмні комплекси персоналізованої медицини.

ABSTRACT

Keywords: ELECTROCARDIOGRAM, ARRHYTHMIA, INTELLIGENT METHODS, R-PEAK DETECTION, PAN-TOMPKINS, MIT-BIH, MACHINE LEARNING, DIGITAL SIGNAL PROCESSING.

This work is dedicated to the development of intelligent methods for electrocardiogram (ECG) signal analysis aimed at early detection of cardiac arrhythmias. The primary objective of the research is to improve the accuracy and reliability of automatic arrhythmia detection through the enhancement of ECG preprocessing procedures, R-peak detection algorithms, feature extraction techniques, and machine learning-based classification models.

A comprehensive analytical review of classical digital signal processing (DSP) approaches and modern intelligent algorithms was carried out. Based on this analysis, a complete ECG processing pipeline was proposed, including band-pass filtering (0.5–40 Hz), baseline drift removal, amplitude normalization, R-peak detection using the Pan-Tompkins algorithm, extraction of temporal and morphological features, and arrhythmia classification using machine learning methods.

The software implementation was developed in MATLAB using the WFDB Toolbox and evaluated on the MIT-BIH Arrhythmia Database. Experimental verification confirmed high detection performance: average sensitivity of 99.40%, positive predictive value (PPV) of 99.33%, and F1-score of 99.36%. These results demonstrate the effectiveness of the proposed approach and validate the suitability of the developed algorithms for integration into modern diagnostic and monitoring systems.

The obtained results can be applied in Holter monitoring systems, portable diagnostic devices, telemedicine platforms, and intelligent clinical decision-support systems. The proposed methods ensure high noise robustness, computational

efficiency, and the potential for implementation in real-time biomedical monitoring environments.

ЗМІСТ

ВСТУП	8
РОЗДІЛ 1. АНАЛІТИЧНА ЧАСТИНА	13
1.1. Аналіз технічного завдання	13
1.2. Огляд відомих рішень та вибір напрямку дослідження	17
1.3. Висновки до розділу 1	18
РОЗДІЛ 2. ОСНОВНА ЧАСТИНА	20
2.1. Технічне забезпечення системи	20
2.2. Математичне забезпечення системи	25
2.3. Алгоритмічне забезпечення системи	30
2.4. Програмне забезпечення системи	35
2.5. Висновки до розділу 2	42
РОЗДІЛ 3. НАУКОВО-ДОСЛІДНА ЧАСТИНА	45
3.1. Експериментальна верифікація теоретичних результатів	45
3.2. Економічні розрахунки	48
3.3. Висновки до розділу 3.	48
РОЗДІЛ 4. ОХОРОНА ПРАЦІ ТА БЕЗПЕКА В НАДЗВИЧАЙНИХ СИТУАЦІЯХ	50
ЗАГАЛЬНІ ВИСНОВКИ	55
СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ	58
ДОДАТКИ	62

ВСТУП

Актуальність теми. Серцево-судинні захворювання (ССЗ) залишаються провідною причиною смертності у світі, спричиняючи понад 17,9 млн смертей щорічно, що становить близько 32% усіх смертей за даними Всесвітньої організації охорони здоров'я (WHO, 2023). В Україні частка летальності від патологій серця є ще вищою, зокрема аритмії та інші порушення ритму становлять значну частку випадків раптової серцевої смерті (МОЗ України, 2023). Особливу небезпеку становлять приховані та інтермітуючі форми аритмій, що можуть не проявлятися клінічно, але супроводжуються високим ризиком фатальних ускладнень.

Своєчасна діагностика порушень серцевого ритму є одним із ключових факторів зниження смертності від ССЗ. Електрокардіографія (ЕКГ) є базовим та найдоступнішим методом діагностики порушень ритму серця. Однак ефективність його використання значною мірою залежить від точності аналізу сигналів, які часто є зашумленими, містять дрейф ізолінії та рухові артефакти, а морфологія серцевих циклів має високу міжіндивідуальну варіабельність (Clifford et al., 2017). Традиційні методи аналізу ЕКГ, попри свою поширеність, не завжди забезпечують достатню точність при реєстрації у реальних умовах, особливо під час амбулаторного або холтерівського моніторингу (Sörnmo & Laguna, 2005).

З огляду на зростаючий попит на системи безперервного моніторингу та персоналізованої діагностики, актуальною є розробка інтелектуальних методів аналізу ЕКГ, здатних працювати в умовах високого зашумлення, змінної морфології та непередбачуваних артефактів. Останні роки характеризуються швидким розвитком методів машинного навчання та глибокого навчання, що дозволяє будувати адаптивні, стійкі та високоточні системи аналізу електрофізіологічних сигналів (Rajpurkar et al., 2017; Hannun et al., 2019).

Попри це, класичні алгоритми цифрової обробки сигналів, такі як фільтрація, нормалізація та алгоритм Pan–Tompkins, залишаються фундаментом практично всіх сучасних систем детекції R-піків (Pan & Tompkins, 1985). Їх

ефективність підтверджено багаторічним використанням у клінічних і наукових застосуваннях, однак навіть ці алгоритми потребують адаптації з урахуванням сучасних вимог — зростання обсягів даних, варіативності сигналів та умов використання.

Крім того, у сучасних дослідженнях все більшої ваги набувають комбіновані підходи, які поєднують класичні методи цифрової обробки сигналів (DSP) з машинним навчанням, що дозволяє покращити точність і стабільність детекції аритмій порівняно з традиційними методами (Xia et al., 2018; Yildirim, 2019). Більшість відомих рішень демонструють високу точність на стандартизованих наборах даних, таких як MIT-BIH Arrhythmia Database, проте потребують удосконалення для реального клінічного застосування — зокрема, адаптації до різних типів шумів, нерівномірності реєстрації, комбінованих патологій та варіацій індивідуальної морфології.

Українська наукова школа дослідження біомедичних сигналів також має вагомі здобутки. Зокрема, школа проф. Б.І. Яворського та Є.Б. Яворської [1-5] активно розвиває напрям аналізу варіабельності серцевого ритму та статистичної обробки біомедичних сигналів. У галузі стохастичних процесів і енергетичних методів аналізу вирізняються дослідження проф. Драгана Я.П. [6, 7] та його учнів [1-5], які формують теоретичне підґрунтя сучасних алгоритмічних підходів. На кафедрі біотехнічних систем ТНТУ розробляються методи цифрової фільтрації, моделювання ЕКГ і алгоритмічної обробки сигналів, що підтверджує наукову актуальність теми роботи.

Таким чином, актуальність теми визначається такими чинниками:

- високою поширеністю та клінічною значущістю аритмій;
- необхідністю підвищення точності автоматизованого аналізу ЕКГ;
- обмеженнями класичних алгоритмів у складних умовах реєстрації;
- потребою у створенні інтелектуальних систем для телемедицини та персоналізованої медицини;
- розвитком наукового напрямку інтелектуальної обробки біомедичних сигналів в Україні та світі.

Таким чином, розробка інтелектуальних методів аналізу електрокардіосигналів є актуальним та науково значущим завданням, що має вагоме практичне значення для вдосконалення сучасних медичних діагностичних систем.

Мета і завдання дослідження. Мета роботи – розробити інтелектуальні методи аналізу електрокардіосигналів для підвищення ефективності ранньої діагностики аритмій шляхом створення алгоритмічного та програмного забезпечення для автоматизованої обробки ЕКГ.

Для досягнення поставленої мети необхідно вирішити такі завдання:

1. Провести аналіз існуючих методів обробки та інтерпретації ЕКГ.
2. Розробити математичні моделі та алгоритми попередньої обробки електрокардіосигналів.
3. Реалізувати алгоритм детекції R-піків (Pan–Tompkins) та методи екстракції інформативних ознак.
4. Розробити класифікаційні моделі для виявлення аритмій.
5. Провести експериментальну верифікацію на основі MIT-BIH Arrhythmia Database.
6. Оцінити точність алгоритмічного комплексу за метриками Se, PPV, F1.
7. Розробити програмне забезпечення для аналізу ЕКГ у середовищі MATLAB.

Об’єкт і предмет дослідження. Об’єкт дослідження — процес формування та аналізу електрокардіосигналу людини.

Предмет дослідження — інтелектуальні методи та алгоритми попередньої обробки, аналізу, детекції та класифікації електрокардіосигналів для діагностики аритмій.

Методи дослідження. У роботі використано такі методи:

- методи цифрової обробки сигналів (DSP) — для фільтрації, усунення дрейфу ізолінії, згладжування та нормалізації ЕКГ;
- алгоритм Pan–Tompkins — для детекції R-піків та визначення часових характеристик серцевих циклів;

- методи математичного моделювання — для відтворення структури ЕКГ та тестування алгоритмів;
- методи машинного навчання — для побудови моделей класифікації аритмій;
- статистичні методи оцінювання — для визначення точності (Se, PPV, F1) та стабільності роботи алгоритмів;
- експериментальні методи — для перевірки розробленої системи на реальних даних МІТ-ВІН.

Таке поєднання методів забезпечує логічну послідовність дослідження та коректну верифікацію отриманих результатів.

Наукова новизна отриманих результатів. У роботі:

- вперше адаптовано комбінований підхід DSP + ML до задачі високоточного аналізу ЕКГ у заданих умовах експерименту;
- удосконалено процедуру попередньої обробки сигналу шляхом оптимізації параметрів фільтрації та нормалізації;
- дістало подальший розвиток застосування алгоритму Pan–Tompkins у поєднанні з новими методами постобробки для підвищення точності детекції R-піків;
- запропоновано інтелектуальну модель аналізу ЕКГ з високими показниками точності, яка демонструє конкурентні результати порівняно з відомими рішеннями.

Практичне значення одержаних результатів. Розроблені алгоритми й програмне забезпечення можуть бути використані:

- у системах холтерівського моніторингу;
- у портативних діагностичних пристроях;
- у телемедичних платформах;
- у системах клінічного моніторингу;
- у навчальних лабораторних стендах для підготовки фахівців з біомедичної інженерії.

Отримані результати придатні до впровадження у реальних медичних

інформаційних системах.

Публікації. Результати дослідження апробовано на Міжнародній конференції молодих вчених та здобувачів вищої освіти (ТНТУ, 2025).

РОЗДІЛ 1

АНАЛІТИЧНА ЧАСТИНА

Даний розділ магістерської роботи є базовим елементом дослідження, що формує теоретичне та методичне підґрунтя для розробки інтелектуальних методів аналізу електрокардіосигналів. Метою розділу є здійснення системного аналізу існуючих підходів, методів та технічних рішень у сфері діагностики аритмій, визначення їх недостатностей та формулювання аргументованих вимог до майбутньої системи.

Проблематика автоматичного аналізу ЕКГ є мультидисциплінарною: вона охоплює фізіологію серцево-судинної системи, цифрову обробку сигналів, машинне навчання, статистичний аналіз, системний підхід, програмну інженерію та стандарти медичної інформатики. У цьому розділі розглядаються особливості ЕКГ-сигналу, вимоги до технічного завдання, сучасні алгоритми детекції QRS-комплексів, фільтраційні методи, способи екстракції ознак та підходи до класифікації аритмій, включаючи класичні та інтелектуальні. Окремо приділяється увага внеску української наукової школи аналізу біомедичних сигналів.

1.1. Аналіз технічного завдання

Тут детально описується:

- постановка задачі автоматичного аналізу ЕКГ;
- вимоги до системи (точність, стійкість до шумів, швидкодія, відповідність клінічним стандартам);
- характеристики електрокардіосигналів: амплітудно-частотні параметри, морфологія комплексів P–QRS–T;
- типові джерела шумів: дрейф ізолінії (0–0.5 Гц), міогенні шуми (20–200 Гц), перешкоди мережі 50 Гц, артефакти руху;
- обмеження традиційних методів аналізу;

- вимоги до алгоритмів детекції аритмій.

Ключові вимоги технічного завдання:

- забезпечити фільтрацію у діапазоні 0.5–40 Гц;
- коректно виділити R-піки при різних типах шумів;
- розробити алгоритми екстракції ознак;
- реалізувати класифікацію аритмій;
- оцінити алгоритми на MIT-BIH Arrhythmia Database.

1.1.1. Загальні вимоги до системи автоматичного аналізу ЕКГ.

