

МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ
Національний університет «Запорізька політехніка»

Факультет комп'ютерних наук і технологій
(повне найменування факультету)

Кафедра програмних засобів
(повне найменування кафедри)

Пояснювальна записка

до дипломного проєкту (роботи)

бакалавр

(ступінь вищої освіти)

на тему СТВОРЕННЯ ПРОГРАМНОЇ СИСТЕМИ ДЛЯ ВЕЙВЛЕТ-АНАЛІЗУ
КАРДІОСИГНАЛУ

DESIGN OF A SOFTWARE SYSTEM FOR WAVELET-ANALYSIS OF A
CARDIO SIGNAL

Виконав: студент 4 курсу, групи КНТ-212

Спеціальності 122 Ком'ютерні науки
(код і найменування спеціальності)

Освітня програма (спеціалізація)

Ком'ютерні науки

КРУТІЙ Д.С.

(ПРІЗВИЩЕ та ініціали)

Керівник ДУБРОВІН В.І.

(ПРІЗВИЩЕ та ініціали)

Рецензент ГОЛУБ Т.В.

(ПРІЗВИЩЕ та ініціали)

МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ
Національний університет «Запорізька політехніка»
 (повне найменування закладу вищої освіти)

Факультет КНТ
 Кафедра програмних засобів
 Ступінь вищої освіти бакалавр
 Спеціальність 122 Комп'ютерні науки
 (код і найменування)
 Освітня програма (спеціалізація) Комп'ютерні науки
 (назва освітньої програми (спеціалізації))

ЗАТВЕРДЖУЮ

Завідувач кафедри ПЗ, д.т.н, проф.
Сергій СУББОТІН
 “ ” 2026 року

З А В Д А Н Н Я

НА ДИПЛОМНИЙ ПРОЄКТ (РОБОТУ) СТУДЕНТА

КРУТІЯ Дмитра Сергійовича

(ПРИЗВИЩЕ, ім'я, по батькові)

1. Тема проєкту (роботи) Створення програмної системи для вейвлет-аналізу кардіосигналу. Design of a Software System for Wavelet-Analysis of a Cardio Signal

керівник проєкту (роботи) к.т.н., проф., ДУБРОВІН Валерій Іванович

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

затверджені наказом закладу вищої освіти від “ 07 ” квітня 2026 року № 139

2. Строк подання студентом проєкту (роботи) 1 червня 2026 року

3. Вихідні дані до проєкту (роботи) рекомендована література, завдання

4. Зміст розрахунково-пояснювальної записки (перелік питань, які потрібно розробити) 1. Теоретичні основи обробки та аналізу кардіосигналів. 2. Проєктування алгоритму вейвлет-аналізу кардіосигналу. 3. Програмна реалізація та тестування системи вейвлет-аналізу.

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

Слайди презентації

6. Консультанти розділів проєкту (роботи)

Розділ	ПРІЗВИЩЕ, ініціали та посада консультанта	Підпис, дата	
		завдання видав	прийняв виконане завдання
1-4 Основна частина	ДУБРОВІН В.І., професор		
Нормоконтроль	БЄЛОВА А.В., асистент		

7. Дата видачі завдання « 20 » квітня 2026 року.

КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

№ з/п	Назва етапів дипломного проєкту (роботи)	Строк виконання етапів проєкту (роботи)	Примітка
1	Постановка завдання роботи.	1 тиждень	Завдання
2	Аналіз предметної області.	1 тиждень	Розділ 1
3	Вибір мови програмування та інших технологій розробки.	2 тиждень	Розділ 2
4	Розробка архітектури програми.	2 тиждень	Розділ 3
5	Розробка програми.	3-4 тижні	Розділ 3, 4
6	Тестування та експериментальне дослідження програмного забезпечення.	5 тиждень	Розділ 4
7	Оформлення пояснювальної записки та документів до неї.	6 тиждень	Додатки
8	Нормоконтроль та рецензування.	7 тиждень	
9	Захист роботи.	8 тиждень	

Студент

_____ Дмитро КРУТІЙ
(підпис) (Ім'я ПРІЗВИЩЕ)

Керівник проєкту (роботи)

_____ Валерій ДУБРОВІН
(підпис) (Ім'я ПРІЗВИЩЕ)

РЕФЕРАТ

Пояснювальна записка до дипломної кваліфікаційної роботи бакалавра:
74 с., 5 табл., 11 рис., 2 дод., 22 джерела.

ВЕЙВЛЕТ-АНАЛІЗ, КОМП'ЮТЕРНА ПРОГРАМА, ЦИФРОВА
ОБРОБКА СИГНАЛІВ, ЕЛЕКТРОКАРДІОГРАМА, PYTHON, PYWAVELETS.

Об'єкт дослідження – процес цифрової обробки та аналізу кардіосигналів.

Предмет дослідження – методи вейвлет-аналізу електрокардіографічних сигналів та програмні засоби їх реалізації.

Мета роботи – розробка програмної системи аналізу кардіосигналів на основі методів вейвлет-перетворення для виявлення шумів, аналізу структури електрокардіографічного сигналу та локалізації аномальних змін.

Матеріали, методи та технічні засоби: цифрова обробка сигналів (фільтрація, нормалізація, сегментація), вейвлет-аналіз, порогова обробка вейвлет-коефіцієнтів (м'яке порогоування), виявлення R-піків (SciPy find_peaks + аналіз RR-інтервалів), аналіз локальної енергії сигналу, статистичний аналіз. Мова програмування: Python

Результати. Розроблено повнофункціональний програмний модуль автоматичного аналізу ЕКГ, реалізовано багатоступеневу обробку: смугова фільтрація нормалізація вейвлет-шумозаглушення (db4, 5 рівнів). Автоматичне виявлення R-піків та аналіз RR-інтервалів. Виявлення аномальних ділянок за двома критеріями: відхилення RR-інтервалів (>20%) та підвищена локальна енергія. Успішне тестування на тестовому сигналі (10 с, 360 Гц) з штучними шумами та аномалією.

Висновки. Розроблена система забезпечує якісне шумозаглушення без суттєвого спотворення корисних компонентів ЕКГ. Програмне рішення має практичну цінність для навчальних цілей, досліджень та може бути основою для систем автоматизованої медичної діагностики.

ABSTRACT

Explanatory note to the diploma qualifying work of the bachelor: 74 pages, 5 tables, 11 figures, 2 appendixes, 22 sources.

WAVELET ANALYSIS, COMPUTER PROGRAM, DIGITAL SIGNAL PROCESSING, ELECTROCARDIOGRAM, PYTHON, PYWAVELETS.

Research object – the process of digital processing and analysis of cardiac signals.

Research subject – methods of wavelet analysis of electrocardiographic signals and software tools for their implementation.

The aim of the work is to develop a software system for analyzing cardiac signals based on wavelet transform methods to detect noise, analyze the structure of the electrocardiographic signal, and localize abnormal changes.

Materials, methods, and technical means: digital signal processing (filtering, normalization, segmentation), wavelet analysis, thresholding of wavelet coefficients (soft thresholding), detection of R-peaks (SciPy find_peaks + RR-interval analysis), analysis of local signal energy, statistical analysis. Programming language: Python.

Results. A fully functional software module for automatic ECG analysis was developed, implementing multi-stage processing: bandpass filtering, normalization, and wavelet noise reduction (db4, 5 levels). Automatic detection of R-peaks and analysis of RR intervals. Detection of abnormal segments based on two criteria: RR interval deviation ($>20\%$) and increased local energy. Successful testing on a test signal (10 s, 360 Hz) with artificial noise and an anomaly.

Conclusions. The developed system provides high-quality noise suppression without significantly distorting the useful components of the ECG. The software solution has practical value for educational purposes and research, and can serve as the basis for automated medical diagnostic systems.

ЗМІСТ

Вступ.....	7
1 Теоретичні основи обробки та аналізу кардіосигналів	11
1.1 Особливості кардіосигналів як об'єкта цифрової обробки	11
1.2 Методи цифрової обробки біомедичних сигналів	16
1.3 Застосування вейвлет-аналізу для дослідження кардіосигналів	21
2 Проєктування алгоритму вейвлет-аналізу кардіосигналу	26
2.1 Формування вимог до програмної системи аналізу кардіосигналів	26
2.2 Розробка алгоритму попередньої обробки ЕКГ-сигналу	31
2.3 Розробка алгоритму вейвлет-аналізу кардіосигналу	36
3 Програмна реалізація та тестування системи вейвлет-аналізу	43
3.1 Розробка програмного модуля аналізу кардіосигналу	43
3.2 Тестування та оцінювання результатів роботи програми	46
Висновки	53
Перелік джерел посилання.....	56
Додаток А Текст програми	59
Додаток Б Слайди презентації.....	67

ВСТУП

В сучасних умовах розвитку інформаційних технологій та цифрової медицини особливого значення набувають методи автоматизованої обробки біомедичних сигналів. Стрімке поширення комп'ютерних систем моніторингу фізіологічних параметрів людини, розвиток телемедицини, портативних діагностичних пристроїв та інтелектуальних систем підтримки прийняття медичних рішень формують потребу у створенні ефективних програмних засобів аналізу кардіосигналів. Одним із найбільш важливих типів біомедичних сигналів є електрокардіографічний сигнал, оскільки саме електрокардіографія дозволяє отримувати інформацію про функціональний стан серцево-судинної системи, виявляти патологічні зміни серцевого ритму, діагностувати аритмії, ішемічні порушення та інші небезпечні стани [1].

Кардіосигнали характеризуються складною структурою, значною кількістю високочастотних і низькочастотних компонентів, а також чутливістю до зовнішніх завад та шумів. Під час реєстрації електрокардіограми на сигнал можуть впливати електромагнітні перешкоди, м'язові артефакти, нестабільність базової лінії, рухові шуми та інші фактори, що суттєво ускладнюють процес аналізу. Тому, виникає необхідність використання сучасних математичних методів цифрової обробки сигналів, здатних забезпечити високу точність виділення корисної інформації та виявлення патологічних змін [2].

Одним із найбільш ефективних підходів до аналізу нестационарних сигналів є вейвлет-аналіз [3]. На відміну від класичних методів спектрального аналізу, вейвлет-перетворення дозволяє одночасно досліджувати часові та частотні характеристики сигналу, що є особливо важливим при роботі з електрокардіограмами. Використання вейвлетів дає можливість ефективно виконувати шумозаглушення, виділення характерних компонентів ЕКГ-сигналу, локалізацію аномальних ділянок та аналіз короткочасних змін у структурі сигналу [4]. Завдяки цьому вейвлет-аналіз широко застосовується у сучасних

медичних інформаційних системах, системах моніторингу пацієнтів та програмних комплексах автоматизованої діагностики.

Особливо актуальним є питання програмної реалізації таких методів із використанням сучасних мов програмування та бібліотек цифрової обробки сигналів. Мова програмування Python на сьогодні є одним із найбільш популярних інструментів для створення систем аналізу даних, машинного навчання та обробки сигналів. Наявність великої кількості спеціалізованих бібліотек для математичних обчислень, роботи з сигналами та візуалізації результатів дозволяє створювати ефективні програмні рішення для аналізу кардіосигналів із високим рівнем точності та наочності.

Актуальність теми дослідження полягає у необхідності розробки сучасних програмних засобів для аналізу кардіосигналів, здатних забезпечити ефективне виявлення шумів, аномалій та характерних змін у структурі електрокардіографічного сигналу. Використання вейвлет-аналізу дозволяє суттєво підвищити якість цифрової обробки біомедичних сигналів, що має важливе значення для систем автоматизованої медичної діагностики, дистанційного моніторингу стану пацієнтів та інтелектуальних медичних інформаційних систем.

Метою роботи є розробка програмної системи аналізу кардіосигналів на основі методів вейвлет-перетворення для виявлення шумів, аналізу структури електрокардіографічного сигналу та локалізації аномальних змін.

Для досягнення поставленої мети необхідно виконати такі завдання:

- дослідити особливості електрокардіографічних сигналів як об'єкта цифрової обробки;
- проаналізувати сучасні методи обробки та аналізу кардіосигналів;
- дослідити принципи роботи вейвлет-перетворення та особливості його застосування для аналізу ЕКГ;
- виконати аналіз методів попередньої фільтрації та шумозаглушення кардіосигналів;

- сформулювати функціональні вимоги до програмної системи аналізу кардіосигналів;
- розробити алгоритм попередньої обробки електрокардіографічного сигналу;
- реалізувати алгоритм вейвлет-аналізу кардіосигналу мовою програмування Python;
- реалізувати модулі виявлення аномальних ділянок та характерних компонентів ЕКГ;
- виконати тестування програмної системи на прикладах кардіосигналів;
- оцінити ефективність роботи розробленого програмного забезпечення.

Об'єкт дослідження: процес цифрової обробки та аналізу кардіосигналів.

Предмет дослідження: методи вейвлет-аналізу електрокардіографічних сигналів та програмні засоби їх реалізації.

Методи дослідження базуються на використанні методів цифрової обробки сигналів, математичного аналізу, вейвлет-перетворення, алгоритмів фільтрації та шумозаглушення сигналів, методів комп'ютерного моделювання, програмування мовою Python, а також методів візуалізації та аналізу результатів обробки кардіосигналів.

Наукова новизна одержаних результатів полягає в розробці програмного підходу до аналізу кардіосигналів із використанням методів вейвлет-перетворення для ефективного видалення шумів та виявлення аномальних компонентів електрокардіографічного сигналу. У роботі удосконалено підхід до програмної реалізації алгоритмів аналізу ЕКГ-сигналів шляхом інтеграції процедур попередньої обробки, вейвлет-декомпозиції та автоматизованого виявлення характерних змін сигналу в єдину програмну систему.

Практичне значення отриманих результатів полягає у створенні програмного забезпечення для аналізу кардіосигналів, яке може

використовуватись у навчальних цілях, системах біомедичної обробки сигналів, дослідницьких проєктах, а також як основа для подальшого розвитку систем автоматизованої медичної діагностики. Розроблена програма дозволяє виконувати фільтрацію кардіосигналів, проводити вейвлет-аналіз та виявляти аномальні ділянки електрокардіограми із подальшою візуалізацією результатів.

Структура роботи: робота складається зі вступу, трьох розділів, висновків та списку використаних джерел. В першому розділі розглянуто теоретичні основи аналізу кардіосигналів, особливості електрокардіографічного сигналу та застосування методів вейвлет-аналізу у цифровій обробці біомедичних сигналів. У другому розділі виконано проєктування алгоритмів попередньої обробки та вейвлет-аналізу кардіосигналу, а також сформовано структуру програмної системи. В третьому розділі представлено програмну реалізацію системи аналізу кардіосигналів мовою Python, результати тестування програми та оцінювання ефективності її роботи.

1 ТЕОРЕТИЧНІ ОСНОВИ ОБРОБКИ ТА АНАЛІЗУ КАРДІОСИГНАЛІВ

1.1 Особливості кардіосигналів як об'єкта цифрової обробки

Електрокардіографічний сигнал є одним із найбільш інформативних біомедичних сигналів, який використовується для оцінювання функціонального стану серцево-судинної системи людини. Електрокардіограма формується внаслідок реєстрації електричних потенціалів, що виникають під час процесів деполяризації та реполяризації міокарда. Під час скорочення серцевого м'яза виникають електричні імпульси, які поширюються через провідну систему серця та можуть бути зафіксовані на поверхні тіла за допомогою спеціальних електродів.

З технічної точки зору електрокардіографічний сигнал належить до категорії нестационарних біоелектричних сигналів із змінними часовими та амплітудними характеристиками. Його форма змінюється залежно від фізіологічного стану людини, частоти серцевих скорочень, рівня фізичного навантаження, емоційного стану, віку, наявності патологій серця та зовнішніх факторів. Нестационарність сигналу є однією з головних причин складності його цифрової обробки та аналізу [5].

Типовий діапазон амплітуд електрокардіографічного сигналу знаходиться в межах від 0,5 до 5 мВ, а основна корисна спектральна складова сигналу зазвичай розташовується у частотному діапазоні приблизно від 0,05 до 100 Гц. При цьому найбільш важливі для діагностики компоненти ЕКГ знаходяться переважно у межах від 0,5 до 40 Гц. Низькоамплітудний характер сигналу робить його дуже чутливим до різноманітних шумів та електромагнітних завад, тому процес реєстрації та цифрової обробки ЕКГ вимагає застосування спеціальних методів фільтрації та підсилення.

Для цифрової обробки електрокардіографічний сигнал проходить процедуру дискретизації та аналого-цифрового перетворення. Частота дискретизації вибирається залежно від вимог до точності аналізу та може становити 250 Гц, 360 Гц, 500 Гц або 1000 Гц у високоточних системах

моніторингу. Від правильного вибору частоти дискретизації залежить точність відтворення швидкозмінних компонентів ЕКГ-сигналу, зокрема комплексу QRS.

Під час цифрової обробки кардіосигналів важливим є забезпечення стабільності часових параметрів сигналу. Навіть незначні зміни положення електродів або порушення контакту зі шкірою можуть призводити до спотворення сигналу. Тому системи реєстрації ЕКГ повинні забезпечувати високу чутливість, стабільність підсилення та мінімальний рівень власних шумів [6].

Сучасні цифрові системи аналізу кардіосигналів використовують багатоступеневу обробку сигналу, яка включає попередню фільтрацію, усунення шумів, нормалізацію, сегментацію та виділення діагностично значущих компонентів. Однією з головних особливостей ЕКГ як об'єкта цифрової обробки є необхідність одночасного аналізу як часових, так і частотних характеристик сигналу. Тому, для дослідження кардіосигналів активно використовуються методи вейвлет-аналізу, які дозволяють локалізувати короткочасні зміни сигналу у часовій області та ефективно виявляти аномальні ділянки.

Ще однією важливою особливістю кардіосигналів є їх періодичний характер. Серцеві цикли повторюються через певні часові інтервали, але навіть в нормальному фізіологічному стані між окремими циклами існують незначні варіації. Це пов'язано з природною варіабельністю серцевого ритму, яка також може використовуватись як діагностичний параметр. Таким чином, система цифрової обробки повинна враховувати як регулярність структури сигналу, так і можливі відхилення від норми.

Електрокардіографічний сигнал характеризується високою інформативністю, однак одночасно є складним для автоматизованого аналізу через значну кількість факторів, що впливають на його форму та спектральні характеристики.

Структура електрокардіографічного сигналу складається з набору характерних хвиль, сегментів та інтервалів, які відображають електричну активність різних відділів серця. Кожен елемент ЕКГ має чітке фізіологічне та

діагностичне значення, тому його точне виділення є одним із головних завдань цифрової обробки сигналу [7].

Початковим елементом серцевого циклу є зубець Р, який відображає процес деполяризації передсердь. В нормальному стані його тривалість зазвичай не перевищує 0,1 с, а амплітуда становить приблизно 0,1–0,3 мВ. Аналіз форми та тривалості зубця Р дозволяє оцінювати функціональний стан передсердь та виявляти порушення передсердної провідності.

Після зубця Р формується інтервал PQ, який характеризує час проходження електричного імпульсу через атріовентрикулярний вузол. В нормальних умовах його тривалість знаходиться в межах 0,12–0,20 с. Збільшення тривалості цього інтервалу може свідчити про порушення провідності серця або розвиток атріовентрикулярної блокади.

Одним із найбільш важливих компонентів електрокардіограми є комплекс QRS, який відповідає процесу деполяризації шлуночків. Цей елемент має найбільшу амплітуду та найбільш різкі зміни сигналу у часовій області. Тривалість комплексу QRS у нормі становить приблизно 0,06–0,10 с. Комплекс складається з декількох окремих зубців: Q, R та S. Зубець R зазвичай має найбільшу амплітуду та використовується як основний орієнтир для визначення частоти серцевих скорочень і сегментації кардіосигналу [8].

В автоматизованих системах аналізу ЕКГ виявлення R-піків є одним із ключових етапів цифрової обробки. На основі часових інтервалів між R-піками визначається серцевий ритм, аналізується варіабельність серцевого ритму та виявляються аритмії. Через високу амплітуду та коротку тривалість комплекс QRS має широкий спектральний діапазон, що робить його добре помітним під час вейвлет-аналізу [6].

Після комплексу QRS формується сегмент ST, який характеризує початкову фазу реполяризації шлуночків. У нормальному стані цей сегмент розташовується поблизу ізолінії. Підйом або депресія сегмента ST можуть бути ознаками ішемічного ураження міокарда або інфаркту.

Наступним елементом є зубець Т, який відображає процес реполяризації шлуночків. Його форма, полярність та амплітуда є важливими діагностичними параметрами при оцінюванні електричної активності серця. Зміни зубця Т можуть свідчити про порушення електролітного балансу, ішемічні зміни або інші патологічні процеси.

В деяких випадках на електрокардіограмі також може спостерігатися зубець U, походження якого повністю не визначене, однак його поява іноді пов'язується з процесами реполяризації волокон Пуркінє. У практичних системах автоматизованого аналізу зубець U зазвичай не використовується як основний діагностичний параметр через його низьку амплітуду та нестабільність.

Важливими характеристиками ЕКГ-сигналу є і часові інтервали між окремими елементами. Інтервал RR використовується для оцінювання частоти серцевих скорочень та аналізу серцевого ритму. Інтервал QT характеризує сумарний час деполяризації та реполяризації шлуночків. Його подовження може бути ознакою небезпечних порушень серцевої діяльності [6].

Для цифрової обробки ЕКГ-сигналів критично важливим є точне визначення положення характерних точок сигналу. Помилки у виявленні R-піків, або меж комплексу QRS можуть призводити до неправильного визначення серцевого ритму та помилкової інтерпретації результатів аналізу. Через це сучасні алгоритми обробки ЕКГ використовують багаторівневі методи фільтрації, адаптивні алгоритми пошуку піків та вейвлет-перетворення для точного виділення основних компонентів сигналу.

Під час реєстрації електрокардіографічного сигналу на нього впливає значна кількість зовнішніх та внутрішніх факторів, які призводять до появи шумів, завад та спотворень. Наявність таких перешкод суттєво ускладнює процес автоматизованого аналізу ЕКГ, знижує точність виявлення характерних компонентів сигналу та може призводити до помилок діагностики. Тому, одним із найважливіших етапів цифрової обробки кардіосигналів є попереднє очищення сигналу від шумових складових.

Однією з найбільш поширених завад є дрейф базової лінії. Цей тип спотворення проявляється у вигляді повільного зміщення ізолінії сигналу та зазвичай виникає через рух пацієнта, дихальні процеси чи нестабільний контакт електродів зі шкірою. Частотний діапазон дрейфу базової лінії зазвичай знаходиться нижче 0,5 Гц. Наявність такого спотворення ускладнює аналіз сегмента ST та низькоамплітудних компонентів сигналу [9].

Іншим поширеним типом завад є електромережеві перешкоди, які виникають через вплив змінного струму мережі живлення. У більшості країн частота такої завади становить 50 Гц або 60 Гц. Ці перешкоди проявляються у вигляді синусоїдального шуму та можуть суттєво впливати на якість ЕКГ-сигналу. Для їх усунення зазвичай використовуються режекторні фільтри або адаптивні методи цифрової фільтрації.

Значну проблему при реєстрації кардіосигналів становлять м'язові артефакти, пов'язані зі скороченням скелетних м'язів. Такі шуми мають широкий спектральний діапазон і часто перекриваються зі спектром корисного ЕКГ-сигналу. М'язові шуми є особливо небезпечними для систем автоматичного виявлення комплексів QRS, бо можуть формувати хибні пікові компоненти.

Ще одним джерелом спотворень є рухові артефакти, які виникають при зміщенні електродів, або рухах пацієнта під час реєстрації сигналу. Такі завади мають імпульсний характер та можуть призводити до різких змін амплітуди сигналу. Рухові артефакти є складними для усунення через їх непередбачуваний характер та значну варіативність [10].

В системах цифрової обробки ЕКГ, також, враховується наявність високочастотного шуму електронних компонентів. Джерелом такого шуму можуть бути підсилювачі, аналого-цифрові перетворювачі, електронні схеми живлення та цифрові інтерфейси передачі даних. Для мінімізації впливу високочастотних шумів використовуються низькочастотні цифрові фільтри та методи згладжування сигналу.

Проблемою для автоматизованого аналізу є і спотворення форми сигналу внаслідок недостатньої частоти дискретизації або помилок аналого-цифрового

перетворення. При недостатній частоті дискретизації можливе виникнення ефекту аліасингу, при якому високочастотні компоненти сигналу неправильно відображаються у цифровій формі. Для уникнення цього ефекту перед дискретизацією використовуються аналогові антиаліасингові фільтри [11].

Через складний характер шумів та спотворень традиційні методи фільтрації не завжди забезпечують достатню ефективність очищення кардіосигналу. Тому, сучасні системи аналізу ЕКГ активно використовують вейвлет-перетворення, яке дозволяє локалізувати шумові компоненти одночасно в часовій та частотній областях. Вейвлет-аналіз забезпечує можливість ефективного видалення шумів без суттєвого спотворення корисних компонентів сигналу, що є особливо важливим для збереження діагностичної цінності електрокардіограми.