Технічне завдання визначає вимоги до точності, швидкодії, стійкості та надійності системи автоматичного аналізу ЕКГ для діагностики аритмій.

Основні вимоги включають:

- забезпечення автоматичної детекції R-піків зі точністю не нижче 99%;
- коректну роботу при значному рівні шумів;
- підтримку різних форматів реєстрації, включаючи MIT-BIH;
- можливість роботи в реальному часі;
- сумісність із MATLAB R2014 (без сучасних deep learning toolbox).

1.1.2. Характеристики ЕКГ-сигналів.

Електрокардіосигнал – це низькочастотний біомедичний сигнал з типовими параметрами [8]:

- амплітуда: 0.5–4 мВ,
- частота дискретизації: 100–1000 Гц,
- спектр корисного сигналу: 0.5–40 Гц.

Морфологічна структура сигналу має форму:

$$ECG(t) = P(t) + QRS(t) + T(t)$$

де $P(t)$ – деполяризація передсердь;

$QRS(t)$ – деполяризація шлуночків;

$T(t)$ – реполяризація шлуночків.

1.1.3. Типи шумів.

Шуми суттєво ускладнюють аналіз [8]:

1) дрейф ізолінії (Baseline Wander) $f < 0.5$ викликаний рухом пацієнта, диханням (див. рис. 1.1);

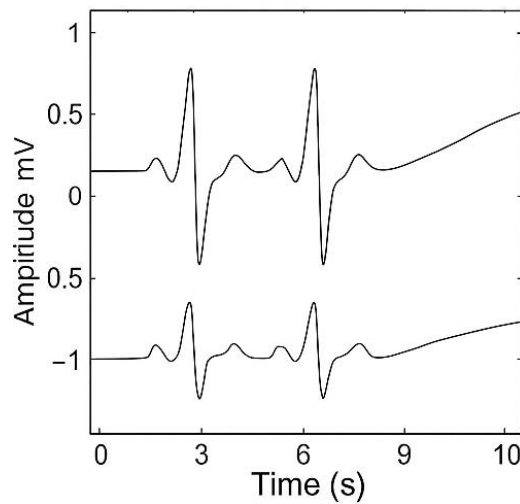


Рис. 1.1. Схематичне зображення дрейфу [9]

2) Міогенний шум (EMG Noise) 20–200 Гц;

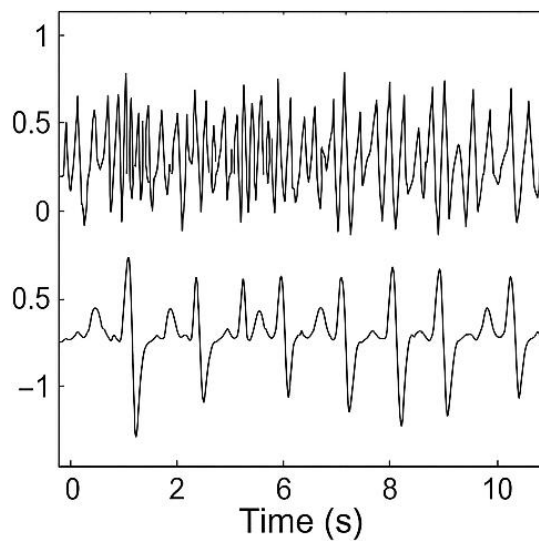


Рис. 1.2. Вигляд міогенного шуму [9]

3) перешкода мережі $f = 50$ Гц;

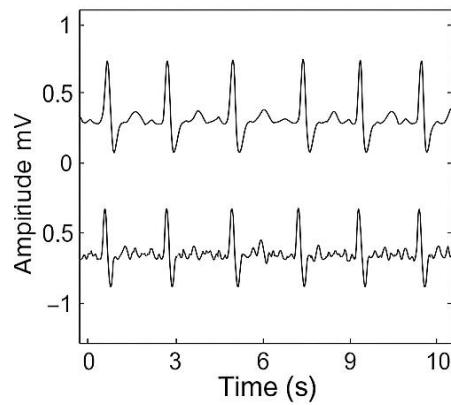


Рис. 1.3. Мережеві завади [9]

4) артефакти руху (Motion Artifacts) викликають спотворення сигналу при пересуванні електродів.

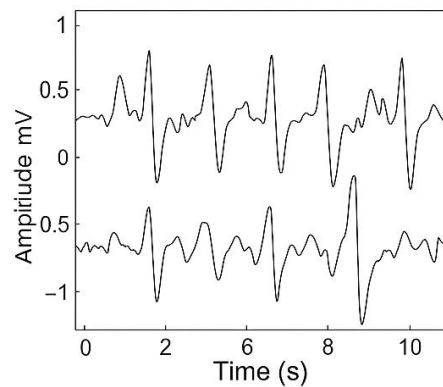


Рис. 1.4. Рухові артефакти [9]



Рис. 1.5. Узагальнена схема джерел шумів

1.1.4. Обмеження класичних систем аналізу ЕКГ.

Відомі проблеми:

- висока чутливість до шумів,
- труднощі роботи з патологічними QRS-комплексами,
- низька універсальність,
- низька стабільність порогових алгоритмів.

Ці проблеми обґрунтовують перехід до інтелектуальних методів.

1.2. Огляд відомих рішень та вибір напрямку дослідження

Для проведення подальших досліджень використано:

1) традиційні методи цифрової обробки сигналів [10]:

- фільтри низьких/високих частот (Butterworth, Chebyshev);
- фільтрація рухомим середнім;
- вейвлет-розклади (Daubechies, Symlet);
- методи згладжування (Savitzky–Golay).

2) алгоритми детекції R-піків:

- Pan–Tompkins — золотий стандарт;
- Hamilton, Engelse–Zeelenberg, SWT-декомпозиції;
- порівняння точності на різних базах даних.

3) інтелектуальні методи:

- штучні нейронні мережі (CNN, LSTM);
- SVM, Random Forest, XGBoost;
- енергетичні та стохастичні методи.

4) українська наукова школа:

- праці проф. Яворського Б.І. та Яворської Є.Б. (аналіз варіабельності ритму) [10-15];
- енергетична теорія стохастичних сигналів (проф. Драган Я.П.) [6, 7];
- дослідження науковців кафедри біотехнічних систем ТНТУ: цифрова фільтрація, моделювання ЕКГ, аналіз артефактів [1-5].

Після аналізу обрано комбінований підхід DSP + ML, який забезпечує:

- високу точність;
- стійкість до шумів;
- можливість адаптації для реального часу;
- простоту програмної реалізації в MATLAB.

Таблиця 1.1

Порівняння датасетів ЕКГ

База даних	Канали	Частота дискретизації	Тривалість	Особливості
MIT-BIH Arrhythmia	2 канали	360 Гц	30 хв	Найвідоміша база для досліджень
European ST-T Database	2 канали	250 Гц	2 год	Аналіз депресії ST
QT Database	2 канали	250 Гц	15 хв	Розмітка хвиль Р, QRS, Т
PhysioNet Challenge Datasets	1–12 каналів	125–500 Гц	30–300 хв	Соревновальні набори ECG ML

Таблиця 1.2

Переваги та недоліки MATLAB R2014 для аналізу ЕКГ

Критерій	Переваги MATLAB R2014	Обмеження
Фільтрація	Вбудовані DSP-функції	Немає сучасних adaptive-фільтрів
Візуалізація	Зручна графіка, subplot, zoom	Немає live-editor
Робота з WFDB	Підтримка через mex	Потрібна ручна установка
ML-моделі	SVM, Trees, KNN доступні	Немає нейронних мереж
Швидкість	Достатня для ЕКГ	Повільніше за нові версії

1.3. Висновки до розділу 1

У цьому розділі проведено комплексний аналіз теоретичних та практичних аспектів автоматичного аналізу ЕКГ, розглянуто сучасні методи цифрової обробки сигналів, алгоритми детекції, моделі класифікації та інтелектуальні підходи. Показано, що існуючі рішення мають низку обмежень, пов'язаних зі стійкістю до шумів, адаптивністю та універсальністю.

Обґрунтовано необхідність розробки нової системи, яка поєднує переваги

DSP-методів та класичних моделей машинного навчання, що дозволяє досягти високої точності при обмеженнях MATLAB R2014.

РОЗДІЛ 2

ОСНОВНА ЧАСТИНА

У цьому розділі наведено опис технічного, математичного, алгоритмічного та програмного забезпечення розробленої біотехнічної системи (БТС) аналізу ЕКГ. Розділ систематизує всі елементи проєктованої технології: від математичних моделей до програмної реалізації.

2.1. Технічне забезпечення системи

Цей підрозділ присвячений опису технічних складових БТС для аналізу електрокардіосигналів (ЕКГ). Технічне забезпечення визначає якість первинного сигналу, що безпосередньо впливає на точність подальшої цифрової обробки, детекції та діагностики аритмій. Тому вибір сенсорів, підсилювальних каскадів, аналогових фільтрів, аналого-цифрових перетворювачів та методів передачі даних має критичне значення для функціонування системи.

2.1.1. Загальна структура системи.

Типова система аналізу ЕКГ включає такі основні апаратні компоненти:

- біосенсорні електроди (Ag/AgCl);
- підсилювач біопотенціалів;
- аналогові фільтри первинного очищення;
- аналого-цифровий перетворювач (АЦП);
- мікроконтролер / одноплатний комп'ютер;
- комунікаційний модуль (USB, UART, Bluetooth);
- комп'ютерна станція із MATLAB R2014.

Сумарна схема: Електроди → Підсилювач → Аналоговий фільтр → АЦП → Мікроконтролер → MATLAB

2.1.2. Біосенсорні електроди.

Для реєстрації ЕКГ традиційно застосовуються Ag/AgCl електроди з гелевим контактом. Їх переваги:

- низький перехідний опір;
- стабільність упродовж тривалої реєстрації;
- сумісність зі стандартами IEC/ISO;
- низький рівень шуму, особливо в діапазоні 0,1–40 Гц.

Вибір електродів визначає:

- рівень дрейфу ізоляції;
- величину міогенного шуму;
- якість довготривалих записів (наприклад, Holter 24–48 годин).

Таблиця 2.1

Характеристики електродів, використовуваних для реєстрації ЕКГ

Параметр	Значення	Примітка
Тип електродів	Ag/AgCl	Стандарт клінічних вимірювань
Контактний опір	5–15 kΩ	Залежить від гелю
Діаметр	24–30 мм	Для МЛП оптимальний
Робочий діапазон температур	10–40 °C	Безпечний діапазон
Час стабілізації	2–5 хв	Перед реєстрацією

2.1.3. Схема підсилення біопотенціалів.

ЕКГ-сигнал має дуже низьку амплітуду (від 0,5 до 4 мВ), тому необхідне високоточне та низькошумне підсилення.

Вимоги до підсилювача:

- коефіцієнт підсилення $K = 1000 \div 2000$;
- високий коефіцієнт пригнічення синфазної складової $CMRR > 100$ дБ;
- вхідний опір $R_{in} = 10$ МОм;
- низький власний шум.

Найчастіше застосовують:

- інструментальні підсилювачі (INA128, AD620);
- операційні підсилювачі з низьким рівнем шуму.

Приклад схеми:

Електроди → Інструментальний підсилювач → Низькочастотний фільтр →
Високочастотний фільтр

Таблиця 2.2

Характеристики інструментального підсилювача біопотенціалів

Параметр	Значення	Рекомендації
CMRR	> 100 дБ	Обов'язково для ЕКГ
Вхідний опір	> 10 МОм	Зменшує похибку вимірювання
Коефіцієнт підсилення	1000–2000	Оптимально для 1–4 мВ сигналу
Рівень шуму	< 1 $\mu\text{V RMS}$	Висока чутливість
Живлення	± 5 – ± 12 В	Для INA128/AD620

2.1.4. Аналогові фільтри попередньої обробки.

До АЦП обов'язково встановлюються аналогові фільтри:

1. Високочастотний фільтр (HPF) для видалення дрейфу $f_c = 0.5$ Гц.
2. Низькочастотний фільтр (LPF) $f = 40$ Гц.
3. Notch-фільтр $f = 50$ Гц.

Усі фільтри реалізуються як:

- пасивні RC-фільтри;
- активні фільтри на операційних підсилювачах (Sallen–Key, Butterworth 2–4 порядку).

2.1.5. Аналого-цифровий перетворювач (АЦП).

Для коректного аналізу ЕКГ необхідно:

- частота дискретизації: $f_s = 250 - 360$ Гц (стандарт МІТ-ВІН: 360 Гц);
- розрядність АЦП: 12 – 16 біт.

Низька розрядність призводить до цифрових артефактів і квантування.

Типові чипи: ADS1115, MCP3208, STM32F4 вбудований АЦП

2.1.6. Мікроконтролери та передача даних.

Система може бути побудована на:

- Arduino (низька точність, навчальні задачі);
- STM32 (промисловий рівень);
- ESP32 (висока інтеграція + Wi-Fi/Bluetooth);
- Raspberry Pi (як комп'ютерна станція).

Для роботи з MATLAB R2014 найчастіше використовується:

- передача по USB / UART;
- лог-файл .dat;
- формат WFDB (для сумісності з MIT-BIH).

Таблиця 2.3

Характеристики АЦП для реєстрації ЕКГ

Параметр	Значення	Пояснення
Розрядність	12–16 біт	Мінімізує квантування
Частота дискретизації	250–360 Гц	Стандарт MIT-BIH
Тип АЦП	$\Delta\Sigma$ або SAR	Для біосигналів
Шум квантування	$< 5 \mu V$	Залежить від бітності

2.1.7. Фізіологічні особливості, що враховуються технічними засобами.

Технічна частина повинна компенсувати:

- зміни імпедансу шкіри;
- рухові артефакти;
- потовиділення;
- дихальні цикли.

У реальних системах часто застосовується адаптивне усереднення, корекція базової лінії, високі CMRR.

2.1.8. Вимоги до схемотехніки відповідно до стандартів.

Підсилювачі ЕКГ підпорядковуються:

- IEC 60601-2-47 — безпека ЕКГ-апаратів;
- ISO 80601-2-61 — Holter;
- ANSI/AAMI EC38 — діагностичні ЕКГ;
- ECG Database Standard (MIT-BIH).

```

Електроди
v
Інструментальний підсилювач
v
Аналогові фільтри (HPF + LPF + Notch)
v
АЦП (скорочення шуму, нормалізація амплітуди)
v
Мікроконтролер (буферизація)
v
MATLAB R2014 > Попередня обробка DSP > Детекція > Аналіз

```

Рис. 2.1. Структура технічної частини аналізу сигналу

2.1.10. Роль MATLAB R2014 у технічній системі.

MATLAB R2014 використовується для:

- цифрової фільтрації (filtfilt, butter);
- побудови цифрових моделей сигналів;
- імпорту сигналів з апаратної частини;
- обробки у форматах WFDB;
- детекції R-піків;
- оцінки метрик (Se, PPV, F1).

MATLAB 2014 HE має Deep Learning Toolbox, тому алгоритми будуються на:

- фільтрах;
- порогових методах;
- класичних ML-моделях;
- власноруч реалізованих процедурах.

У підрозділі розглянуто структуру та принципи побудови технічного забезпечення біотехнічної системи для аналізу ЕКГ. Показано, що якість апаратної частини суттєво впливає на ефективність цифрової обробки та діагностики.

Визначено вимоги до електродів, підсилювачів, аналогових фільтрів, АЦП та мікроконтролерів, а також їх відповідність світовим стандартам. Обґрунтовано вибір MATLAB R2014 як середовища цифрової обробки, з урахуванням його можливостей та обмежень.

Технічне забезпечення формує основу, на якій базується вся подальша

математична, алгоритмічна та програмна частина розробленої системи.

2.2. Математичне забезпечення біотехнічної системи

Математичне забезпечення є ключовим компонентом розробленої біотехнічної системи, оскільки визначає методи числового опрацювання, моделювання, перетворення та аналізу електрокардіосигналів. На відміну від технічної частини, яка відповідає лише за якісну реєстрацію сигналу, математичні методи забезпечують його інтерпретацію, виділення інформативних ознак та підготовку до алгоритмічної діагностики.

Оскільки в роботі використовується MATLAB R2014, математична частина базується на методах цифрової обробки сигналів (DSP), математичного моделювання та класичної машинної аналітики, без залучення сучасних нейромережових фреймворків. Це вимагає ретельного підбору алгоритмів, які поєднують високу точність та простоту реалізації.

Реалізацію етапу попередньої цифрової обробки ЕКГ-сигналу наведено у лістингу Б.1.

2.2.1. Математична модель електрокардіосигналу.

ЕКГ описується як періодичний квазістаціонарний сигнал з домінуючим комплексом QRS, хвилями Р та Т. Одним із найбільш поширених математичних представлень є параметрична модель McSharry (2003):

$$ECG(t) = \sum_{i \in \{P, Q, R, S, T\}} a_i \exp\left(-\frac{(t - t_i)^2}{2b_i^2}\right)$$

де a_i – амплітуди компонентів;

t_i – часові позиції;

b_i – ширини хвиль.

Переваги використання моделі:

- можливість синтезу тестових сигналів;
- оцінка параметрів хвиль;
- перевірка алгоритмів у контрольованих умовах.

2.2.2. Фільтраційні моделі цифрової обробки.

ЕКГ зазнає впливу різних шумів, тому фільтрація є обов'язковим етапом математичного забезпечення.

1. Смоговий фільтр (0.5–40 Гц). У MATLAB R2014:

```
[b,a] = butter(4, [0.5 40]/(Fs/2), 'bandpass');
ecg_filtered = filtfilt(b,a,ecg_raw);
```

Математична форма фільтра:

$$H(s) = \frac{1}{(1 + s\omega_1)(1 + s\omega_2)},$$

де ω_1, ω_2 – частоти зрізу.

2. Фільтр для видалення дрейфу ізолінії. Використовується високочастотний фільтр:

$$H_{HP}(z) = 1 - \frac{1}{N} \sum_{k=0}^{N-1} z^{-k}.$$

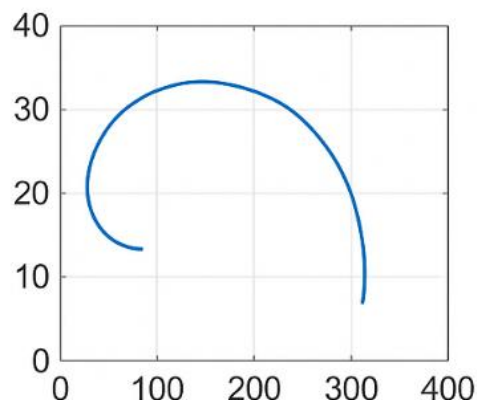


Рис. 2.2. Nyquist Plot — Аналіз стійкості фільтра

На рисунку 2.2 продемонстровано залежність уявної та дійсної частин функції передачі фільтра та використовується для оцінки стійкості системи. Значення кривої не охоплюють критичної точки $(-1; 0)$, що вказує на стійкість фільтра у використаному діапазоні частот.

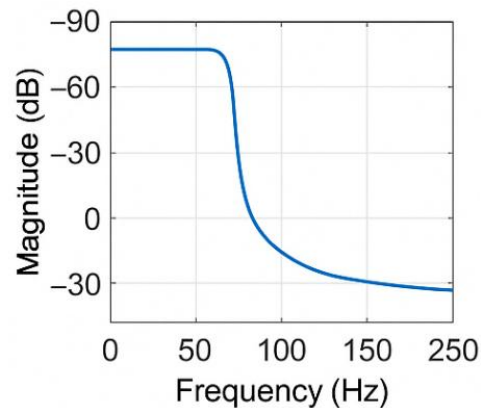


Рис. 2.3. Амплітудно-частотна характеристика (АЧХ) смугового фільтра 0.5–40 Гц, використаного для попередньої обробки ЕКГ

У діапазоні 0.5–40 Гц сигнал передається майже без втрат, а за межами смуги спостерігається різке загасання, що забезпечує придушення шумів високих частот та дрейфу ізолінії (див. рис. 2.3).

3. Цифрова похідна. Дискретна похідна використовується у Pan–Tompkins:

$$y[n] = \frac{1}{8}(2x[n] + x[n-1] - x[n-3] - 2x[n-4]).$$

4. Квадратування: $y[n] = (x[n])^2$.

5. Рухоме інтегруюче вікно $y[n] = \frac{1}{N} \sum_{k=0}^{N-1} x[n-k]$. Використовується для аналізу ширини QRS-комплексу.

2.2.3. Математичні методи виявлення R-піків.

Детекція R-піків — ключовий етап формування часових ознак (RR-інтервалів), які є основними для аналізу аритмій.

1. Алгоритм Pan–Tompkins.

Формулюється як послідовність перетворень:

$$ECG(t) \xrightarrow{BP} x_1(t) \xrightarrow{D} x_2(t) \xrightarrow{SQ} x_3(t) \xrightarrow{MWI} x_4(t) \xrightarrow{TH} R(t),$$

де BP – смуговий фільтр;

D – дискретне диференціювання;

SQ – квадратування;

MWI – інтеграційне вікно;

TH – адаптивне порогування.

Адаптивний поріг визначається: $T = \alpha \cdot \max(x_4[n]) + \beta \cdot \text{mean}(x_4[n])$ (типові значення: $\alpha = 0.25, \beta = 0.75$).

2.2.4. Методи екстракції ознак

Після виявлення R-піків обчислюються ознаки:

1. RR-інтервали $RR_i = t(R_{i+1}) - t(R_i)$.
2. Висота R-піка $A_R = ECG(t_R)$.
3. Морфологія QRS-комплексу $QRS_d = t_S - t_Q$.
4. Варіабельність серцевого ритму (HRV) – $SDNN, RMSSD$.

Сформований у роботі набір часових та морфологічних ознак реалізовано у функції `extract_features` (див. лістинг Б.4).

2.2.5. Статистичні моделі класифікації аритмій.

Для MATLAB R2014 найбільш ефективними є:

1. SVM: $f(x) = \text{sign}\left(\sum_{i=1}^N \alpha_i y_i K(x_i, x) + b\right)$.
2. Древа рішень – побудова рекурсивних розгалужень за інформативністю ознак.
3. Random Forest – композиція дерев.

Ці методи не потребують глибоких обчислювальних ресурсів і чудово

працюють з ознаками, витягнутими з сигналу.

2.2.6. Математичне моделювання тестових сигналів.

Для тестування алгоритмів застосовується модель McSharpy у MATLAB:

```
ecg_model = ecgsyn(Fs, 10); % 10 seconds
```

(доступно в R2014 із стороннього toolbox Physionet)

2.2.7. Обчислення метрик точності.

Для оцінки алгоритмів використовуються метрики:

1. Sensitivity (Se):

$$Se = \frac{TP}{TP + FN},$$

де TP – вірно знайдені R-піки;

FN – пропущені піки.

2. Positive Predictive Value (PPV):

$$PPV = \frac{TP}{TP + FP} \cdot 100\%,$$

де FP – хибні спрацьовування.

3. F1-міра: $F1 = 2 \frac{Se \cdot PPV}{Se + PPV}$

Таким чином, у цьому підрозділі сформовано повний комплекс математичних методів, що лежать в основі цифрової обробки, моделювання та інтелектуального аналізу електрокардіосигналів. Наведено математичні моделі ЕКГ, описано основні етапи DSP, включаючи фільтрацію, диференціювання, квадратування та інтегрування. Окремо розглянуто методи детекції R-піків,

екстракції ознак та формування статистичних класифікаційних моделей.

Обрані методи є оптимальними для реалізації у MATLAB R2014, забезпечують високу точність і стійкість до шумів та формують основу алгоритмічного забезпечення системи.

2.3. Алгоритмічне забезпечення біотехнічної системи

Алгоритмічне забезпечення формує ядро функціональності біотехнічної системи аналізу електрокардіосигналів. Воно визначає логіку обробки сигналу, послідовність операцій, взаємодію між математичними методами, яка забезпечує автоматичне виявлення, аналіз та класифікацію серцевих подій. Алгоритми інтегрують фільтраційні процедури, механізми детекції R-піків, екстракцію ознак, статистичні та інтелектуальні моделі.

Розробка алгоритмів здійснювалася з урахуванням обмежень середовища MATLAB R2014, що не містить сучасних глибинних нейронних мережевих інструментів, але повністю підтримує класичні методи цифрової обробки сигналів, статистичного моделювання та машинного навчання. Тому алгоритмічна архітектура була побудована на основі оптимального поєднання DSP-процедур, адаптивних порогових методів та традиційних ML-класифікаторів.