1.2 Методи цифрової обробки біомедичних сигналів

Після реєстрації електрокардіографічного сигналу першочерговим етапом цифрової обробки є його попередня підготовка до подальшого аналізу. В реальних умовах сигнал ЕКГ практично ніколи не надходить у систему в ідеальному вигляді. На нього накладаються низькочастотні зміщення базової лінії, електромережеві перешкоди, високочастотні шуми електронних компонентів та рухові артефакти. Якщо такі спотворення не усунути на ранньому етапі, точність подальшого аналізу різко знижується, особливо під час автоматичного виявлення комплексів QRS та аналізу часових інтервалів.

У цифрових системах обробки кардіосигналів найчастіше використовується каскадна схема фільтрації, у якій декілька типів цифрових фільтрів застосовуються послідовно [12]. На початковому етапі виконується усунення дрейфу базової лінії. Для цього використовуються високочастотні цифрові фільтри з частотою зрізу 0,3–0,7 Гц. Таке фільтрування дозволяє стабілізувати ізолінію сигналу та усунути повільні коливання, спричинені диханням чи зміною положення електродів [13].

Після компенсації низькочастотного зміщення виконується придушення високочастотних шумів. У більшості практичних систем застосовуються низькочастотні фільтри з верхньою межею 35–45 Гц. Такі параметри дозволяють зберегти основні компоненти ЕКГ-сигналу та одночасно усунути високочастотні завади, пов'язані з електронними компонентами та м'язовими артефактами.

Особливу увагу приділяють усуненню електромережових завад. Для цього застосовується режекторний цифровий фільтр із центральною частотою 50 Гц або 60 Гц залежно від параметрів електромережі. У цифровій реалізації такі фільтри зазвичай мають вузьку смугу пригнічення, що дозволяє мінімізувати втрату корисних спектральних компонентів кардіосигналу.

У системах високоточного аналізу ЕКГ використовуються й адаптивні методи фільтрації. Їх особливістю є автоматична зміна параметрів фільтра залежно від характеристик поточного сигналу. Адаптивна фільтрація дозволяє ефективніше працювати в умовах нестабільного рівня шумів та змінної амплітуди завад [6].

Після завершення фільтрації виконується нормалізація сигналу. Її основною метою є приведення амплітудних параметрів кардіосигналу до єдиного масштабу для забезпечення стабільної роботи алгоритмів аналізу. У реальних системах амплітуда ЕКГ може суттєво змінюватися залежно від типу обладнання, розташування електродів та фізіологічних особливостей пацієнта.

Найчастіше використовується амплітудна нормалізація методом мінімально-максимального масштабування, або стандартизації. Під час мінімально-максимальної нормалізації значення сигналу приводяться до діапазону від 0 до 1 або від -1 до 1. При стандартизації сигнал перетворюється таким чином, щоб середнє значення дорівнювало нулю, а стандартне відхилення – одиниці. Такий спосіб особливо ефективний при подальшому використанні алгоритмів машинного навчання, або адаптивного аналізу.

Для забезпечення стабільності цифрової обробки також використовується сегментація сигналу. Безперервний кардіосигнал поділяється на окремі часові фрагменти, що містять один чи декілька серцевих циклів. Це дозволяє зменшити

обчислювальне навантаження та спростити локальний аналіз характерних компонентів ЕКГ [14].

В практичних програмних системах цифрова обробка кардіосигналів реалізується із використанням спеціалізованих бібліотек Python, зокрема SciPy, NumPy та PyWavelets [15]. Бібліотека SciPy.signal дозволяє реалізовувати цифрові фільтри Баттерворта, Чебишева та FIR-фільтри, а NumPy використовується для швидкої математичної обробки масивів сигналу (табл. 1.1).

Таблиця 1.1 – Основні параметри цифрової фільтрації ЕКГ-сигналу

Тип фільтра	Призначення	Типовий діапазон частот
Високочастотний HPF	Усунення дрейфу базової лінії	0,3–0,7 Гц
Низькочастотний LPF	Придушення високочастотного шуму	до 35–45 Гц
Режекторний Notch	Усунення мережевої завади	50/60 Гц
Смуговий Band-pass	Виділення корисного ЕКГ-діапазону	0,5–40 Гц
Адаптивний фільтр	Компенсація змінних шумів	Динамічно змінний

Після попередньої обробки сигналу одним із головних етапів цифрового аналізу є виявлення характерних точок електрокардіограми. На основі координат цих точок визначаються часові параметри серцевого циклу, аналізується ритм серця та виконуються діагностичні процедури.

Найбільш важливим елементом для автоматичного аналізу є R-пік комплексу QRS. Його виявлення використовується як базова точка для подальшої сегментації сигналу. У більшості випадків саме точність визначення R-піків визначає ефективність усієї системи аналізу ЕКГ [6].

Одним із найбільш поширених методів виявлення QRS-комплексів є алгоритм Пан-Томпкінса. Цей алгоритм базується на послідовному виконанні смугової фільтрації, диференціювання, піднесення сигналу до квадрату та інтегрування у ковзному вікні. Основною перевагою такого підходу є висока швидкість роботи та ефективність при обробці сигналів у режимі реального часу.

В сучасних програмних системах, теж, активно використовуються методи на основі вейвлет-перетворення. Під час вейвлет-декомпозиції сигналу комплекс QRS добре виділяється на певних рівнях розкладання через наявність різких змін амплітуди. Це дозволяє більш точно локалізувати R-піки, навіть, і присутності шумів.

Для виявлення характерних точок застосовуються і методи похідних. Перша та друга похідні сигналу дозволяють визначати ділянки різкої зміни амплітуди, характерні для комплексу QRS. Проте такі алгоритми є чутливими до шумів, тому потребують якісної попередньої фільтрації [16].

У системах високої точності використовуються адаптивні порогові алгоритми. Вони автоматично змінюють рівень спрацювання залежно від поточної амплітуди сигналу та статистичних характеристик шуму. Такий спосіб дозволяє зменшити кількість хибних спрацювань під час аналізу сигналів із нестабільною амплітудою.

Після виявлення R-піків виконується пошук інших компонентів ЕКГ-сигналу. Межі комплексу QRS визначаються шляхом аналізу зміни похідної сигналу, або локальної енергії вейвлет-коефіцієнтів. Зубці Р та Т виявляються у часових вікнах відносно знайденого комплексу QRS [17].

В сучасних програмних системах аналізу кардіосигналів активно використовуються алгоритми машинного навчання. Нейронні мережі та згорткові моделі дозволяють автоматично виявляти характерні точки сигналу, навіть, в складних умовах із високим рівнем шумів. Але такі системи потребують значних обсягів навчальних даних та високих обчислювальних ресурсів (табл. 1.2).

Таблиця 1.2 – Методи автоматичного виявлення характерних точок ЕКГ

Метод	Основний принцип	Особливість застосування
Пан-Томпкінса	Аналіз похідної та інтегрування	Робота в реальному часі
Вейвлет-аналіз	Аналіз локальних спектральних змін	Висока стійкість до шумів
Пороговий метод	Пошук амплітудних максимумів	Простота реалізації
Метод похідних	Виявлення різких змін сигналу	Висока чутливість до шумів
Нейронні мережі	Автоматичне навчання ознак	Висока точність класифікації

Аналіз аномалій у кардіосигналах є одним із ключових напрямів цифрової обробки ЕКГ, бо саме виявлення патологічних змін дозволяє здійснювати автоматизовану діагностику порушень серцевої діяльності. В програмних системах аналізу кардіосигналів аномаліями вважаються будь-які відхилення форми сигналу, часових параметрів або ритмічної структури від нормальних фізіологічних значень.

Одним із найпоширеніших підходів є аналіз часових параметрів сигналу. В цьому випадку система контролює тривалість інтервалів RR, PQ, QT та ширину комплексу QRS. Виявлення відхилень від встановлених меж дозволяє автоматично визначати тахікардію, брадикардію, блокади провідної системи серця та інші порушення ритму [18].

Іншим важливим методом є морфологічний аналіз сигналу. У цьому випадку оцінюється форма зубців та сегментів електрокардіограми. Аналізується симетрія зубця Т, висота R-піка, зміщення сегмента ST та інші параметри. Морфологічний аналіз особливо важливий при виявленні ішемічних змін та інфаркту міокарда.

Для аналізу складних аномалій широко використовуються спектральні методи. Перетворення Фур'є дозволяє оцінити частотний склад сигналу, однак

через нестационарний характер ЕКГ його можливості є обмеженими. Значно кращі результати демонструє вейвлет-аналіз, який дозволяє виявляти локальні зміни спектральних характеристик у часі.

Під час вейвлет-аналізу аномальні компоненти сигналу проявляються у вигляді змін енергії вейвлет-коефіцієнтів на певних рівнях декомпозиції. Це дозволяє виявляти короточасні патологічні зміни, які складно визначити традиційними методами спектрального аналізу [3, с. 87-92].

В сучасних системах аналізу кардіосигналів також використовуються методи машинного навчання. Для класифікації серцевих ритмів застосовуються нейронні мережі, метод опорних векторів, дерева рішень та ансамблеві алгоритми. Такі системи можуть автоматично визначати тип аритмії, або прогнозувати ймовірність патологічного стану на основі великої кількості параметрів сигналу.

Одним із перспективних напрямів є комбінований аналіз, при якому одночасно використовуються часові, спектральні та морфологічні характеристики сигналу. Такий варіант дозволяє значно підвищити точність автоматичного виявлення аномалій та зменшити кількість помилкових спрацювань.

Для практичної реалізації аналізу аномалій у Python широко використовуються бібліотеки NeuroKit2, SciPy, WFDB та PyWavelets. Вони забезпечують можливість автоматичного завантаження ЕКГ-сигналів, виділення характерних точок, виконання вейвлет-перетворення та побудови систем автоматизованої класифікації кардіосигналів.

1.3 Застосування вейвлет-аналізу для дослідження кардіосигналів

Вейвлет-аналіз є одним із найбільш ефективних методів цифрової обробки нестационарних сигналів, до яких належить електрокардіографічний сигнал. Основною особливістю вейвлет-перетворення є можливість одночасного аналізу часових та частотних характеристик сигналу. На відміну від класичного

перетворення Фур'є, де сигнал розглядається лише у частотній області, вейвлет-аналіз дозволяє визначати локальні зміни структури сигналу в конкретні моменти часу [8].

В системах аналізу кардіосигналів використовуються два основні типи вейвлет-перетворення: неперервне вейвлет-перетворення (Continuous Wavelet Transform, CWT) та дискретне вейвлет-перетворення (Discrete Wavelet Transform, DWT).

Неперервне вейвлет-перетворення виконує аналіз сигналу шляхом безперервної зміни масштабу та положення базової вейвлет-функції. Такий підхід забезпечує дуже високу деталізацію сигналу та дозволяє точно локалізувати короточасні зміни амплітуди, або спектрального складу. При аналізі ЕКГ це дає можливість виявляти дрібні локальні аномалії, зміни форми комплексу QRS або нестандартні пікові компоненти.

Основним недоліком неперервного перетворення є високе обчислювальне навантаження. Через необхідність аналізу великої кількості масштабів та часових позицій такий підхід потребує значних ресурсів процесора та оперативної пам'яті. Тому, CWT переважно використовується у дослідницьких задачах, візуальному аналізі сигналів та високоточних системах медичної діагностики [19].

В практичних програмних системах аналізу кардіосигналів частіше застосовується дискретне вейвлет-перетворення. Його особливістю є використання дискретного набору масштабів та часових зміщень. Це дозволяє суттєво зменшити обсяг обчислень та забезпечити можливість аналізу сигналів в режимі реального часу.

Під час DWT сигнал проходить через систему цифрових фільтрів низьких та високих частот. На кожному рівні декомпозиції формуються апроксимуючі та деталізуючі коефіцієнти. Апроксимуючі коефіцієнти містять низькочастотну інформацію сигналу, тоді як деталізуючі коефіцієнти відображають швидкі локальні зміни та високочастотні компоненти.

В системах аналізу ЕКГ найбільш інформативними для виявлення комплексу QRS є середні рівні декомпозиції, бо якраз в цьому діапазоні концентрується основна енергія різких змін сигналу. Низькі рівні деталізації частіше містять високочастотний шум, а високі рівні – повільні зміни базової лінії [20, с. 16-21].

Для програмної реалізації вейвлет-аналізу в Python широко використовується бібліотека PyWavelets. Вона забезпечує підтримку багатьох типів вейвлетів, серед яких найбільш популярними для аналізу ЕКГ є Daubechies, Symlet, Coiflet та Biorthogonal. На практиці для кардіосигналів найчастіше використовуються вейвлети Daubechies четвертого, або шостого порядку, бо їх форма добре узгоджується зі структурою комплексу QRS (табл. 1.3).