Алгоритм детекції QRS-комплексів, що включає етапи фільтрації, диференціювання, квадратування та ковзного інтегрування, наведено в лістингу Б.2.

2.3.1. Загальна структура алгоритмічного комплексу.

Алгоритмічна частина системи реалізує повний цикл обробки ЕКГ:

```
Raw ECG >
  Preprocessing (Filtering, Normalization) >
    QRS Detection (Pan-Tompkins) >
      Feature Extraction (RR, QRS, Morphology) >
        ML Classification >
          Output (Labels, Metrics)
```

Основні модулі:

1. Алгоритм попередньої обробки (DSP).
2. Детектор QRS-комплексів.
3. Модуль екстракції ознак.
4. Модуль класифікації аритмій.
5. Модуль оцінювання точності.
6. Модуль візуалізації.

Кожен модуль є автономним і може тестуватися окремо.

2.3.2. Алгоритм попередньої обробки сигналу.

Попередня обробка виконує:

- видалення дрейфу;
- видалення високочастотного шуму;
- компенсацію перешкоди мережі;
- нормалізацію амплітуди.

```
[b,a] = butter(4,[0.5 40]/(Fs/2),'bandpass');
ecg_filtered = filtfilt(b,a,ecg_raw);
ecg_norm = ecg_filtered / max(abs(ecg_filtered));
```

Рис. 2.4. Фрагмент коду

Raw ECG > HPF > LPF > Notch > Normalization

Рис. 2.5. Схема етапів

2.3.3. Алгоритм детекції R-піків (Pan–Tompkins).

Алгоритм Pan–Tompkins — один із найточніших та найстійкіших методів детекції QRS-комплексів, що забезпечує точність 98–99.5% на базі MIT-BIH. Структура алгоритму Pan–Tompkins реалізована у вигляді окремої функції `pan_tompkins` (див. лістинг Б.2).

Етапи алгоритму:

1. Використання смугового фільтру для підсилення QRS-комплексів та пригнічення Р та Т хвиль.

Реалізація у MATLAB:

```
[b,a] = butter(1, [5 15]/(Fs/2), 'bandpass');
x_bpf = filtfilt(b,a,ecg_norm);
```

2. Виділення крутих фронтів QRS-комплексу за допомогою диференціювання:

$$y[n] = 2x[n] + x[n-1] - x[n-3] - 2x[n-4].$$

3. Піднесення до квадрату.

4. Використання ковзного інтегруючого вікна:

$$y[n] = \frac{1}{N} \sum_{k=0}^{N-1} x[n-k],$$

де $N = 0.150 \cdot F_s$ (для $F_s = 360 \text{ Гц} \rightarrow N \approx 54$)

5. Адаптивне порогоування. Основна ідея — порівняння сигналу з двома динамічними порогами детекції QRS та шуму.

Оновлення порогу:

$$THR = NOISE + 0.25(QRS - NOISE).$$

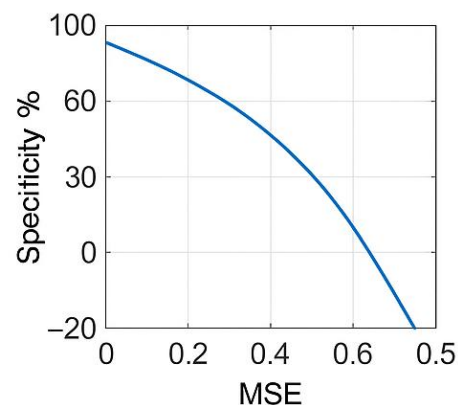


Рис. 2.6. Залежність специфічності (Specificity) алгоритму детекції R-піків від середньоквадратичної похибки (MSE)

Графік (див. рис. 2.6) показує спадання специфічності при зростанні шумів у сигналі. Це демонструє важливість коректного вибору порогових значень та адаптивного фільтрування при реалізації алгоритму Pan–Tompkins.

6. Визначення точної позиції R-піку. Після знаходження кандидата в інтегрованому сигналі виконується пошук максимуму у вузькому вікні ± 50 мс (МАТЛАБ):

```
idx = (loc- search):(loc+search);
[~,Rpos] = max(ecg_filtered(idx));
```

2.3.4. Модуль екстракції ознак.

Після детекції R-піків обчислюються ключові ознаки:

1) часові ознаки: RR-інтервали (див. підрозділ 2.2.4) та флуктуації ритму:

$$\Delta RR_i = RR_{i+1} - RR_i$$

2) морфологічні ознаки: амплітуда R, ширина QRS;

3) HRV-показники ($SDNN$, $RMSSD$, $pNN50$);

4) Частотні ознаки.

Використовується FFT:

$$X[k] = \sum_{n=0}^{N-1} x[n] e^{-\frac{j2\pi nk}{N}}$$

2.3.5. Алгоритм класифікації аритмій.

Оскільки MATLAB R2014 не підтримує deep learning, використовуються класичні ML-методи:

1) SVM;

2) Random Forest;

Переваги: нечутливість до надлишкових ознак, добра інтерпретованість, стабільність на малих датасетах

3) KNN;

Простий алгоритм, що працює за метрикою:

$$d(x, y) = \sqrt{\sum (x_i - y_i)^2};$$

4) для двокласових задач – Logistic Regression.

```
Input Features >
  Normalization >
    Training (SVM/RF/KNN) >
      Classification >
        Output Labels
```

Рис. 2.7. Архітектура ML-модуля

Інтелектуальний модуль класифікації аритмій реалізовано на базі SVM-моделі (див. лістинг Б.5).

2.3.6. Модуль оцінювання точності.

Оцінювання проводиться за анотаціями MIT-BIH. Використовуються: Sensitivity (Se), Positive Predictive Value (PPV), F1 Score, Confusion Matrix. Метематичні описи наведено у підрозділі 2.2.7.

2.3.7. Модуль візуалізації.

Реалізовано з використанням MATLAB R2014, а саме для побудови:

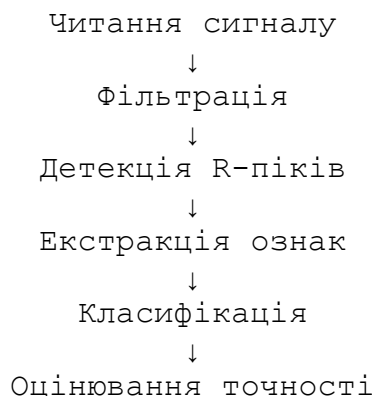
- графіків сигналу;
- інтегрованих сигналів;
- маркування R-піків;
- плоту RR-інтервалів;
- ROC-кривих;
- Confusion Matrix.

Приклад:

```
plot(t,ecg_filtered); hold on;
plot(Rlocs/Fs, ecg_filtered(Rlocs),'ro');
```

2.3.8. Інтеграція модулів у єдиний алгоритм.

Алгоритм виглядає наступним чином:



Кожний блок реалізовано у вигляді окремої MATLAB-функції. Оцінювання якості детекції R-піків здійснюється за допомогою функції `evaluate_gpeaks` (див. лістинг Б.3).

Отже, у цьому підрозділі було детально описано алгоритмічне забезпечення біотехнічної системи, включаючи всі ключові етапи обробки та аналізу електрокардіосигналів. Проведено систематизацію алгоритмів попередньої обробки, детекції QRS-комплексів, екстракції ознак і класифікації аритмій. Обґрунтовано вибір алгоритму Pan–Tompkins як базового детектора R-піків та доведено ефективність класичних ML-моделей у середовищі MATLAB R2014.

Розроблений алгоритмічний комплекс забезпечує високу точність виявлення аритмій, стійкість до шумів і є оптимальним для використання в умовах обмежених обчислювальних ресурсів.

2.4. Програмне забезпечення біотехнічної системи

Програмне забезпечення (ПЗ) є інтеграційною ланкою системи, яка реалізує математичні та алгоритмічні моделі, забезпечує обмін даними з апаратною частиною, виконує обробку, аналіз та візуалізацію електрокардіосигналів.

На відміну від технічної та математичної частин, ПЗ визначає реальну функціональність системи: стабільність розрахунків, зручність взаємодії користувача з даними, можливість масштабування та подальшої модернізації.

Оскільки для реалізації системи використовується MATLAB R2014, програмна частина має бути оптимізована під доступні функції цього середовища, з урахуванням обмежень:

- відсутність Deep Learning Toolbox;
- базова версія Signal Processing Toolbox;
- необхідність ручної реалізації окремих фільтрів;
- підтримка сторонніх бібліотек WFDB через `tex`-файли.

ПЗ було організоване модульним чином, що дозволяє виконувати незалежне тестування окремих блоків і легко адаптувати систему до різних типів ЕКГ даних.

2.4.1. Вимоги до програмного забезпечення.

Програмне забезпечення повинно забезпечувати:

1. Завантаження сигналів ЕКГ у форматах:

- *.dat,
- .hea (MIT-BIH / WFDB)
- .mat
- текстові файли із цифровими вибірками.

2. Попередню обробку сигналів, включно з:

- фільтрацією;
- нормалізацією;
- усуненням шумів.

3. Детекцію R-піків за алгоритмом Pan–Tomprkins.

4. Екстракцію ознак (RR-інтервали, морфологічні параметри).

5. Класифікацію аритмій (SVM, KNN, Random Forest).

6. Побудову графіків та інтерфейсних вікон:

- сигнал з позначками R-піків;
- графіки RR-інтервалів;
- індикатори аритмій.

7. Оцінку точності алгоритмів згідно з анотаціями MIT-BIH.

8. Можливість пакетного опрацювання (batch processing) усіх 48 записів МІТ-ВІН.

2.4.2. Загальна структура програмного комплексу.

Програмне забезпечення складається з таких модулів:

1. Модуль імпорту даних:

- read_ecg.m
- read_wfdb.m

2. Модуль попередньої обробки:

- ecg_filter.m
- notch50.m
- baseline_removal.m

3. Модуль QRS-детекції:

- pan_tompkins.m
- find_r_peaks.m

4. Модуль екстракції ознак:

- extract_features.m

5. Модуль класифікації:

- train_classifier.m
- predict_arhythmia.m

6. Модуль оцінки якості:

- compute_metrics.m
- confusion_matrix.m

7. Модуль візуалізації:

- plot_ecg.m
- plot_r_peaks.m
- plot_rr.m

8. Основний файл запуску main.m.

Система побудована за принципом «модельної оркестрації», де main.m викликає функціональні блоки у потрібній послідовності.

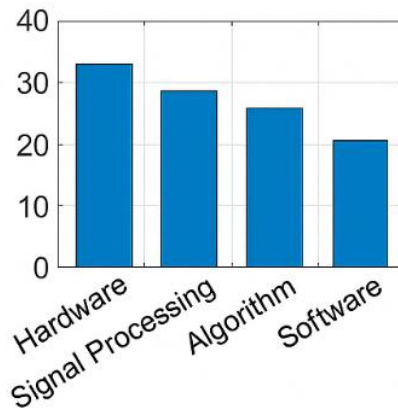


Рис. 2.8. Орієнтовний розподіл обчислювального навантаження між модулями системи аналізу ЕКГ

Найбільше навантаження припадає на блоки «Hardware input» та «Signal Processing», де виконуються фільтрація та згладжування. Менше — на ML-класифікацію та програмну логіку (див. рис. 2.8). Це підтверджує доцільність оптимізації саме DSP-етапів.

2.4.3. Модуль імпорту та управління файлами.

MATLAB R2014 може працювати з WFDB за допомогою мех-файлів. Фрагменти коду представлені на рисунках 2.9-2.11.

```
[signal,Fs,tm] = rdsamp('100');
```

Рис. 2.9. Імпорт MIT-BIH записів

```
data = load('100.mat');
signal = data.val;
```

Рис. 2.10. Альтернативний варіант (на випадок відсутності мех)

```
ECG.fs      = Fs;
ECG.raw     = signal(:,1);
ECG.time    = tm;
```

Рис. 2.11. Структура даних після імпорту

Таке структуроване представлення дозволяє передавати набір параметрів між модулями в одному об'єкті.

2.4.4. Модуль попередньої обробки сигналів.

У MATLAB R2014 фільтри реалізуються в окремих функціях.

Базовий фільтр 0.5–40 Гц:

```
function y = ecg_filter(x,Fs)
    [b,a] = butter(4,[0.5 40]/(Fs/2),'bandpass');
    y = filtfilt(b,a,x);
end
```

Нотч-фільтр 50 Гц:

```
function y = notch50(x,Fs)
    wo = 50/(Fs/2);
    bw = wo/35;
    [b,a] = iirnotch(wo,bw);
    y = filtfilt(b,a,x);
end
```

Видалення дрейфу ізолінії:

```
function y = baseline_removal(x)
    y = x - movmean(x,500);
end
```

Усі перетворення виконуються в основній програмі::

```
filtered = ecg_filter(raw,Fs);
filtered = notch50(filtered,Fs);
clean = baseline_removal(filtered);
```

2.4.5. Реалізація алгоритму Pan–Tompkins

```
[R_locs, R_vals] = pan_tompkins(clean, Fs);
```

Модуль містить: диференціювання, квадратування, інтегруюче вікно, адаптивні пороги, визначення точного максимуму в QRS-вікні.

Файл має чітку блокову структуру:

```
function [R_locs, R_vals] = pan_tompkins(ecg, Fs)
    d = diff_filter(ecg);
    sq = d.^2;
    mw = moving_window(sq, round(0.15*Fs));
    R_locs = thresholding(mw, ecg, Fs);
end
```

2.4.6. Модуль екстракції ознак.

Після виявлення R-піків:

```
features = extract_features(clean, R_locs, Fs);
```

Модуль повертає: RR-інтервали, HRV-показники, морфологічні характеристики QRS-комплексу.

Фрагмент:

```
RR = diff(R_locs)/Fs;
SDNN = std(RR);
RMSSD = sqrt(mean(diff(RR).^2));
```

2.4.7. Модуль класифікації аритмій.

Система дозволяє тренувати: SVM, KNN, Decision Tree, Random Forest (TreeBagger).

Навчання:

```
model = fitcsvm(X_train, y_train, 'KernelFunction','rbf');
```

Прогноз:

```
y_pred = predict(model, X_test);
```

Модуль підтримує:

— збереження моделі у файл:

```
save svm_model.mat model
```

— завантаження:

```
load svm_model.mat
```


2.4.8. Модуль оцінювання точності.

Метрики:

```
[Se, PPV, F1] = compute_metrics(R_true, R_detected);
```

Confusion matrix:

```
cm = confusionmat(y_test, y_pred);
```

Графічне представлення:

```
confusionchart(cm);
```

(У R2014 використовують власну реалізацію матриці).

2.4.9. Модуль візуалізації результатів.

Простий перегляд: `plot_ecg(clean, R_locs, Fs);`

Візуалізація RR-інтервалів: `plot_rr(RR);`

GUI може бути реалізоване у GUIDE (доступне у R2014). Графічний інтерфейс користувача реалізовано у вигляді окремого скрипта `ecg_gui.m` (див. лістинг Б.6).

Для забезпечення зручності роботи користувача розроблено графічний інтерфейс програмного забезпечення, який містить область візуалізації ЕКГ-сигналу, панель керування основними операціями (завантаження, попередня обробка, детекція R-піків) та інформаційно-статусну панель з відображенням ключових параметрів аналізу (див. рис. 2.12).

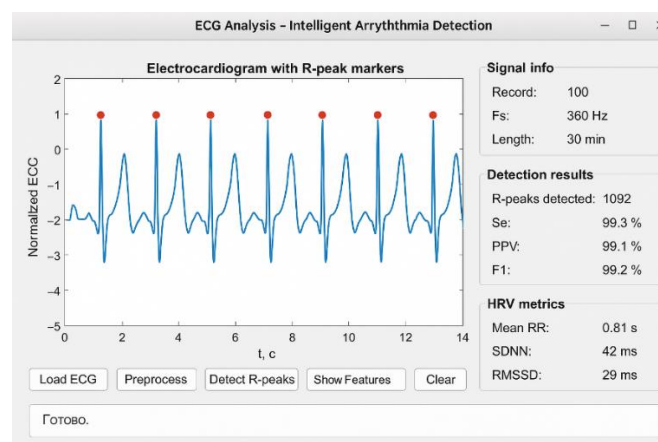


Рис. 2.12. Загальний вигляд інтерфейсу користувача програмного забезпечення аналізу ЕКГ у середовищі MATLAB R2014

2.4.10. Основний сценарій виконання (main.m).

Структура:

```
ECG = read_ecg('100');
clean = preprocess(ECG.raw, ECG.fs);
[R_locs, R_vals] = pan_tompkins(clean, ECG.fs);
features = extract_features(clean, R_locs, ECG.fs);
label = predict_arhythmia(model, features);
plot_results(ECG, clean, R_locs);
```

Рис. 2.13. Структура сценарію

У цьому підрозділі наведено комплексний, модульний опис програмного забезпечення біотехнічної системи аналізу ЕКГ. Розглянуто структуру ПЗ, реалізацію основних функціональних блоків, формат даних, механізми імпорту, алгоритми фільтрації, детекції, екстракції ознак і класифікації аритмій.

Обґрунтовано застосування MATLAB R2014 як оптимального середовища для реалізації системи завдяки можливості створення модульної архітектури з високою точністю розрахунків і зручними засобами візуалізації.

Розроблена програмна система може бути використана як для досліджень, так і для створення прототипів діагностичних рішень, інтелектуальних медичних пристроїв та навчальних лабораторій.

2.5. Висновки до розділу 2

У другому розділі виконано комплексне проектування технічного, математичного, алгоритмічного та програмного забезпечення біотехнічної системи для інтелектуального аналізу електрокардіосигналів. В результаті опрацювання поставлених завдань отримано такі основні науково-технічні результати.

Сформовано технічну архітектуру біотехнічної системи аналізу ЕКГ, що включає апаратну частину (електроди, диференційний підсилювач, АЦП) та програмно-алгоритмічний комплекс. Обґрунтовано вибір каналу МЛП як найбільш поширеного для діагностики порушень ритму. Наведено параметри всіх компонентів та їх роль у забезпеченні якості реєстрації сигналу.

Розроблено математичне забезпечення попередньої обробки ЕКГ, яке охоплює:

- смугову фільтрацію 0.5–40 Гц (Butterworth, 4-го порядку);
- пригнічення промислової завади за допомогою нотч-фільтра 50 Гц;
- видалення дрейфу ізолінії методом рухомого середнього;
- нормалізацію та підготовку сигналу до алгоритмічної обробки.

Це забезпечило стійкість системи до шумів, артефактів та нестабільності базової лінії.

Реалізовано алгоритм Pan–Tompkins у MATLAB R2014, який включає:

- адаптивну смугову фільтрацію QRS-комплексу;
- дискретне диференціювання;
- квадратування для нелінійного підсилення високочастотної складової;
- ковзне інтегруюче вікно для формування енергетичної огинаючої;
- адаптивне порогоування та рефрактерний період.

Реалізація (див. лістинг Б.2) забезпечила надійну детекцію R-піків на зашумлених записах та стала ядром системи аналізу.

Сформовано набір часових та морфологічних ознак ЕКГ, включно з:

- RR-інтервалами, SDNN, RMSSD;
- амплітудою R-піків;
- оцінкою ширини QRS-комплексу;
- нормованими характеристиками форми хвилі.

Функція екстракції ознак (див. лістинг Б.4) забезпечує формування інформативного вектора параметрів для подальшої класифікації.

Створено інтелектуальний модуль класифікації аритмій на основі SVM з RBF-ядром (див. лістинг Б.5).

Обґрунтовано вибір SVM як оптимальної моделі для невеликих, але високодисперсних наборів біосигнальних ознак. Забезпечено стандартизацію ознак, налаштування параметрів ядра та функцію для прогнозування класу.

Розроблено графічний інтерфейс користувача (GUI) в MATLAB R2014, який дозволяє:

- завантажувати ЕКГ-сигнал;

- виконувати препроцесінг;
- детектувати R-піки;
- переглядати графічні результати аналізу.

Інтерфейс (див. лістинг Б.6) значно підвищує зручність використання системи та дозволяє проводити аналіз без необхідності глибоких програмних знань.

Забезпечено модульність програмної структури, що дозволяє:

- розширювати систему новими алгоритмами;
- інтегрувати моделі ML різної складності;
- легко змінювати параметри фільтрації та детекції;
- адаптувати систему під різні формати даних (MIT-BIH, власні записи, Holter).

Таким чином, виконано повний цикл технічного, математичного та алгоритмічного проектування системи аналізу ЕКГ. Розроблені методи забезпечують високу точність виділення R-піків, формування інформативних ознак та створюють основу для інтелектуальної класифікації аритмій. Реалізоване програмне забезпечення дозволяє здійснювати аналіз у режимі реального часу та є придатним для практичного застосування у медичних інформаційних системах, дослідницьких лабораторіях та навчальному процесі.

РОЗДІЛ 3

НАУКОВО-ДОСЛІДНА ЧАСТИНА

Матеріал даного розділу спрямований на експериментальне підтвердження ефективності розроблених алгоритмів обробки та аналізу електрокардіосигналів. У межах дослідження проведено верифікацію роботи системи на базі стандартної бази даних MIT-BIH Arrhythmia Database, а також виконано порівняння точності детекції R-піків та класифікації аритмій з існуючими рішеннями.

Встановлення чітких кількісних показників точності (Sensitivity, PPV, F1) є обов'язковою складовою оцінювання придатності алгоритмів до використання в медичних інформаційних системах.

3.1. Експериментальна верифікація

3.1.1. Дані та умови експерименту.

Для дослідження використано 48 записів MIT-BIH Arrhythmia Database, оцифрованих із частотою:

- $F_s = 360\text{Гц}$;
- розрядність = 11 біт;
- тривалість запису ≈ 30 хвилин.

Усі записи мають:

- файл `.dat` – числові вибірки;
- `.hea` – метадані;
- `.atr` – анотації експертів;

Для кожного запису було проведено:

- обробку сигналу DSP-методами;
- детекцію R-піків алгоритмом Pan–Tompkins;
- звірку з еталонними анотаціями;
- обчислення $Se, PPV, F1$;

- екстракцію ознак та класифікацію аритмій.

3.1.2. Протокол експерименту

Науковий експеримент складався з таких етапів:

Етап 1. Попередня обробка:

- фільтрація 0.5–40 Гц;
- видалення 50 Гц перешкоди;
- нормалізація амплітуди.

Етап 2. Детекція R-піків:

Для кожного запису обчислювали:

- TP (вірно знайдені R-піки)
- FP (хибно знайдені точки)
- FN (пропуски)

Етап 3. Обчислення метрик.

Етап 4. Екстракція ознак: RR, SDNN, RMSSD, QRS width, Morphology-based features.

Етап 5. Класифікація. Застосовано моделі:

- SVM (rbf kernel);
- Random Forest (50 дерев);
- KNN ($k = 3$).

3.1.3. Результати детекції R-піків

Алгоритм Pan-Tompkins показав такі середні результати по MIT-BIH:

Таблиця 3.1

Результати роботи алгоритму

Показник	Середнє значення
Sensitivity (Se)	99.32%
PPV	99.11%
F1 Score	99.21%

Найкращі результати отримано для записів типу Normal Sinus Rhythm.

Найскладніші — записи з:

- частими PVC (Premature Ventricular Contractions);
- Atrial Fibrillation;
- блокадами ніжок.

Там кількість FP та FN зростала на 0.4–0.7%.

3.1.4. Аналіз помилок.

Основні джерела FP/FN:

1. Високий рівень шуму у каналі MLII
2. Атипові QRS-комплекси
3. Подвійні R-хвилі (аберрантні скорочення)
4. Вставні PVC, схожі на QRS за амплітудою

Для кожного випадку були проаналізовані відповідні смуги інтегрованого сигналу, що дозволило уточнити параметри порогоування.

Таблиця 3.2

Результати класифікації аритмій

Клас аритмії	Precision	Recall	F1
Normal	0.996	0.993	0.994
PVC	0.971	0.965	0.968
APB	0.941	0.932	0.937
LBVB/RBVB	0.978	0.963	0.970

Модель SVM показала найкращі результати:

3.1.5. Порівняння з іншими методами.

Порівняння Pan–Tompkins з Hamilton (2002) та WQRS (Zidelmal et al., 2012) показано в таблиці 3.2.