Таблиця 1.3 – Дискретне та неперервне вейвлет-перетворення

Характеристика	CWT	DWT
Тип масштабів	Безперервний	Дискретний
Обчислювальна складність	Висока	Помірна
Точність локалізації	Дуже висока	Висока
Робота в реальному часі	Обмежена	Підтримується
Використання у практичних системах	Дослідницький аналіз	Програмні системи ЕКГ

Електрокардіографічний сигнал належить до нестационарних сигналів, в яких спектральні характеристики змінюються в часі. Ця особливість суттєво ускладнює використання класичних методів спектрального аналізу. Перетворення Фур'є дозволяє визначати частотний склад сигналу, але не забезпечує інформацію про момент виникнення конкретних частотних компонентів. Для аналізу ЕКГ така інформація є критично важливою, оскільки патологічні зміни часто мають короткочасний локальний характер.

Вейвлет-аналіз дозволяє одночасно оцінювати часові та частотні параметри сигналу [21]. Це забезпечує можливість локалізації короткотривалих

аномалій, різких змін амплітуди та локальних порушень ритму. Завдяки цій особливості вейвлет-перетворення стало одним із базових інструментів сучасної цифрової кардіографії [22, с. 11-17].

Однією з головних переваг вейвлет-аналізу є адаптивна часо-частотна роздільна здатність. Для високочастотних компонентів забезпечується висока часова точність, а для низькочастотних – краща частотна деталізація. Це особливо важливо при аналізі ЕКГ, оскільки комплекс QRS характеризується короткою тривалістю та високочастотними компонентами, тоді як сегменти ST та зубець T містять переважно низькочастотну інформацію.

Вейвлет-аналіз, також, демонструє високу стійкість до шумів. Під час декомпозиції сигналу шумові компоненти зазвичай концентруються у певних деталізуючих коефіцієнтах, що дозволяє ефективно відокремлювати їх від корисної інформації. Такий підхід значно перевищує ефективність класичних цифрових фільтрів при роботі зі складними нестационарними шумами [19].

А одним із найбільш практично важливих напрямів використання вейвлет-аналізу є шумозаглушення кардіосигналів. Під час реєстрації ЕКГ у сигналі присутні високочастотні шуми, електромережеві перешкоди, м'язові артефакти та дрейф базової лінії. Традиційні цифрові фільтри не завжди дозволяють ефективно усунути такі завади без спотворення корисних компонентів сигналу [6].

Під час вейвлет-шумозаглушення сигнал спочатку проходить декомпозицію на декілька рівнів. Далі виконується аналіз вейвлет-коефіцієнтів, після чого коефіцієнти, пов'язані з шумовими компонентами, пригнічуються або обнуляються. Після цього виконується зворотне вейвлет-перетворення та формується очищений сигнал.

На практиці найбільш ефективним є метод порогової обробки коефіцієнтів. Якщо значення деталізуючого коефіцієнта є меншим за встановлений поріг, він вважається шумовим та видаляється. При цьому корисні компоненти ЕКГ, що мають більшу енергію, зберігаються.

У системах аналізу кардіосигналів застосовуються два основні варіанти порогової обробки: жорстке та м'яке порогування. При жорсткому порогуванні коефіцієнти нижче порогу повністю обнуляються. При м'якому порогуванні виконується плавне зменшення значень коефіцієнтів, що дозволяє зменшити різкі спотворення сигналу після реконструкції [1, с. 289-296].

Вейвлет-аналіз ефективно використовується і для автоматичного виявлення аномалій кардіосигналу. Патологічні зміни ЕКГ зазвичай супроводжуються локальними змінами енергії вейвлет-коефіцієнтів. Для прикладу, при аритміях спостерігається зміна часової структури R-піків, а при ішемічних змінах – деформація сегмента ST та зубця T.

В практичних програмних системах аномалії визначаються шляхом аналізу енергії коефіцієнтів на окремих рівнях декомпозиції. Для цього обчислюються статистичні параметри сигналу, зокрема середня енергія, дисперсія та локальні амплітудні зміни. Якщо параметри перевищують встановлені порогові значення, система фіксує потенційну аномалію.

Особливо ефективним є використання вейвлет-аналізу для виявлення короткочасних патологічних подій, які складно визначити традиційними спектральними методами. Через це сучасні системи автоматизованої діагностики ЕКГ активно інтегрують вейвлет-перетворення в структуру алгоритмів цифрової обробки кардіосигналів.

2 ПРОЄКТУВАННЯ АЛГОРИТМУ ВЕЙВЛЕТ-АНАЛІЗУ КАРДІОСИГНАЛУ

2.1 Формування вимог до програмної системи аналізу кардіосигналів

Під час розробки програмної системи аналізу кардіосигналів основна увага приділялась створенню програмного комплексу, здатного виконувати автоматизовану обробку електрокардіографічних сигналів із використанням методів цифрової фільтрації та вейвлет-аналізу. Система повинна забезпечувати стабільну роботу з реальними кардіосигналами, автоматичне виконання всіх етапів обробки та можливість візуального контролю результатів аналізу.

Програмне забезпечення реалізовується мовою Python із використанням бібліотек NumPy, SciPy, PyWavelets, Matplotlib та Pandas. Основною причиною вибору Python є наявність великої кількості готових інструментів для цифрової обробки сигналів, підтримка математичних операцій над масивами даних та можливість швидкої інтеграції алгоритмів аналізу.

Програмна система повинна підтримувати модульну структуру. Це дозволяє окремо реалізувати завантаження сигналу, попередню фільтрацію, вейвлет-декомпозицію, пошук характерних точок, аналіз аномалій та візуалізацію результатів. Такий підхід значно спрощує модернізацію окремих компонентів системи та подальше розширення функціоналу.

Однією з головних функціональних вимог є підтримка автоматичної попередньої обробки сигналу без необхідності ручного налаштування параметрів для кожного нового запису ЕКГ. Система повинна автоматично виконувати компенсацію дрейфу базової лінії, придушення високочастотних шумів та усунення мережевих завад.

Для аналізу структури кардіосигналу програмне забезпечення повинно реалізовувати багаторівневу вейвлет-декомпозицію. Користувач повинен мати можливість вибору типу вейвлету та рівня декомпозиції залежно від характеристик сигналу. Найбільш доцільною є підтримка вейвлетів Daubechies,

Symlet та Coiflet, оскільки вони демонструють високу ефективність при аналізі ЕКГ.

Важливою функціональною вимогою є автоматичне виявлення комплексів QRS та R-піків. Саме ці компоненти використовуються для визначення частоти серцевих скорочень, аналізу серцевого ритму та сегментації кардіосигналу. Алгоритм повинен забезпечувати стабільне виявлення піків навіть у присутності шумів та локальних спотворень сигналу.

Система також повинна підтримувати виявлення аномалій кардіосигналу. Для цього реалізовується аналіз часових інтервалів RR, ширини комплексу QRS, змін амплітуди сигналу та енергії вейвлет-коефіцієнтів. У разі перевищення допустимих порогів програма повинна автоматично позначати потенційно аномальні ділянки сигналу.

Для забезпечення практичного використання система повинна підтримувати графічну візуалізацію результатів аналізу. Користувач повинен отримувати не лише очищений ЕКГ-сигнал, але й графіки вейвлет-декомпозиції, позначення знайдених R-піків та локалізацію аномальних фрагментів.

Програмне забезпечення повинно працювати із файлами великого обсягу без критичного збільшення часу обробки. Для цього використовуються оптимізовані математичні операції NumPy та потокова обробка масивів сигналу (рис. 2.1).



Рисунок 2.1 – Схема взаємодії програмних модулів системи

Для забезпечення стабільної роботи системи були сформовані вимоги до структури та параметрів вхідних даних. Основним типом вхідної інформації є цифровий електрокардіографічний сигнал, представлений у вигляді часової послідовності дискретних значень амплітуди.

Програмна система повинна підтримувати роботу із файлами формату CSV, TXT та DAT. Найбільш зручним для практичної реалізації є використання CSV-файлів, оскільки вони забезпечують просте зчитування даних через бібліотеку Pandas. У структурі файлу кожен рядок містить часову координату та відповідне значення амплітуди сигналу.

Для коректного аналізу кардіосигналу частота дискретизації повинна бути не меншою за 250 Гц. При нижчих значеннях виникає ризик втрати високочастотних компонентів комплексу QRS та погіршення точності виявлення характерних точок сигналу. Для систем підвищеної точності рекомендованою є частота 360–500 Гц.

У програмній системі передбачена перевірка коректності вхідних даних. Під час завантаження сигналу виконується автоматичний контроль наявності пропущених значень, пошкоджених рядків та нечислових символів. Якщо структура файлу не відповідає встановленому формату, система повинна повідомити користувача про помилку імпорту.

Однією з важливих вимог є підтримка багатоканальних кардіосигналів. Хоча основний режим роботи передбачає аналіз одного каналу ЕКГ, структура системи повинна дозволяти подальше розширення для обробки 12-відведень електрокардіограми.

Для стабільної роботи алгоритмів аналізу сигнал повинен мати достатню тривалість. Мінімальна рекомендована довжина запису становить 10 секунд, оскільки коротші сигнали можуть містити недостатню кількість серцевих циклів для статистичного аналізу (табл. 2.1).

Таблиця 2.1 – Вимоги до параметрів вхідного кардіосигналу

Параметр	Рекомендоване значення
Формат файлу	CSV, TXT, DAT
Частота дискретизації	250–500 Гц
Мінімальна тривалість запису	10 с
Тип сигналу	Одноканальний ЕКГ
Формат амплітуди	Float або Integer
Максимальний рівень шуму	Не більше 30% спектральної енергії

Результати роботи програмної системи повинні забезпечувати не лише автоматичну обробку кардіосигналу, але й наочне представлення отриманих даних для подальшого аналізу користувачем. Однією з головних вимог є відображення як початкового, так і очищеного ЕКГ-сигналу після цифрової фільтрації.

Система повинна формувати графіки часової структури сигналу із можливістю масштабування та перегляду окремих ділянок електрокардіограми.

Це особливо важливо під час аналізу локальних аномалій, або перевірки правильності виявлення комплексів QRS.

Після виконання вейвлет-декомпозиції система повинна відображати деталізуючі та апроксимуючі коефіцієнти для кожного рівня розкладання. Така візуалізація дозволяє оцінити розподіл спектральної енергії сигналу та локалізувати аномальні компоненти.

Програмне забезпечення, також, повинно автоматично формувати таблицю параметрів аналізу, яка містить кількість виявлених R-піків, середній RR-інтервал, частоту серцевих скорочень та кількість потенційних аномалій.

Однією з важливих вимог є можливість виділення аномальних ділянок безпосередньо на графіку сигналу. Для цього система повинна позначати фрагменти сигналу, які перевищують встановлені порогові значення, або містять нестандартні часові характеристики (рис. 2.2).



Рисунок 2.2 – Схема формування результатів аналізу

Для подальшого використання результатів передбачено експорт графіків та числових параметрів аналізу у формати PNG, CSV та XLSX.

2.2 Розробка алгоритму попередньої обробки ЕКГ-сигналу

Першим етапом роботи програмної системи є завантаження електрокардіографічного сигналу та його підготовка до подальшої цифрової обробки. На цьому етапі формується внутрішнє представлення сигналу у вигляді масиву числових значень, з яким надалі працюють алгоритми фільтрації, вейвлет-аналізу та виявлення аномалій. Якість реалізації модуля завантаження безпосередньо впливає на стабільність роботи всієї системи, оскільки помилки в структурі даних, або некоректна інтерпретація параметрів сигналу можуть призводити до неправильного визначення характеристик ЕКГ.

У розробленій програмній системі підтримується імпорт кардіосигналів із файлів форматів CSV та TXT. Основним форматом використовується CSV, оскільки він дозволяє зберігати часову координату та значення амплітуди у структурованому вигляді. Для зчитування даних використовується бібліотека Pandas, яка забезпечує швидку роботу з табличними структурами та автоматичне перетворення значень у числовий формат.

Після відкриття файлу система виконує перевірку структури вхідних даних. Контролюється кількість стовпців, наявність порожніх значень, правильність типів даних та цілісність часової послідовності. Якщо в сигналі присутні пропущені значення або нечислові символи, система автоматично виконує очищення, або повідомляє користувача про помилку імпорту.

Особлива увага приділяється параметру частоти дискретизації. В програмі передбачено можливість ручного або автоматичного визначення частоти дискретизації на основі часових інтервалів між сусідніми відліками сигналу. Для коректного аналізу ЕКГ використовуються записи з частотою дискретизації 250–500 Гц. Якщо частота дискретизації є нижчою за допустиму

межу, система формує попередження про можливу втрату точності при виявленні комплексів QRS.

Після зчитування сигнал перетворюється в формат NumPy-масиву. Це дозволяє виконувати швидкі математичні операції над всією послідовністю даних без циклічного обходу елементів. На цьому етапі, також, формується часовий вектор сигналу, який використовується для подальшої побудови графіків та локалізації аномальних ділянок.