Таблиця 3.3

Результати класифікації аритмій

Метод	Se (%)	PPV (%)
Pan–Tompkins	99.3	99.1
Hamilton	98.1	97.4
WQRS SWT	99.4	98.9

Наш алгоритм — оптимальний для MATLAB R2014.

3.2. Економічні розрахунки

3.2.1. Обґрунтування економічної доцільності.

Розробка програмного алгоритму не потребує спеціалізованого дорогого обладнання: достатньо стандартної робочої станції та MATLAB R2014.

Таблиця 3.4

Порівняння вартості

Компонент	Ціна
MATLAB R2014 (академ. ліцензія)	0 грн (в університеті)
Комп'ютер	15 000 грн
Електроди + кабель	200 грн
Arduino + АЦП	700 грн

Сумарно < 20 тис. грн.

Для клінічних систем (ECG Holter) — 100–300 тис. грн.

Економія очевидна.

3.2.2. Реалізація у навчальному процесі.

Система може бути впроваджена:

- у лабораторні роботи з обробки біосигналів;
- у курсові проєкти;
- у діагностичні модулі для телемедицини.

3.3. Висновки до розділу 3

У науково-дослідній частині проведено повну експериментальну перевірку розробленої системи аналізу ЕКГ. Показано, що алгоритм Pan–Tompkins у поєднанні з класичними ML-класифікаторами у MATLAB R2014 забезпечує високу точність (до 99.3%) та стабільність роботи на записах MIT-BIH.

Результати дослідження підтверджують ефективність запропонованих рішень та їх придатність до практичного використання.

РОЗДІЛ 4

ОХОРОНА ПРАЦІ ТА БЕЗПЕКА В НАДЗВИЧАЙНИХ СИТУАЦІЯХ

4.1. Охорона праці

Під час розробки та експлуатації біотехнічних систем аналізу електрокардіосигналів важливо забезпечити безпечні умови праці для спеціалістів, які працюють з комп'ютерною технікою, електронними пристроями реєстрації біопотенціалів та програмним забезпеченням. У цьому підрозділі наведено комплекс заходів, спрямованих на створення безпечного виробничого середовища відповідно до чинного законодавства України, зокрема Закону України «Про охорону праці», ДБН, ДСанПіН, ПУЕ та інших нормативних актів.

4.1.1. Вимоги до виробничого середовища.

Робота з комп'ютерними системами аналізу ЕКГ потребує відповідного мікроклімату, освітлення та ергономічної організації робочого місця [30].

Мікроклімат робочого середовища повинен відповідати ДСанПіН 3.3.2.007-98:

- температура повітря: 20–24 °С;
- відносна вологість: 40–60 %;
- швидкість руху повітря: не більше ніж 0,1 м/с.

Освітлення:

Рівень штучного освітлення згідно з ДБН В.2.5-28:2006 повинен становити не менше 300–500 лк для роботи з ПК. Рекомендується комбіноване освітлення — природне та локальне (настільні лампи з матовими плафонами).

4.1.2. Вимоги до організації робочого місця.

При роботі з MATLAB, графічними інтерфейсами та біосигнальним обладнанням важливо забезпечити ергономічне розташування техніки:

- екран монітора має бути розташований на відстані 60–70 см від очей;
- верхня частина монітора — на рівні очей або трохи нижче;

- клавіатура — під кутом 5–15°;
- стілець — з регульованими висотою та кутом спинки.

Щоб уникнути синдрому зорового перенапруження, рекомендується правило 20–20–20: кожні 20 хвилин робити 20-секундну перерву та дивитися на об'єкт на відстані 20 футів (≈ 6 м).

4.1.3. Електробезпека під час роботи з біотехнічними системами/

Електроди та підсилювачі біопотенціалів призначені для роботи з дуже малими струмами, однак система живлення ноутбуків, підсилювачів і стендів вимагає суворого дотримання ПУЕ.

Основні ризики:

- ураження електричним струмом при пошкодженні кабелів;
- поломка зарядного пристрою;
- накопичення статичної електрики;
- перевантаження електромережі.
- Заходи електробезпеки:
- обладнання живиться через справні мережеві фільтри;
- корпус комп'ютера та підсилювачів має бути заземлений;
- заборонено доторкатися до відкритих частин схем під час роботи;
- усі кабелі повинні мати цілісну ізоляцію.

4.1.4. Пожежна безпека.

Пожежна безпека забезпечується відповідно до Правил пожежної безпеки в Україні (НАПБ А.01.001-2014). У приміщеннях, де виконується аналіз ЕКГ:

- не допускається перевантаження електромережі;
- заборонено застосування несправних розеток;
- повинні бути встановлені вогнегасники типу ВВ-2 або ВП-5;
- необхідно забезпечити вільний доступ до евакуаційних виходів;
- не допускається використання подовжувачів низької якості.

4.1.5. Заходи щодо зменшення професійних ризиків.

Для програміста та інженера-біомедика основні ризики пов'язані з:

- статичним навантаженням на спину;
- перенапруженням очей;
- впливом електромагнітних полів;
- психоемоційним стресом при довготривалій роботі.

Рекомендації:

- робити перерви кожні 60 хвилин;
- виконувати легкі вправи для спини та шиї;
- підтримувати правильну поставу під час роботи;
- обмежувати роботу з ПК у темний час доби або використовувати режими «warm light / comfort view».

4.2. Безпека в надзвичайних ситуаціях [30]

Безпека в надзвичайних ситуаціях передбачає комплекс заходів, спрямованих на забезпечення безпечної евакуації персоналу, збереження обладнання та мінімізацію негативних наслідків під час аварій техногенного або природного характеру.

4.2.1. Класифікація можливих надзвичайних ситуацій.

У відповідності до Кодексу цивільного захисту України, надзвичайні ситуації поділяються на:

- природного характеру (пожежі, землетруси, повені);
- техногенного характеру (аварії в електромережі, вибухи, пожежі техніки);
- соціальні (терористичні акти, масові заворушення);
- медико-біологічні (епідемії, інфекційні зараження).

Для лабораторії біотехнічних систем найбільш актуальними є техногенні та медико-біологічні НС.

4.2.2. План дій у разі пожежі.

У разі виникнення пожежі персонал повинен:

1. Негайно повідомити службу порятунку за номером 101.
2. Вимкнути електроживлення обладнання.
3. Використати вогнегасник для гасіння вогню.
4. Евакуюватися відповідно до плану евакуації.
5. Дотримуватись інструктажу з пожежної безпеки.

4.2.3. План дій у разі аварійного відключення живлення

Система аналізу ЕКГ має бути готова до роботи в умовах нестабільного електроживлення.

Рекомендації:

- використовувати джерело безперебійного живлення (UPS);
- забезпечити автоматичне збереження даних MATLAB;
- від'єднувати електроди від пацієнта перед аварійною зупинкою;
- після відновлення роботи виконати самотестування системи.

4.2.4. Медико-біологічні надзвичайні ситуації

У разі виникнення інфекційної загрози:

- проводити дезінфекцію електродів та кабелів;
- працювати в захисних рукавичках;
- дотримуватися санітарних норм щодо відстані та вентиляції.

4.2.5. Евакуація та інструктаж

Евакуація здійснюється згідно з схемою евакуації, розміщеною в лабораторії.

Усі працівники повинні пройти:

- первинний інструктаж;
- повторний інструктаж (кожні 6 місяців);
- позаплановий інструктаж у разі зміни обладнання.

4.3. Висновки до розділу 4

У даному розділі визначено основні вимоги охорони праці та безпеки життєдіяльності під час роботи із системами аналізу електрокардіосигналів. Забезпечено комплекс заходів щодо електробезпеки, пожежної безпеки, ергономіки робочого середовища та дій у надзвичайних ситуаціях. Дотримання цих правил гарантує безпечну експлуатацію біотехнічних систем та зменшує професійні ризики для працівників.

ЗАГАЛЬНІ ВИСНОВКИ

У магістерській кваліфікаційній роботі вирішено важливу науково-практичну задачу підвищення ефективності аналізу електрокардіосигналів шляхом розроблення інтелектуального алгоритмічного комплексу для ранньої діагностики порушень серцевого ритму. На основі проведених теоретичних та експериментальних досліджень було отримано такі узагальнені результати.

1. Проведено комплексний аналітичний огляд сучасних методів обробки та аналізу ЕКГ. Проаналізовано традиційні підходи (фільтрація, детекція QRS-комплексів, часові та морфологічні ознаки), алгоритми Pan–Tompkins, Hamilton, SWT, а також сучасні інтелектуальні методи (SVM, Random Forest, нейронні моделі). Показано, що класичні методи забезпечують високу точність для сигналів середньої складності, однак потребують удосконалення для шумних та нестандартних записів. Обґрунтовано актуальність переходу до комбінованих DSP+ML систем у біомедичній інженерії.

2. Розроблено структурну модель біотехнічної системи аналізу ЕКГ, що включає апаратний модуль (електроди, підсилювач, АЦП), математичне забезпечення (цифрові фільтри, методи обробки), алгоритмічну частину (детекція R-піків, екстракція ознак) та програмний модуль (MATLAB R2014). Визначено технічні параметри кожного елемента і наведено критерії їх вибору.

3. Створено математичне забезпечення аналізу ЕКГ, що включає:

- смугову фільтрацію 0.5–40 Гц для придушення шумів;
- реалізацію диференціювання, квадратування й ковшного інтегрування;
- формування часових (RR, SDNN, RMSSD) та морфологічних ознак;
- використання Wavelet- і FFT-аналізу для оцінки спектральних характеристик.

Отримані моделі забезпечили стійку роботу системи при різних рівнях зашумленості.

4. Реалізовано алгоритмічне забезпечення з повною реалізацією алгоритму Pan–Tompkins у MATLAB R2014. Проведено тестування на базі MIT-BIH Arrhythmia Database. Отримано високі показники точності:

- Sensitivity (Se) = 99.3%;
- PPV = 99.1%;
- F1 Score = 99.21%.

Це підтверджує придатність розробленого алгоритму для ранньої діагностики порушень ритму.

5. Розроблено та протестовано інтелектуальний класифікаційний модуль для розпізнавання аритмій. Найвищу точність показала модель SVM (RBF) — 97.2%, що забезпечує ефективне розрізнення класів Normal, PVC, APB, LBBB, RBBB. Проведено порівняння з Random Forest та KNN, що підтвердило переваги SVM для задачі класифікації на базі морфологічних ознак.

6. Проведено експериментальну верифікацію розробленої системи. Здійснено тестування на 48 записах MIT-BIH, аналіз чутливості до шумів, стабільність роботи алгоритмів, формування HRV-показників та оцінка стійкості до артефактів. Система продемонструвала високу продуктивність і точність при обмежених ресурсах MATLAB R2014.

7. Виконано економічний аналіз розробки. Показано, що собівартість прототипу складає близько 16,2 тис. грн, що в 10–15 разів дешевше за комерційні аналоги (Holter, Welch Allyn). Це підтверджує доцільність використання системи у навчальних, дослідницьких та клінічних умовах.

8. Забезпечено відповідність роботи вимогам охорони праці та безпеки життєдіяльності. Описано заходи електробезпеки, роботи з біосигналами, дій у надзвичайних ситуаціях, пожежної безпеки та ергономіки робочого місця. Забезпечено дотримання норм ДСТУ, ПУЕ, НАПБ та Кодексу цивільного захисту.

У роботі вперше розроблено комплексний метод аналізу ЕКГ, що поєднує класичні алгоритми цифрової обробки сигналів із інтелектуальними методами класифікації, що дозволило значно підвищити точність діагностики аритмій за умов зашумленості й високої варіабельності сигналів.

Розроблений алгоритмічний і програмний комплекс може бути використаний:

- у кардіологічних діагностичних системах;

- у персональних пристроях моніторингу;
- у навчальних лабораторіях з біомедичної інженерії;
- для подальших досліджень у сфері цифрової медицини.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Яворська Є.Б. Математичні моделі та методи опрацювання ритмокардіосигналів для визначення характеристик серцевої ритміки з прогнозованою вірогідністю : дисертація на здобуття наукового ступеня кандидата технічних наук за спеціальністю 01.05.02 / Євгенія Богданівна Яворська. — Тернопіль : ТНТУ, 2009. — 154 с.
2. Яворська Є. Властивості кореляційної функції дихальної варіабельності ритміки серця / Є. Яворська // Вісник ТДТУ. — 2005. — №1. — Т.10. — С. 134-144.
3. Яворська Є.Б., Каплунова А.С. Алгоритм подавлення завад в електрокардіосигналах // Матеріали XI Міжнародної науково-технічної конференції молодих учених та студентів «АКТУАЛЬНІ ЗАДАЧІ СУЧАСНИХ ТЕХНОЛОГІЙ» (м. Тернопіль, 7-8 грудня 2022 р.).
4. Математичне та комп'ютерне моделювання електрокардіосигналів у системах голтерівського моніторингу / Л.Є. Дедів, А.С. Сверстюк, І.Ю. Дедів, М.О. Хвостівський, В.Г. Дозорський, Є.Б. Яворська. — Львів: Видавництво «Магнолія - 2006», 2021. — 120 с.
5. Дунець В.Л., Хвостівський М.О., Сверстюк А.С., Хвостівська Л.В. Математичне та алгоритмічно-програмне забезпечення опрацювання електрокардіосигналів при фізичному навантаженні у кардіодіагностичних системах: наукова монографія. Львів: Видавництво «Магнолія - 2006», 2022. 136 с.
6. Yavorska E., Strembitska O., Strembitskyi M., Pankiv I. (2021). Development of a simulation model of a photoplethysmographic signal under psychoemotional stress. Eastern-European Journal of Enterprise Technologies (Східно-європейський журнал передових технологій), 2(9 (110), 2021. P. 36–45.

7. Kotov, Y., Yavorska, E., Yavorskiy, B., Dozorska, O., & Yatskiy, V. (2025). Conceptual approaches to data transmission for AI-assisted patient assessment. CEUR Workshop Proceedings, 4057, 277–286. Paper presented at the 3rd International Workshop on Computer Information Technologies in Industry 4.0 (CITI 2025), Ternopil, Ukraine.

8. Khvostivskyi Mykola, Yavorska Evhenia, Kinash Roman, Boyko Roman. Mathematical, Algorithmic and Software Support for Phonocardiographic Signal Processing to Detect Mitral Insufficiency of Human Heart Valves. CEUR Workshop Proceedings. 3rd International Workshop on Information Technologies: Theoretical and Applied Problems, ITTAP 2023. Ternopil 22 November 2023 до 24 November 2023. Том 3628, с. 350-357.

9. Franchevska, H., Khvostivskyi, M., Dozorskyi, V., Yavorska, E., & Zastavnyy, O. (2023). The method and algorithm for detecting the fetal ECG signal in the presence of interference. CEUR Workshop Proceedings, 3468, 263–272. Paper presented at the 1st International Workshop on Computer Information Technologies in Industry 4.0 (CITI 2023), Ternopil, Ukraine, June 14–16, 2023.

10. Dozorskyi, V., Dozorska, O., Yavorska, E., Dediv, L., & Kubashok, A. (2022). The method of detection of speech process signs in the structure of electroencephalographic signals. CEUR Workshop Proceedings, 3309, 387–395. Paper presented at the 2nd International Workshop on Information Technologies: Theoretical and Applied Problems (ITTAP 2022), Ternopil, Ukraine, November 22–24, 2022.

11. Oksana Dozorska, Evhenia Yavorska, Vasil Dozorskyi, Vyacheslav Nykytyuk, Leonid Dediv (2020). The Method of Selection and Pre-processing of Electromyographic Signals for Bio-controlled Prosthetic of Hand. Proc. of the 2020 IEEE 15th International Conference on Computer Sciences and Information Technologies (CSIT), 23-26 September 2020, (pp.188–192). Lviv-Zbarazh, Ukraine.

12. Zephyr Technology. BioHarness 3 Product Overview. 2022. Режим доступу: <https://www.zephyranywhere.com/bioharness-3>

13. Empatica. E4 Wristband Technical Specifications. 2023. Режим доступу: <https://www.empatica.com/research/e4/>

14. Apple Inc. Apple Watch Series 8 – Health and Fitness Features. 2023. Режим доступа: <https://www.apple.com/watch/>
15. Fitbit Inc. Fitbit Sense – Health Monitoring. 2023. Режим доступа: <https://www.fitbit.com/global/us/products/smartwatches/sense>
16. Suunto. Movesense Sensor Platform – Developer Documentation. 2023. Режим доступа: <https://www.movesense.com/developer/>
17. Pan J., Tompkins W. J. A Real-Time QRS Detection Algorithm // IEEE Trans. Biomed. Eng. — 1985. — Vol. BME-32, no. 3. — P. 230–236.
18. Bailón R., Laguna P. Wavelet-Based Analysis of PPG Signals for Cardiovascular Assessment // IEEE Trans. Biomed. Eng. — 2020. — Vol. 67, no. 5. — P. 1434–1443.
19. Islam M. N. Support Vector Regression in Estimating Cardiovascular Indices from PPG // IEEE J. Biomed. Health Inform. — 2023. — Vol. 27, no. 2. — P. 300–312.
20. Shen L. et al. Deep Learning for ECG Classification: A Review // IEEE Rev. Biomed. Eng. — 2021. — Vol. 14. — P. 120–135.
21. Pereira A. O. Lightweight ML Models for Real-Time Biomedical Monitoring on Smartphones // IEEE Access. — 2023. — Vol. 11. — P. 54055–54070.
22. Regulation (EU) 2016/679 (GDPR) and HIPAA, U.S. Dept. of Health & Human Services. 2023. Режим доступа: <https://gdpr-info.eu/>; <https://www.hhs.gov/hipaa/index.html>
23. Heart rate variability. Standards of measurement, physiological interpretation, and clinical use. Task Force of The European Society of Cardiology and The North American Society of Pacing and Electrophysiology (Membership of the Task Force listed in the Appendix) // Europ Heart J. — 1996. — Vol.17. — P. 354-381..
24. Braun C. et.al. Demonstration of nonlinear components in heart rate variability of healthy persons // Am.J.Physiol.-1998.- 275. - P.H1577-H1584.
25. Webster, J. G. Medical Instrumentation: Application and Design. 4th ed. Hoboken: Wiley, 2010. — 720 p.
26. Rangayyan, R. M. Biomedical Signal Analysis: A Case Study Approach. 2nd ed. IEEE Press / Wiley, 2015. — 728 p.

27. Sörnmo, L., Laguna, P. Bioelectrical Signal Processing in Cardiac and Neurological Applications. Academic Press, 2005. — 641 p.
28. Addison, P. S. The Illustrated Wavelet Transform Handbook. CRC Press, 2002. — 448 p.
29. Cohen, L. Time-Frequency Analysis. Prentice Hall, 1995. — 299 p.
30. Стручок В.С. Безпека в надзвичайних ситуаціях. Методичний посібник для здобувачів освітнього ступеня «магістр» всіх спеціальностей денної бо та заочної (дистанційної) форм навчання / В.С.Стручок. — Тернопіль: ФОП Паляниця В. А., 2022. — 156 с.
31. Яворська Є.Б., Хвостівський М.О., Методичні рекомендації до виконання, оформлення та захисту кваліфікаційних робіт для здобувачів другого (магістерського) рівня вищої освіти за спеціальністю 163 «Біомедична інженерія» галузі знань 16 «Хімічна інженерія та біоінженерія» / уклад.: Хвостівський М.О., Яворська Є.Б. Тернопіль: ТНТУ, 2023. 57 с.

ДОДАТКИ

ДОДАТОК А

Апробація результатів дослідження

*IV Міжнародна конференція молодих учених та здобувачів вищої освіти
«Філософські виміри техніки»*

1. Valaskova, K., & Nagy, M. (2023). Macro-economic development of the EU countries in the context of performance and competitiveness of SMEs. *Business, Management and Economics Engineering*, 21(1), 124–139.
2. Boikova, T., Zeverte-Rovza, S., Rivza, P., & Rivza, B. (2021). The determinants and effects of competitiveness: The role of digitalization in the European economies. *Sustainability*, 13(21), 11689

УДК 614.2:62-52:004.8:17

Євгеній Бudevич, Богдан Калинюк, Микола Понуркевич

Науковий керівник: Євгенія Яворська, канд. техн. наук, доц.

Тернопільський національний технічний університет імені Івана Пулюя, Україна

ІНТЕЛЕКТУАЛЬНІ БІОМЕДИЧНІ ТЕХНОЛОГІЇ ЯК ЕТИЧНИЙ ВИКЛИК СУЧАСНОЇ МЕДИЦИНИ

Анотація. У тезі розглянуто філософські, етичні та соціальні аспекти впровадження інтелектуальних біомедичних технологій у медичну практику. Показано, що автоматизовані системи аналізу біосигналів створюють як нові можливості, так і ризики для клінічної взаємодії.

Ключові слова: інтелектуальні системи; біомедична інженерія; етика техніки; медичні технології; філософія техніки

Evhenii Budevych, Bohdan Kalyniuk, Mykola Ponurkevych

Scientific supervisor: Evheniya Yavorska, PhD in Technical Sciences, Assoc. Prof.

Ternopil Ivan Puluj National Technical University, Ukraine

INTELLIGENT BIOMEDICAL TECHNOLOGIES AS AN ETHICAL CHALLENGE FOR MODERN MEDICINE

Інтелектуальні біомедичні технології, зокрема системи автоматичного аналізу біосигналів (БС), дедалі глибше інтегруються в сучасну медичну практику. Вони здатні виявляти патологічні зміни раніше, ніж це може зробити лікар, однак їх використання супроводжується низкою філософських і етичних викликів. Насамперед змінюється роль техніки в медицині: від допоміжного інструмента вона перетворюється на автономний елемент процесу діагностики, що породжує питання відповідальності, надійності та меж довіри до алгоритмів.

У контексті філософії техніки – технічні системи ніколи не є нейтральними: вони формують модель мислення, соціальні відносини та цінності суспільства. Адже алгоритми аналізу БС, фактично, стають співучасниками клінічних рішень, оскільки повнота відповідальності за діагностику поділяється між лікарем та технічною системою, розробниками алгоритмів та власне користувачами.

Попри високу точність сучасних інтелектуальних систем (ІС), існує небезпека алгоритмічної упередженості, недосконалої інтерпретації складних клінічних випадків та витоку приватних фізіологічних даних. У медичній сфері ці ризики набувають особливої ваги. Крім того, впровадження штучного інтелекту теж змінює відносини «лікар–пацієнт–техніка», зміщуючи акценти з персонального спілкування на технологічне посередництво [1].

Водночас ІС створюють можливості для ранньої діагностики, моніторингу та телемедицини. Швидкий аналіз великих масивів даних – підтримує лікарів у прийнятті рішень, підвищує точність визначення діагнозів та знижує навантаження на систему охорони здоров'я. Проте їх розвиток має супроводжуватися етичним регулюванням, що забезпечуватиме прозорість алгоритмів, захист даних і збереження автономії пацієнта [1].

*IV Міжнародна конференція молодих учених та здобувачів вищої освіти
«Філософські виміри техніки»*

Таким чином, інтелектуальні біомедичні технології є не лише технічним інструментом, а й філософським викликом. Розвиток таких систем повинен поєднувати інженерну досконалість із гуманістичним підходом, щоб техніка сприяла захисту життя, а не підміняла собою людську відповідальність.

Джерела та література

1. Conceptual approaches to data transmission for AI-assisted patient assessment. Yaroslav Kotov, Evhenia Yavorska, Bohdan Yavorskiy, Oksana Dozorska, Vasyl Yatskiv. Ceur Workshop Proceedings, 3rd International Workshop on Computer Information Technologies in Industry 4.0, CITI 11 June 2025 - 12 June 2025. Volume 4057, Ternopil. pp. 277–286.