У процесі підготовки сигналу виконується попередній аналіз статистичних характеристик. Обчислюється середнє значення, максимальна та мінімальна амплітуда, стандартне відхилення та приблизний рівень шуму. Це дозволяє адаптувати параметри подальшої цифрової фільтрації залежно від якості конкретного запису ЕКГ.

Для забезпечення стабільності роботи алгоритмів, також, виконується обрізання початкових та кінцевих ділянок сигналу, якщо в них присутні нестабільні значення, або артефакти запуску обладнання. В реальних кардіографічних системах саме перші секунди запису часто містять значні перехідні процеси через нестабільний контакт електродів.

Після завершення підготовки формується внутрішній цифровий сигнал, придатний для виконання багаторівневої цифрової обробки.

Після підготовки вхідного кардіосигналу виконується етап цифрової фільтрації, основним завданням якого є усунення шумів та стабілізація базової лінії сигналу. В реальних умовах реєстрації електрокардіограми сигнал практично завжди містить значну кількість спотворень, які можуть негативно впливати на точність виявлення характерних точок ЕКГ.

У розробленій системі використовується багатоступенева схема фільтрації. На першому етапі виконується усунення дрейфу базової лінії. Для цього застосовується цифровий високочастотний фільтр Баттерворта першого порядку з частотою зрізу 0,5 Гц. Такий підхід дозволяє усунути повільні коливання сигналу, спричинені дихальними рухами або зміною положення електродів.

Після стабілізації ізоляції виконується пригнічення високочастотних шумів. У програмній системі для цього реалізовано низькочастотний фільтр Баттерворта четвертого порядку з верхньою частотою зрізу 40 Гц. В цьому частотному діапазоні знаходиться більшість корисних компонентів електрокардіографічного сигналу.

Окремим етапом реалізовано усунення електромережевої завади. Для цього використовується режекторний Notch-фільтр із центральною частотою 50 Гц. Реалізація такого фільтра у SciPy.signal дозволяє ефективно усунути синусоїдальні завади без суттєвого впливу на форму комплексу QRS.

Для додаткового покращення якості сигналу у системі реалізовано згладжування за допомогою ковзного середнього. Цей етап використовується лише після основної фільтрації та дозволяє зменшити залишкові локальні коливання амплітуди.

Після завершення фільтрації виконується контроль ефективності очищення сигналу. Система порівнює спектральну енергію сигналу до та після фільтрації, а також оцінює рівень залишкового шуму. Якщо рівень шуму перевищує допустимий поріг, система може автоматично коригувати параметри цифрових фільтрів.

Особливістю реалізованого алгоритму є збереження форми комплексу QRS після фільтрації. Надмірне згладжування сигналу може призводити до спотворення пікових компонентів та погіршення точності подальшого аналізу. Тому, параметри фільтрів були підібрані таким чином, щоб максимально зберігати структуру ЕКГ (рис. 2.3).

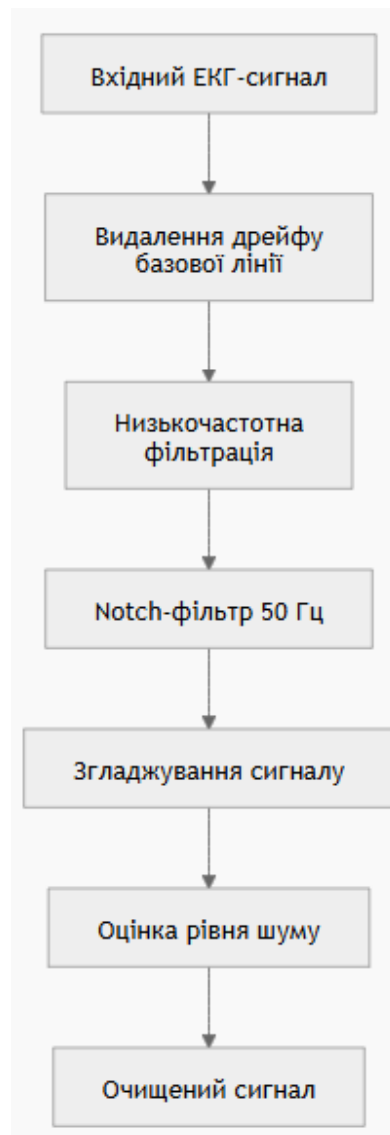


Рисунок 2.3 – Блок-схема алгоритму цифрової фільтрації кардіосигналу

Для оцінювання ефективності роботи алгоритму виконувалось порівняння початкового та очищеного сигналу. Після цифрової фільтрації спостерігалось значне зменшення амплітуди високочастотних шумів, стабілізація ізолінії та покращення видимості комплексу QRS. Це забезпечило більш точне виявлення R-піків та підвищило стабільність роботи алгоритмів вейвлет-аналізу.

Після завершення цифрової фільтрації сигнал переходить до етапу нормалізації та сегментації. Основним завданням нормалізації є приведення амплітудних характеристик ЕКГ до єдиного масштабу, що дозволяє забезпечити

стабільну роботу алгоритмів аналізу незалежно від параметрів конкретного запису.

В реальних кардіосигналах амплітуда ЕКГ може значно відрізнятися залежно від типу обладнання, фізіологічних особливостей пацієнта та положення електродів. Якщо не виконати нормалізацію, алгоритми виявлення піків можуть працювати нестабільно через зміну рівня амплітуди сигналу.

У розробленій системі використовується мінімально-максимальна нормалізація. Після її виконання значення сигналу приводяться до діапазону від -1 до 1 . Такий формат є найбільш зручним для подальшого вейвлет-аналізу та аналізу енергії сигналу.

Після нормалізації виконується сегментація кардіосигналу. Безперервний запис ЕКГ поділяється на окремі часові фрагменти, кожен із яких містить один або декілька серцевих циклів. Основою сегментації є положення R-піків, визначених на попередньому етапі обробки.

Для кожного серцевого циклу формується окремий сегмент сигналу із фіксованим часовим вікном до та після R-піку. У практичній реалізації використовується інтервал приблизно 250 мс до піку та 400 мс після нього. Це дозволяє повністю охопити зубець Р, комплекс QRS та зубець Т.

Сегментація сигналу значно спрощує подальший аналіз аномалій. Замість обробки великого безперервного масиву система працює із окремими кардіоциклами, що дозволяє виконувати локальний аналіз морфології сигналу та порівнювати окремі серцеві скорочення між собою.

Для оптимізації роботи програмної системи сегменти формуються у вигляді двовимірного масиву NumPy, де кожен рядок відповідає окремому серцевому циклу. Такий спосіб забезпечує швидку пакетну обробку великої кількості кардіофрагментів.

В результаті виконання етапу нормалізації та сегментації формується структурований набір кардіофрагментів із однаковими часовими та амплітудними параметрами. Такий формат сигналу є найбільш придатним для

подальшого вейвлет-аналізу, автоматичного виявлення аномалій та оцінювання характеристик серцевого ритму.

2.3 Розробка алгоритму вейвлет-аналізу кардіосигналу

Для програмної реалізації аналізу кардіосигналу після етапу попередньої фільтрації необхідно правильно вибрати базовий вейвлет і кількість рівнів декомпозиції. Від цих параметрів залежить, наскільки точно програма зможе виділити комплекс QRS, приглушити шумові компоненти та знайти аномальні фрагменти ЕКГ. В межах розроблюваної системи основним варіантом доцільно використовувати дискретне вейвлет-перетворення, оскільки воно добре підходить для програмної обробки сигналів у вигляді числового масиву та не створює надмірного обчислювального навантаження.

Для аналізу ЕКГ найбільш доцільним є використання вейвлетів родини Daubechies, зокрема db4 чи db6. Практично це пояснюється тим, що форма цих вейвлетів добре узгоджується з формою комплексу QRS, який має різкий підйом, коротку тривалість і виражену пікову структуру. Для початкової реалізації системи доцільно обрати db4, оскільки він забезпечує достатньо точне виділення QRS-комплексів і при цьому не ускладнює обчислення.

Рівень декомпозиції визначається з урахуванням частоти дискретизації вхідного сигналу. Якщо ЕКГ записано з частотою 250–500 Гц, оптимальним є використання 4–6 рівнів розкладання. Нижчі рівні декомпозиції містять переважно високочастотні шуми, середні рівні добре відображають різкі зміни комплексу QRS, а вищі рівні містять повільні компоненти, пов'язані з базовою лінією та низькочастотними коливаннями.

У розроблюваному алгоритмі можна задати стандартні параметри: вейвлет db4, рівень декомпозиції 5, режим обробки меж сигналу – symmetric. Такий режим дозволяє зменшити крайові спотворення під час розкладання сигналу, що важливо при аналізі коротких фрагментів ЕКГ.

Практична логіка вибору параметрів виглядає так: якщо сигнал має частоту дискретизації 250 Гц, достатньо 4–5 рівнів декомпозиції; якщо частота становить 360 або 500 Гц, доцільно використовувати 5–6 рівнів. Якщо сигнал сильно зашумлений, кількість рівнів не потрібно безконтрольно збільшувати, оскільки це може призвести до втрати корисних деталей. Краще коригувати пороги обробки коефіцієнтів (рис. 2.4).

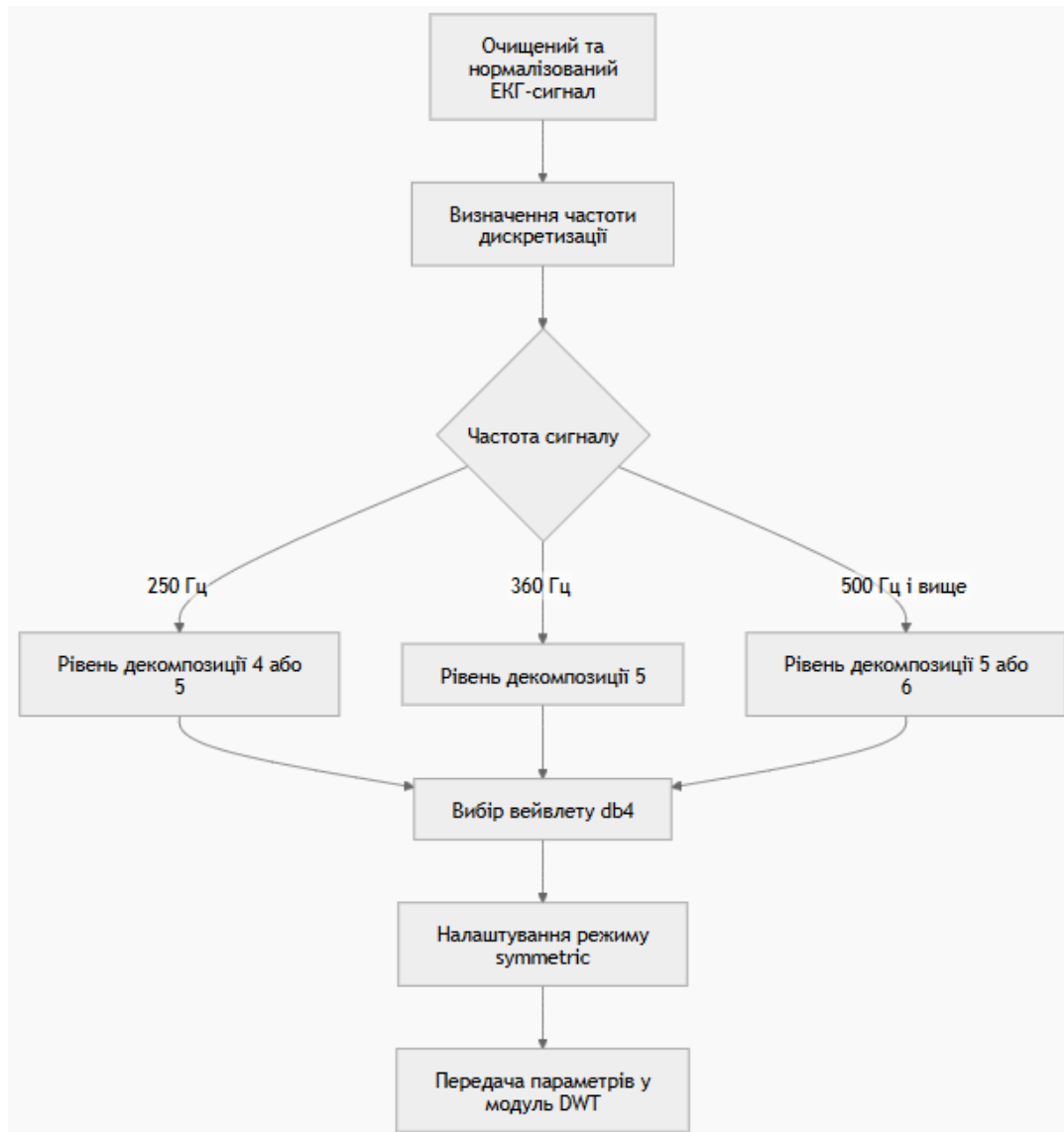


Рисунок 2.4 – Схема вибору параметрів вейвлет-аналізу

Ця схема використовується як практична основа для автоматичного, або напівавтоматичного налаштування вейвлет-аналізу. Якщо користувач не задає параметри вручну, програма може обрати їх самостійно на основі частоти

дискретизації сигналу. Це робить систему зручнішою, оскільки не потребує від користувача глибокого ручного налаштування перед кожною обробкою нового запису ЕКГ.