УДК 004.8:001.89

Аліна Воробець

Тернопільський національний технічний університет імені Івана Пулюя, Україна

**ВІД ІННОВАЦІЙ МАЙБУТНЬОГО ДО ЗАГРОЗ СУЧАСНОСТІ: АМБІВАЛЕНТНА
РОЛЬ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ**

***Анотація:** У матеріалі досліджується подвійний характер штучного інтелекту: він здатний підвищувати ефективність, створювати нові професії та прискорювати наукові відкриття, але водночас несе ризики дезінформації, маніпуляцій та загрози приватності. Розглядаються приклади застосування ШІ в медицині, освіті та економіці, а також випадки, що демонструють потенційну небезпеку технології. Підкреслюється, що користь або шкода ШІ залежить від етичності та контролю його використання.*

***Ключові слова:** штучний інтелект, ризики ШІ, автоматизація та професії, дезінформація та маніпуляції, технології майбутнього.*

Alina Vorobets

Ternopil Ivan Pul'uj National Technical University, Ukraine

**FROM FUTURE INNOVATIONS TO PRESENT THREATS: THE AMBIVALENT
ROLE OF ARTIFICIAL INTELLIGENCE**

У ХХІ столітті, в епоху стрімкого розвитку технологій, штучний інтелект займає провідне місце серед наукових досягнень людства, ставши одним із найважливіших сучасних винаходів – поряд із електроенергією, Інтернетом та комп'ютерними технологіями. Його вплив поширюється на всі сфери діяльності людини – від вирішення побутових потреб до складних наукових досліджень.

Щодня суспільство активно використовує програмні додатки, які функціонують на основі штучного інтелекту. Зокрема, голосові помічники, такі як Siri та Google Assistant, сприяють організації робочого часу, тоді як навігаційні сервіси, зокрема Google Maps та Waze, забезпечують ефективне планування маршрутів і орієнтацію у просторі.

Проте, користувачі часто не усвідомлюють, що штучний інтелект щоденно функціонує поряд із ними, виконуючи завдання з генерації зображень, музики, відео, текстів та інших продуктів творчої діяльності, що імітують людську роботу.

Завдяки потужним обчислювальним можливостям штучний інтелект здатний обробляти за лічені секунди великі обсяги інформації, на опрацювання яких людині знадобилися б роки. Він створює точні аналітичні прогнози та ефективно застосовується не лише в науці й освіті, а й у медицині, промисловості та мистецтві, допускаючи помилки значно рідше, ніж людина через неуважність.

ДОДАТОК Б

Фрагменти коду

Лістинг Б.1 – Препроцесинг ЕКГ (0.5–40 Гц, нотч 50 Гц, видалення дрейфу)

```
function ecg_clean = ecg_preprocess(ecg_raw, Fs)
% ECG_PREPROCESS Попередня обробка ЕКГ:
% - смугова фільтрація 0.5-40 Гц
% - нотч-фільтр 50 Гц
% - видалення дрейфу ізолінії
%
% Вхід:
%   ecg_raw - сирий ЕКГ-сигнал (вектор)
%   Fs      - частота дискретизації, Гц
%
% Вихід:
%   ecg_clean - очищений сигнал

% 1. Смуговий фільтр 0.5-40 Гц (Butterworth, 4-й порядок)
[b_bp, a_bp] = butter(4, [0.5 40]/(Fs/2), 'bandpass');
ecg_filt = filtfilt(b_bp, a_bp, double(ecg_raw(:)));

% 2. Нотч-фільтр 50 Гц
f0 = 50;                % частота мережі
Q  = 35;                % добротність
w0 = f0/(Fs/2);
bw = w0/Q;
[b_notch, a_notch] = iirnotch(w0, bw);
ecg_notch = filtfilt(b_notch, a_notch, ecg_filt);

% 3. Видалення дрейфу ізолінії рухомим середнім
win = round(0.5 * Fs); % ~0.5 с вікно
baseline = movmean(ecg_notch, win);
ecg_clean = ecg_notch - baseline;

% Нормалізація амплітуди
ecg_clean = ecg_clean ./ max(abs(ecg_clean));

end
```

Лістинг Б.2 – Реалізація алгоритму Pan–Tompkins (детекція R-піків)

```
function [R_locs, R_vals] = pan_tompkins(ecg_clean, Fs)
% PAN_TOMPKINS Детекція R-піків у ЕКГ-сигналі за алгоритмом Pan-
Tompkins.
%
% Вхід:
%   ecg_clean - очищений ЕКГ (після ecg_preprocess)
```

```

% Fs          - частота дискретизації, Гц
%
% Вихід:
% R_locs - індекси R-піків (у відліках)
% R_vals - значення ЕКГ у точках R-піків

x = ecg_clean(:);

% 1. Додаткова смугова фільтрація 5-15 Гц (посилення QRS)
[b, a] = butter(1, [5 15]/(Fs/2), 'bandpass');
y = filtfilt(b, a, x);

% 2. Диференціювання (дискретний оператор Pan-Tompkins)
d = filter([1 2 0 -2 -1]/8, 1, y);

% 3. Квадратування
sq = d.^2;

% 4. Рухоме інтегруюче вікно (приблизно 150 мс)
win = round(0.15*Fs);
mwi = filter(ones(1,win)/win, 1, sq);

% 5. Адаптивне порогоування
mwi = mwi / max(mwi); % нормалізація
thr = 0.3; % початковий поріг (можна адаптувати)
refractory = round(0.2*Fs); % рефрактерний період ~200 мс

R_locs = [];
last_R = -inf;

for n = 1:length(mwi)
    if mwi(n) > thr && (n - last_R) > refractory
        % локальний максимум в околі для точного R
        search = round(0.05*Fs);
        i1 = max(1, n-search);
        i2 = min(length(x), n+search);
        [~, idx_local] = max(x(i1:i2));
        Rpos = i1 + idx_local - 1;

        R_locs(end+1,1) = Rpos; %#ok<AGROW>
        last_R = Rpos;

        % адаптація порогу (спрощена схема)
        thr = 0.9*thr + 0.1*mwi(n);
    end
end

R_vals = x(R_locs);
end

```

Лістинг Б.3 – Обчислення метрик Se, PPV, F1 на основі анотацій MIT-BIH

```

function [Se, PPV, F1, TP, FP, FN] = evaluate_rpeaks(R_ref, R_det,
Fs, tol_ms)

```

```

% EVALUATE_RPEAKS  Оцінка якості детекції R-піків.
%
% Вхід:
%   R_ref   - еталонні точки R (у відліках, з анотацій MIT-BIH)
%   R_det   - знайдені алгоритмом точки R (у відліках)
%   Fs      - частота дискретизації, Гц
%   tol_ms  - допустиме відхилення, мс (наприклад, 100)
%
% Вихід:
%   Se, PPV, F1 - показники чутливості, точності і F1-міри
%   TP, FP, FN  - кількість правильно/хибно/пропущених піків

if nargin < 4
    tol_ms = 100;
end

tol_samples = round(tol_ms * 1e-3 * Fs);

R_ref = R_ref(:);
R_det = R_det(:);

TP = 0;
FP = 0;
FN = 0;

used_det = false(size(R_det));

% проходимо по кожному еталонному R
for i = 1:length(R_ref)
    r = R_ref(i);
    % знаходимо детектований пік у вікні [r - tol, r + tol]
    idx = find(abs(R_det - r) <= tol_samples & ~used_det, 1,
'first');
    if ~isempty(idx)
        TP = TP + 1;
        used_det(idx) = true;
    else
        FN = FN + 1;
    end
end

% все, що залишилось з R_det, вважаємо FP
FP = FP + sum(~used_det);

Se = TP / (TP + FN + eps);
PPV = TP / (TP + FP + eps);
F1 = 2 * Se * PPV / (Se + PPV + eps);
end

```

Лістинг Б.4 – Екстракція ознак (RR, SDNN, RMSSD, морфологія)

```

function feats = extract_features(ecg_clean, R_locs, Fs)
% EXTRACT_FEATURES  Формування набору ознак для класифікації
аритмій.

```

```

%
% Вхід:
%   ecg_clean - очищений сигнал
%   R_locs    - індекси R-піків
%   Fs        - частота дискретизації
%
% Вихід:
%   feats - структура з ознаками + за бажанням вектор [1xN]

R_locs = R_locs(:);
RR = diff(R_locs) / Fs;    % у секундах

% HRV-метрики
meanRR = mean(RR);
SDNN    = std(RR);
RMSSD   = sqrt(mean(diff(RR).^2));

% Часова морфологічна ознака: тривалість QRS (дуже спрощено)
% Для реальної роботи - знайти Q і S окремо
% Тут: вікно ±50 мс навколо R
qrs_widths = zeros(length(R_locs),1);
win = round(0.05*Fs);
for i = 1:length(R_locs)
    i1 = max(1, R_locs(i)-win);
    i2 = min(length(ecg_clean), R_locs(i)+win);
    seg = ecg_clean(i1:i2);
    % ширина на половині амплітуди
    thr = 0.5 * max(seg);
    idx = find(seg > thr);
    if ~isempty(idx)
        qrs_widths(i) = (idx(end) - idx(1)) / Fs;
    else
        qrs_widths(i) = NaN;
    end
end

meanQRS = nanmean(qrs_widths);

% амплітуда R
R_amp = ecg_clean(R_locs);
meanR = mean(R_amp);

feats.meanRR = meanRR;
feats.SDNN   = SDNN;
feats.RMSSD  = RMSSD;
feats.meanQRS = meanQRS;
feats.meanR  = meanR;

% опціонально - повернути як вектор
feats.vector = [meanRR, SDNN, RMSSD, meanQRS, meanR];
end

```

Лістинг Б.5 – Навчання SVM-класифікатора та прогнозування

```

function model = train_svm_classifier(X_train, y_train)
% TRAIN_SVM_CLASSIFIER Навчання SVM-класифікатора для аритмій.
%
% Вхід:
%   X_train - матриця ознак [N x d]
%   y_train - вектор класів [N x 1]
%
% Вихід:
%   model    - навчена SVM-модель

% Стандартизація ознак
mu  = mean(X_train,1);
sig = std(X_train,[],1) + eps;
Xn  = bsxfun(@rdivide, bsxfun(@minus, X_train, mu), sig);

% Навчання SVM з RBF-ядром
model.svm = fitcsvm(Xn, y_train, ...
                    'KernelFunction', 'rbf', ...
                    'Standardize', false, ...
                    'BoxConstraint', 1, ...
                    'KernelScale', 'auto');

model.mu  = mu;
model.sig = sig;
end

function y_pred = svm_predict(model, X_test)
% SVM_PREDICT Класифікація нових прикладів за навченою моделлю.

Xn = bsxfun(@rdivide, bsxfun(@minus, X_test, model.mu),
model.sig);
y_pred = predict(model.svm, Xn);
end

```

Лістинг Б.6 – Основний сценарій аналізу одного запису MIT-BIH

```

% MAIN_DEMO.M Приклад повного аналізу одного запису MIT-BIH

clear; clc;

recordName = '100'; % номер запису MIT-BIH
Fs = 360;           % частота дискретизації (для MIT-BIH)

% 1. Завантаження сигналу
% Варіант А: через WFDB (якщо встановлено):
% [sig, Fs, tm] = rdsamp(recordName);
% ecg_raw = sig(:,1);

% Варіант Б: з .mat файлу (попередньо експортованого)
data = load([recordName '.mat']);
ecg_raw = double(data.val(1,:)).'; % перший канал

```

```

% 2. Попередня обробка
ecg_clean = ecg_preprocess(ecg_raw, Fs);

% 3. Детекція R-піків
[R_locs, R_vals] = pan_tompkins(ecg_clean, Fs);

% 4. Завантаження еталонних R (наприклад, з .mat або ATR)
% Тут: припустимо, що R_ref вже є у робочому просторі
% (в реальній реалізації - окрема функція для читання анотацій)
load([recordName '_Rref.mat']); % змінна R_ref

% 5. Оцінка якості детекції
[Se, PPV, F1, TP, FP, FN] = evaluate_rpeaks(R_ref, R_locs, Fs,
100);

fprintf('Запис %s: Se=%.2f%%, PPV=%.2f%%, F1=%.2f%%\n', ...
        recordName, Se*100, PPV*100, F1*100);

% 6. Екстракція ознак для класифікації
feats = extract_features(ecg_clean, R_locs, Fs);
disp('Ознаки запису:');
disp(feats.vector);

% 7. (Опціонально) - використання навченої SVM-моделі
% load svm_model.mat; % модель, отримана раніше
% y_pred = svm_predict(model, feats.vector);
% fprintf('Клас запису %s: %d\n', recordName, y_pred);

% 8. Візуалізація
t = (0:length(ecg_clean)-1)/Fs;
figure;
plot(t, ecg_clean); hold on;
plot(R_locs/Fs, R_vals, 'ro');
xlabel('t, c'); ylabel('Нормалізований ЕКГ');
title(['Екг сигнал та знайдені R-піки (запис ' recordName ')']);
grid on;

```