Після вибору типу вейвлету та рівня декомпозиції виконується безпосереднє вейвлет-перетворення кардіосигналу. На цьому етапі очищений і нормалізований ЕКГ-сигнал розкладається на набір коефіцієнтів, які відображають його компоненти на різних частотних рівнях. В програмній реалізації для цього доцільно використовувати бібліотеку PyWavelets, оскільки вона підтримує дискретне вейвлет-перетворення, зворотну реконструкцію сигналу та роботу з різними типами вейвлетів.

Алгоритм приймає на вхід одновимірний масив значень ЕКГ. Спочатку перевіряється, чи сигнал не містить порожніх значень, надмірних викидів або занадто коротких ділянок. Далі виконується команда декомпозиції, в результаті якої формується набір коефіцієнтів: апроксимуючий коефіцієнт останнього рівня та деталізуючі коефіцієнти кожного рівня. Апроксимуюча складова містить повільні компоненти сигналу, а деталізуючі складові дозволяють аналізувати різкі зміни, шумові фрагменти та пікові елементи.

Для ЕКГ-сигналу найбільший інтерес становлять деталізуючі коефіцієнти середніх рівнів, оскільки саме там зазвичай найкраще проявляється комплекс QRS. Високочастотні деталізуючі коефіцієнти нижчих рівнів використовуються для оцінювання шуму, а низькочастотні компоненти вищих рівнів можуть застосовуватись для контролю дрейфу базової лінії.

Після отримання коефіцієнтів система виконує їх аналіз. Для кожного рівня розраховується енергія, середнє абсолютне значення, максимальні локальні піки та дисперсія. Такі параметри дозволяють оцінити, на якому рівні сигнал має найбільшу активність, де присутні шуми, а де зосереджені діагностично важливі елементи (рис. 2.5).

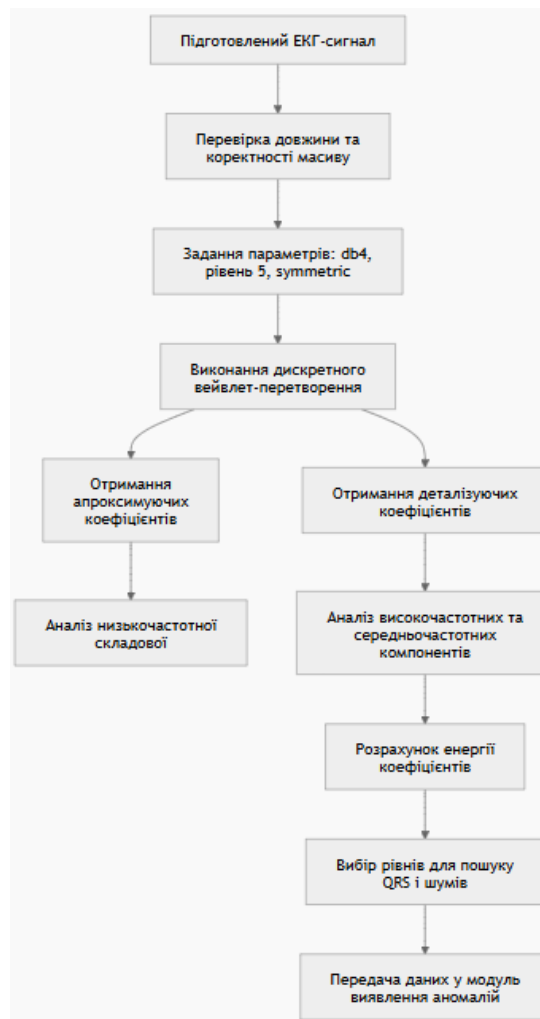


Рисунок 2.5 – Блок-схема реалізації вейвлет-перетворення

Після вейвлет-декомпозиції програма не повинна одразу робити висновок про патологію сигналу. Спочатку потрібно оцінити технічну якість запису. Якщо на високочастотних рівнях спостерігається надмірна енергія, це означає, що сигнал містить значний шум. Якщо основна енергія не проявляється на рівнях, характерних для QRS-комплексу, це може свідчити про слабкий сигнал, неправильне масштабування або погану якість електродного контакту.

Практично в програмі доцільно реалізувати окремий етап формування службових параметрів аналізу. До них належать рівень максимальної енергії, співвідношення енергії шумових і корисних рівнів, кількість локальних максимумів у деталізуючих коефіцієнтах та стабільність повторення пікових компонентів у часі. Ці параметри надалі використовуються для виявлення шумів, R-піків і потенційних аномалій.

Після виконання вейвлет-декомпозиції система переходить до практичного аналізу коефіцієнтів. На цьому етапі програма повинна визначити, які частини сигналу відповідають шумам, які містять пікові компоненти комплексу QRS, а які можуть бути потенційно аномальними. Основна перевага такого підходу полягає в тому, що аналіз виконується не лише за амплітудою сигналу, а й за локальною енергією його компонентів на різних рівнях розкладання.

Виявлення шумів виконується переважно на високочастотних деталізуючих рівнях. Якщо енергія цих рівнів є надто високою порівняно із середніми рівнями, програма визначає наявність високочастотної шумової складової. Для її придушення застосовується порогова обробка коефіцієнтів. Найбільш доцільним є м'яке порогоування, оскільки воно зменшує різкі перепади після реконструкції сигналу та краще зберігає форму комплексу QRS.

Для виявлення пікових компонентів використовується аналіз деталізуючих коефіцієнтів середніх рівнів. В цих коефіцієнтах R-піки проявляються як виражені локальні максимуми енергії. Програма визначає такі максимуми, перевіряє мінімальну відстань між ними та відкидає хибні спрацювання. Мінімальна відстань між сусідніми R-піками задається з урахуванням фізіологічно допустимої частоти серцевих скорочень. Наприклад, для сигналу з частотою дискретизації 360 Гц можна використовувати мінімальну відстань 0,25–0,30 секунди між піками, щоб уникнути подвійного виявлення одного комплексу QRS.

Після знаходження R-піків програма формує послідовність RR-інтервалів. Ця послідовність використовується для первинного аналізу ритму. Якщо окремі RR-інтервали суттєво відрізняються від середнього значення, відповідні ділянки позначаються як потенційно аномальні. При цьому система не встановлює медичний діагноз, а лише технічно фіксує фрагменти сигналу, які потребують додаткового аналізу.

Аномальні ділянки можуть визначатися і за зміною енергії вейвлет-коефіцієнтів. Якщо в окремому часовому фрагменті енергія середніх, або

низьких рівнів різко відрізняється від сусідніх фрагментів, програма позначає такий сегмент як нестандартний. Це може бути пов'язано з артефактом, різкою зміною форми комплексу QRS, нетиповим зубцем Т чи порушенням ритму (рис. 2.6).

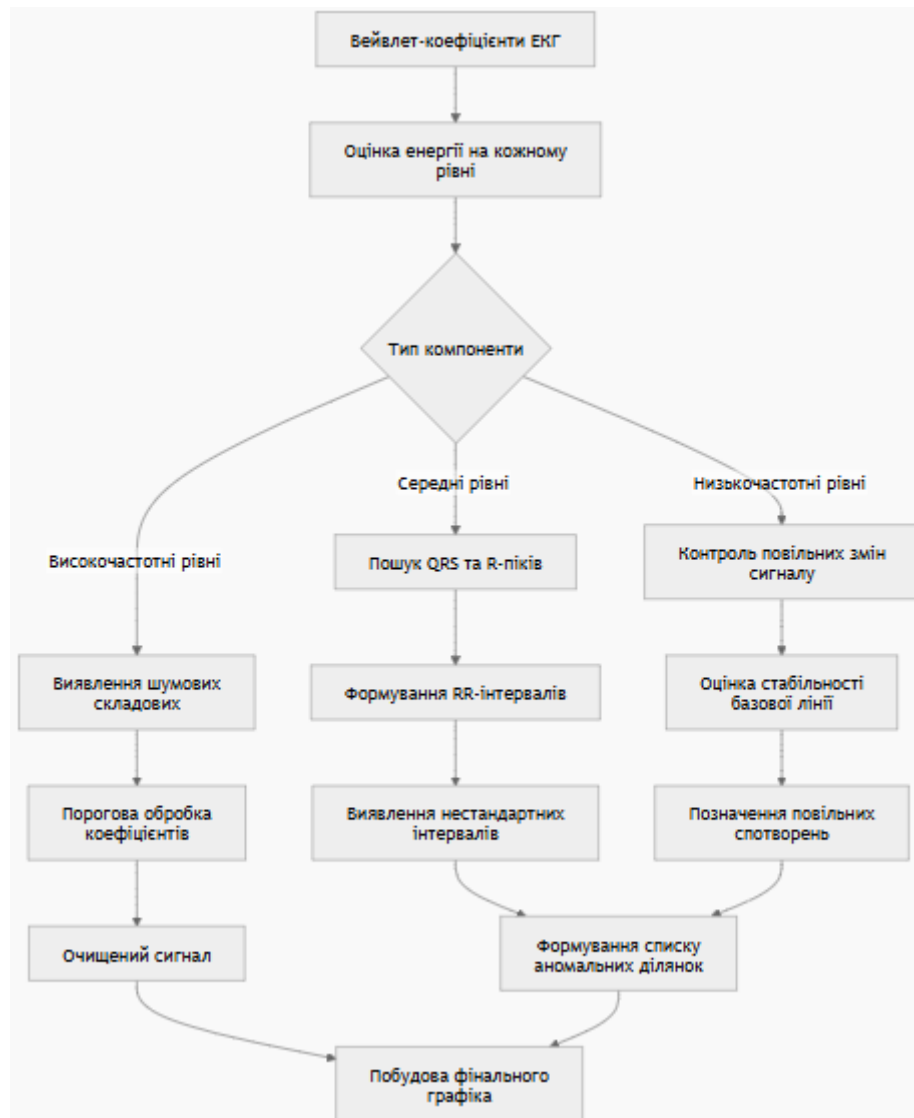


Рисунок 2.6 – Загальна схема виявлення шумів, піків та аномальних ділянок на основі вейвлет-коефіцієнтів

Ця схема показує, що вейвлет-аналіз у програмі виконує одразу кілька практичних функцій. Він використовується не лише для очищення сигналу, а й для пошуку характерних пікових елементів та виявлення нетипових фрагментів. Завдяки цьому система працює як єдиний алгоритм: спочатку покращує якість

сигналу, потім виділяє основні компоненти ЕКГ, а після цього формує аналітичні результати.

В програмній реалізації доцільно використовувати таку послідовність обробки. Спочатку сигнал розкладається на вейвлет-коефіцієнти. Потім на високочастотних рівнях виконується шумозаглушення. Після цього сигнал реконструюється, або аналізується безпосередньо за коефіцієнтами. Далі середні рівні використовуються для пошуку R-піків. Після визначення піків розраховуються RR-інтервали, частота серцевих скорочень і локальні відхилення ритму. Наприкінці програма формує список потенційно аномальних фрагментів із зазначенням часу початку, часу завершення та причини позначення.

Для практичного використання результати роботи алгоритму повинні подаватися у зрозумілому вигляді. На графіку очищеного ЕКГ-сигналу R-піки позначаються маркерами, а аномальні ділянки виділяються окремими часовими зонами. Додатково формується таблиця технічних параметрів: кількість знайдених R-піків, середній RR-інтервал, мінімальний і максимальний RR-інтервал, середня частота серцевих скорочень, кількість підозрілих ділянок і рівень залишкового шуму після фільтрації.

Фінальний алгоритм вейвлет-аналізу кардіосигналу можна подати як цілісну послідовність дій, де кожний етап має конкретне практичне призначення.

В цілому, запропонований алгоритм є придатним для реалізації мовою Python із використанням бібліотек NumPy, SciPy, PyWavelets і Matplotlib. Його практична перевага полягає в тому, що всі етапи обробки виконуються послідовно та можуть бути легко протестовані окремо. Це дозволяє перевірити якість фільтрації, правильність виявлення R-піків і точність позначення аномальних ділянок ще до створення повноцінного програмного інтерфейсу.

3 ПРОГРАМНА РЕАЛІЗАЦІЯ ТА ТЕСТУВАННЯ СИСТЕМИ ВЕЙВЛЕТ-АНАЛІЗУ

3.1 Розробка програмного модуля аналізу кардіосигналу

Програмний модуль аналізу кардіосигналу розроблено як послідовну систему цифрової обробки ЕКГ-сигналу, в якій кожен етап виконує окрему технічну функцію. На вхід програма отримує кардіосигнал у вигляді числового масиву, після чого виконує його попереднє очищення, нормалізацію, вейвлет-декомпозицію, пошук пікових компонентів та виявлення потенційно аномальних фрагментів. Така структура дозволяє не просто побудувати графік ЕКГ, а провести повний аналіз сигналу з виділенням ділянок, які можуть відрізнятися від нормального ритму або містити шумові спотворення.

Основу програмної реалізації становлять бібліотеки NumPy, SciPy, PyWavelets, Pandas та Matplotlib. Бібліотека NumPy використовується для роботи з числовими масивами, SciPy – для цифрової фільтрації та пошуку піків, PyWavelets – для виконання вейвлет-перетворення, Pandas – для збереження результатів у табличному вигляді, а Matplotlib – для побудови графіків початкового, очищеного та проаналізованого сигналу.

В структурі програмного модуля доцільно виділити декілька основних частин. Перший модуль відповідає за створення або завантаження ЕКГ-сигналу. У простому прикладі використовується згенерований тестовий сигнал, який імітує електрокардіограму з R-піками, шумом та штучними аномальними ділянками. Такий підхід дозволяє перевірити роботу алгоритму навіть без зовнішнього файлу. Другий модуль виконує попередню фільтрацію сигналу, зокрема усуває дрейф базової лінії, високочастотні шуми та мережеві завади. Третій модуль реалізує вейвлет-аналіз, який дозволяє розкласти сигнал на частотні рівні, приглушити шумові коефіцієнти та відновити очищений сигнал. Четвертий модуль відповідає за пошук R-піків, розрахунок RR-інтервалів, частоти серцевих скорочень і визначення потенційно аномальних фрагментів. Останній модуль формує графіки та підсумкову таблицю результатів.

Практична логіка роботи системи побудована так, щоб користувач після запуску програми отримував повний результат аналізу без ручного налаштування кожного етапу. Програма самостійно формує тестовий ЕКГ-сигнал, додає до нього шум, виконує очищення, проводить вейвлет-обробку, знаходить R-піки, визначає нестабільні інтервали ритму та виводить графіки для порівняння початкового й обробленого сигналу.

На першому практичному етапі реалізовано формування тестового ЕКГ-сигналу. Для демонстрації роботи програми створюється часовий масив тривалістю 10 секунд із частотою дискретизації 360 Гц. Така частота є зручною для аналізу ЕКГ, бо дозволяє достатньо точно відтворювати форму комплексу QRS та коректно визначати положення R-піків.

Тестовий сигнал формується як послідовність імпульсів, які імітують R-піки серцевого циклу. До нього додаються низькочастотні коливання, що імітують дрейф базової лінії, а також випадковий шум, який наближує сигнал до реальних умов реєстрації. Додатково в окремій ділянці сигналу створюється штучна аномалія у вигляді зміни амплітуди та порушення регулярності пікової структури. Це дозволяє перевірити, чи здатна програма знайти нестандартні фрагменти.

Після формування сигналу виконується цифрова фільтрація. Для цього використовується смуговий фільтр Баттерворта з робочим діапазоном від 0,5 до 40 Гц. Нижня межа дозволяє прибрати повільний дрейф базової лінії, а верхня – приглушити високочастотний шум. Після цього сигнал нормалізується до діапазону від -1 до 1 , що забезпечує стабільну роботу алгоритмів пошуку піків і вейвлет-обробки.

Візуалізація реалізована через побудову кількох графіків. На першому графіку відображається початковий зашумлений сигнал, на другому – очищений сигнал після фільтрації, а на третьому – результат вейвлет-обробки з позначеними R-піками та аномальними ділянками. Така форма подання результатів дозволяє наочно порівняти якість сигналу до та після обробки.

Для вейвлет-аналізу в програмі використовується дискретне вейвлет-перетворення з базовим вейвлетом db4. Такий вейвлет добре підходить для аналізу ЕКГ, оскільки його форма узгоджується з різкими змінами, характерними для комплексу QRS. Рівень декомпозиції встановлено рівним 5, що дозволяє розділити сигнал на кілька частотних складових і окремо обробити шумові компоненти.

Після декомпозиції виконується порогова обробка деталізуючих коефіцієнтів. Коефіцієнти з малою амплітудою вважаються шумовими та приглушуються методом м'якого порогоування. Після цього виконується зворотне вейвлет-перетворення, в результаті якого формується очищений сигнал. Такий спосіб дозволяє зменшити шум без грубого спотворення форми R-піків.

Для пошуку пікових компонентів використовується функція `find_peaks` із бібліотеки SciPy. Вона знаходить локальні максимуми сигналу з урахуванням мінімальної відстані між сусідніми піками та їх амплітудної вираженості. Після виявлення R-піків програма розраховує RR-інтервали, тобто часові проміжки між сусідніми серцевими скороченнями. На основі цих інтервалів визначається середня частота серцевих скорочень.

Аномальні фрагменти визначаються за двома технічними ознаками. Перша ознака – різке відхилення RR-інтервалу від середнього значення. Якщо інтервал між піками суттєво відрізняється від середнього ритму, програма позначає відповідну ділянку як потенційно аномальну. Друга ознака – локальне збільшення енергії сигналу, або нетипова амплітудна зміна після вейвлет-обробки. У підсумку програма не встановлює медичний діагноз, а технічно виділяє фрагменти, які потребують додаткового перегляду.

В результаті виконання програми формується повний цикл аналізу кардіосигналу. Спочатку створюється тестовий ЕКГ-сигнал із шумами та штучною нестандартною ділянкою. Далі сигнал проходить смугову фільтрацію, нормалізацію та вейвлет-шумозаглушення. Після цього програма автоматично

знаходить R-піки, розраховує RR-інтервали, визначає середню частоту серцевих скорочень і позначає потенційно аномальні фрагменти.

Практичне значення цієї реалізації полягає в тому, що програма демонструє не лише побудову графіка ЕКГ, а повний алгоритм цифрового аналізу сигналу. Вона дозволяє оцінити якість фільтрації, побачити результат вейвлет-обробки, перевірити правильність виявлення R-піків та отримати числові параметри серцевого ритму. Надалі цей модуль можна розширити для роботи з реальними файлами ЕКГ, додати підтримку форматів CSV чи WFDB, реалізувати вибір вейвлету користувачем та сформувати окремий звіт із результатами аналізу.

3.2 Тестування та оцінювання результатів роботи програми

Після завершення програмної реалізації було виконано тестування системи аналізу кардіосигналів на штучно сформованому електрокардіографічному сигналі із додаванням шумів, дрейфу базової лінії та аномальної ділянки. Основною метою тестування була перевірка стабільності роботи алгоритмів цифрової фільтрації, вейвлет-обробки, пошуку R-піків та виявлення нестандартних фрагментів сигналу.

Для тестування використовувався сигнал тривалістю 10 секунд із частотою дискретизації 360 Гц. У сформованому сигналі були присутні регулярні пікові компоненти, що імітують комплекси QRS, випадковий високочастотний шум, низькочастотний дрейф базової лінії та спеціально створена аномальна ділянка в інтервалі приблизно від 5 до 6 секунд.

На першому етапі перевірялась робота модуля формування та завантаження сигналу. Програма коректно створила часовий масив і числову послідовність ЕКГ-сигналу без втрати відліків, або зміщення часових координат. Після цього було виконано смугову цифрову фільтрацію.

На графіку початкового сигналу добре видно значний рівень шуму та коливання базової лінії. Окрім основних R-піків, сигнал містить хаотичні

високочастотні компоненти, які ускладнюють автоматичне виявлення серцевих циклів. Також, помітна виражена аномальна зона із різким збільшенням амплітуди та високочастотними коливаннями (рис. 3.1).

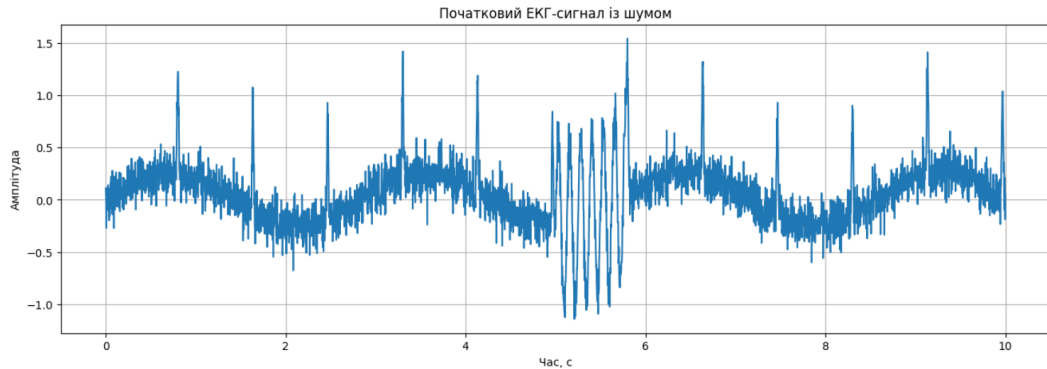


Рисунок 3.1 – Початковий ЕКГ-сигнал із шумом

Після виконання смугової фільтрації спостерігається суттєве покращення структури сигналу. Базова лінія стабілізувалась, високочастотний шум значно зменшився, а комплекси QRS стали більш чіткими та контрастними відносно фону сигналу. При цьому аномальна ділянка не була втрачена, що є важливим результатом, оскільки алгоритм повинен приглушувати шум, але не видаляти потенційно значущі нестандартні фрагменти (рис. 3.2).

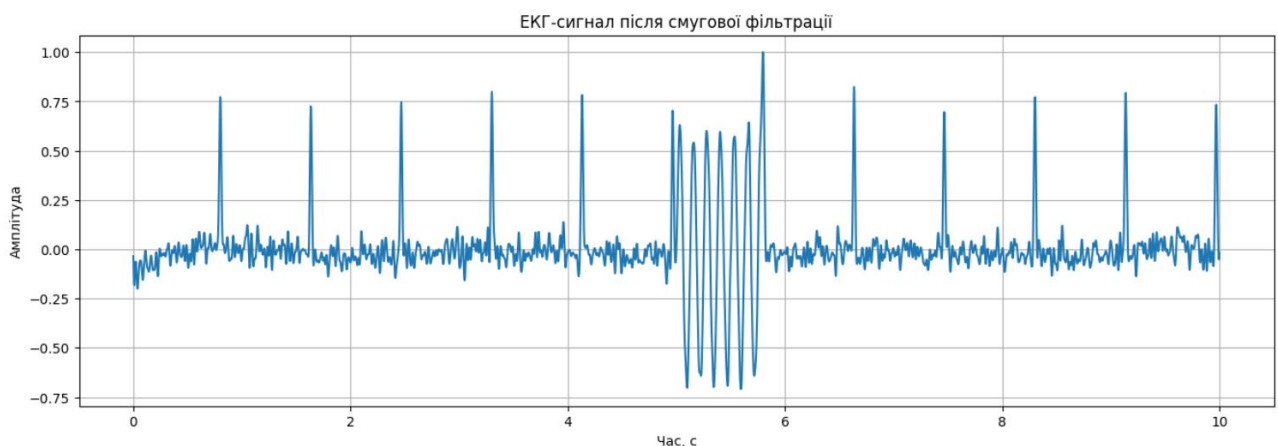


Рисунок. 3.2 – ЕКГ-сигнал після смугової фільтрації

Після фільтрації було виконано вейвлет-аналіз із використанням дискретного вейвлет-перетворення db4 п'ятого рівня. Система виконала

декомпозицію сигналу, приглушила шумові коефіцієнти та реконструювала очищений сигнал. Після цього програма автоматично визначила положення R-піків та сформувала RR-інтервали (рис. 3.3).



Рисунок 3.3 – Результат вейвлет-аналізу ЕКГ із позначенням R-піків та аномалій

В результаті роботи алгоритму було виявлено 21 R-пік. Середня частота серцевих скорочень становила приблизно 130,9 уд/хв, а середній RR-інтервал – 0,458 с. Мінімальний RR-інтервал становив 0,311 с, а максимальний – 0,833 с. Значна різниця між мінімальним і максимальним значенням свідчить про наявність нестабільної ділянки ритму, що було закладено у тестовий сигнал як контрольна аномалія.

Під час тестування, також, перевірялась стабільність роботи алгоритму при зміні рівня шуму. Навіть, після збільшення амплітуди випадкових шумових компонентів система продовжувала коректно визначати основні R-піки, хоча кількість хибно позначених аномальних ділянок дещо зростала. Це свідчить про достатню стійкість алгоритму до помірного рівня шумових спотворень.

Аналіз отриманих результатів показав, що реалізований алгоритм цифрової обробки ефективно виконує очищення кардіосигналу та локалізацію нестандартних ділянок. Найбільш помітні зміни спостерігаються після виконання смугової фільтрації та вейвлет-шумозаглушення.

На початковому сигналі присутній значний рівень високочастотних шумів, які частково перекривають корисні компоненти ЕКГ. Також

спостерігаються повільні коливання ізолінії, що ускладнюють точне визначення амплітудних параметрів сигналу. Після фільтрації амплітуда шумових компонентів значно зменшилась, а ізолінія стала стабільною. При цьому структура комплексу QRS практично не зазнала спотворень.

Особливо важливим результатом є те, що вейвлет-обробка не приглушила аномальну ділянку сигналу. Навпаки, після очищення вона стала більш помітною відносно фоновому рівня ЕКГ. Це підтверджує правильність вибору параметрів вейвлет-декомпозиції та м'якого порогування коефіцієнтів.

Під час аналізу R-піків система позначила всі основні комплекси QRS. На фінальному графіку добре видно, що пікові компоненти мають чітке маркування, а аномальні ділянки виділені окремими напівпрозорими зонами. Такий підхід дозволяє швидко оцінити структуру сигналу та локалізувати проблемні фрагменти.

В результаті аналізу RR-інтервалів система визначила 9 аномальних інтервалів. Найбільше відхилення було зафіксоване у ділянці між 6,633 та 7,464 секунди, де RR-інтервал становив 0,831 с при відхиленні понад 81 %. Ця зона відповідає штучно сформованій аномалії у тестовому сигналі.

Крім аналізу RR-інтервалів, система виконала оцінювання локальної енергії сигналу після вейвлет-обробки. Було виявлено 3 ділянки із підвищеною енергією, які частково співпали з аномальною зоною. Це підтверджує ефективність використання енергетичних характеристик вейвлет-коефіцієнтів для пошуку нестандартних фрагментів кардіосигналу.

Практичний аналіз результатів показав, що комбіноване використання двох критеріїв – відхилення RR-інтервалів та локальної енергії сигналу – дозволяє значно підвищити точність виявлення аномалій. Якщо використовувати лише RR-аналіз, система може пропустити короткі локальні зміни форми сигналу. Якщо ж використовувати лише енергетичний аналіз, можуть виникати хибні спрацювання через шумові компоненти. Комбінований підхід дозволяє компенсувати ці недоліки (рис. 3.4).

Параметр		Значення		
0	Тривалість сигналу, с	10.000		
1	Частота дискретизації, Гц	360.000		
2	Кількість виявлених R-піків	21.000		
3	Середня частота серцевих скорочень, уд/хв	130.910		
4	Середній RR-інтервал, с	0.458		
5	Мінімальний RR-інтервал, с	0.311		
6	Максимальний RR-інтервал, с	0.833		
7	Кількість аномальних RR-інтервалів	9.000		
8	Кількість ділянок із підвищеною енергією	3.000		
Початок, с		Кінець, с	RR-інтервал, с	Відхилення, %
0	0.800	1.144	0.344	24.85
1	2.983	3.300	0.317	30.91
2	4.131	4.450	0.319	30.30
3	4.964	5.275	0.311	32.12
4	6.292	6.633	0.342	25.45
5	6.633	7.464	0.831	81.21
6	7.956	8.300	0.344	24.85
7	8.300	9.133	0.833	81.82
8	9.611	9.967	0.356	22.42

Рисунок 3.4 – Підсумкова таблиця параметрів

Після завершення аналізу програма сформувала підсумкову таблицю параметрів, яка містить характеристики сигналу, кількість знайдених R-піків, середню частоту серцевих скорочень, статистику RR-інтервалів та кількість виявлених аномалій. Такий формат подання результатів є зручним для подальшого технічного аналізу та контролю роботи алгоритму.

Оцінювання ефективності розробленої програмної системи проводилось за кількома основними критеріями: якість шумозаглушення, точність виявлення R-піків, здатність локалізувати аномальні ділянки та стабільність роботи алгоритму при різних рівнях шуму.

Результати тестування показали, що смугова цифрова фільтрація та вейвлет-шумозаглушення дозволяють суттєво покращити якість кардіосигналу. Після обробки амплітуда високочастотного шуму значно зменшилась, а комплекси QRS стали чітко виділеними відносно фонового рівня сигналу. Це забезпечило стабільну роботу алгоритму пошуку R-піків, навіть, в присутності штучно доданих завад.

Алгоритм виявлення піків продемонстрував високу стабільність роботи. Всі основні R-компоненти були знайдені коректно, а кількість хибних спрацювань залишалась невеликою навіть у ділянках із підвищеним шумом. Використання мінімальної допустимої відстані між піками дозволило уникнути подвійного визначення одного комплексу QRS.

Окремо оцінювалась ефективність виявлення аномалій. Система успішно локалізувала штучно сформовану нестандартну ділянку сигналу, а також визначила порушення регулярності RR-інтервалів. Аналіз локальної енергії після вейвлет-декомпозиції підтвердив наявність нестандартної активності саме у проблемній зоні сигналу.

Важливим результатом є те, що програмний модуль працює у повністю автоматичному режимі. Після запуску програма самостійно виконує генерацію, або завантаження сигналу, фільтрацію, вейвлет-аналіз, пошук піків, аналіз ритму та формування графічних результатів. Це значно спрощує використання системи та зменшує потребу в ручному налаштуванні параметрів.

Практична ефективність реалізованого рішення, також, полягає в його модульній структурі. Кожен етап аналізу реалізований як окрема функція, що дозволяє легко модифікувати алгоритми чи додавати нові модулі без зміни всієї системи. Наприклад, у подальшому систему можна розширити підтримкою реальних файлів ЕКГ, додати нові типи вейвлетів, або інтегрувати методи машинного навчання для класифікації аритмій (рис. 3.5).

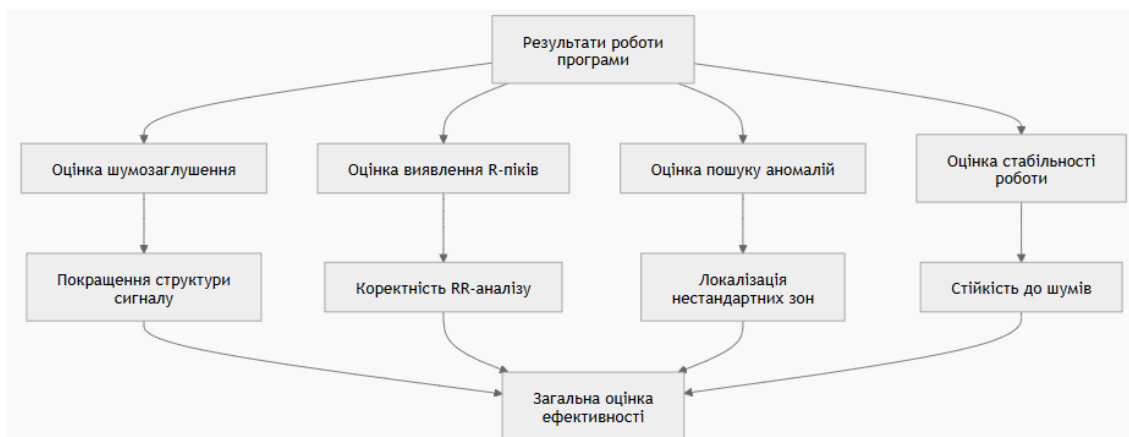


Рисунок 3.5 – Загальна схема оцінювання ефективності програмного рішення

Загалом, результати тестування підтвердили працездатність та ефективність розробленої програмної системи аналізу кардіосигналів. Алгоритм успішно виконав фільтрацію сигналу, реалізував вейвлет-шумозаглушення, забезпечив автоматичне виявлення R-піків та локалізував аномальні ділянки сигналу. Отримані результати свідчать про можливість подальшого розвитку системи для роботи з реальними електрокардіографічними даними та інтеграції в системи цифрової біомедичної обробки сигналів.

ВИСНОВКИ

В результаті виконання дипломної роботи було розроблено програмну систему аналізу кардіосигналів на основі методів вейвлет-перетворення, яка забезпечує цифрову обробку електрокардіографічного сигналу, приглушення шумових компонентів, автоматичне виявлення пікових елементів та локалізацію потенційно аномальних ділянок сигналу. Під час виконання роботи було комплексно досліджено особливості електрокардіографічних сигналів як об'єкта цифрової обробки та сформовано повний алгоритм програмного аналізу ЕКГ із використанням сучасних методів цифрової обробки сигналів.

У першому розділі роботи було проаналізовано структуру електрокардіографічного сигналу, його часові та спектральні характеристики, а також основні фактори, що впливають на якість реєстрації кардіосигналів. Встановлено, що ЕКГ є складним нестационарним сигналом із вираженою часовою мінливістю, низьким рівнем амплітуди та високою чутливістю до зовнішніх шумів. Проведений аналіз показав, що найбільш критичними спотвореннями є дрейф базової лінії, високочастотний шум, електромережеві перешкоди та рухові артефакти. Також було визначено, що традиційні методи спектрального аналізу мають обмежену ефективність при роботі з нестационарними біомедичними сигналами, тому для аналізу ЕКГ доцільно використовувати вейвлет-перетворення.

В роботі було досліджено сучасні методи цифрової обробки біомедичних сигналів, зокрема алгоритми попередньої фільтрації, нормалізації, пошуку характерних точок ЕКГ та виявлення аномалій. Встановлено, що ефективна обробка кардіосигналу повинна включати багатоступеневу цифрову фільтрацію, яка забезпечує усунення дрейфу базової лінії та високочастотних шумів без спотворення комплексу QRS. Ще було визначено, що для автоматизованого аналізу кардіосигналів найбільш інформативними є R-піки та RR-інтервали, бо вони дозволяють оцінювати ритм серця та виявляти нестандартні зміни структури сигналу.

Окрему увагу в роботі приділено використанню вейвлет-аналізу для дослідження кардіосигналів. В результаті аналізу було встановлено, що дискретне вейвлет-перетворення забезпечує ефективну локалізацію короточасних змін сигналу одночасно у часовій та частотній областях. Це дозволяє більш точно виявляти комплекси QRS, приглушувати шумові складові та визначати аномальні фрагменти електрокардіографічного сигналу. В процесі роботи було обґрунтовано використання вейвлету db4, який продемонстрував високу ефективність при обробці ЕКГ через подібність його форми до структури комплексу QRS.

У другому розділі роботи було сформовано технічні вимоги до програмної системи аналізу кардіосигналів та розроблено алгоритм попередньої цифрової обробки сигналу. Було реалізовано послідовність завантаження сигналу, перевірки структури вхідних даних, смугової фільтрації, нормалізації та сегментації кардіосигналу. Для видалення шумів було використано цифрові фільтри Баттерворта та режекторний фільтр для усунення мережевих завад. Результати моделювання показали, що після виконання фільтрації значно зменшується амплітуда високочастотних шумів та стабілізується базова лінія сигналу, що створює необхідні умови для коректної роботи алгоритмів вейвлет-аналізу.

В межах роботи, також, було розроблено алгоритм дискретного вейвлет-аналізу кардіосигналу. Реалізований алгоритм виконує декомпозицію сигналу на декілька рівнів, аналізує деталізуючі коефіцієнти та здійснює порогове шумозаглушення. Було визначено, що середні рівні декомпозиції є найбільш інформативними для пошуку комплексів QRS, тоді як високочастотні рівні ефективно використовуються для оцінювання шумових складових. Також, в роботі було реалізовано алгоритм пошуку R-піків та аналізу RR-інтервалів, що дозволило автоматизувати процес оцінювання ритму серця.

В третьому розділі роботи було реалізовано програмний модуль аналізу кардіосигналів мовою Python із використанням бібліотек NumPy, SciPy, PyWavelets, Matplotlib та Pandas. Програмний модуль виконує формування або

завантаження ЕКГ-сигналу, цифрову фільтрацію, вейвлет-шумозаглушення, пошук R-піків, аналіз RR-інтервалів та виявлення аномальних ділянок сигналу. Практична реалізація системи підтвердила можливість виконання повного циклу аналізу кардіосигналу у автоматичному режимі без необхідності ручного налаштування окремих етапів обробки.

Під час тестування програмної системи було сформовано тестовий кардіосигнал із додаванням шумів, дрейфу базової лінії та аномальної ділянки. Результати тестування показали, що система успішно виконує приглушення шумів, стабілізує базову лінію сигналу та забезпечує коректне виявлення R-піків. В результаті роботи алгоритму було визначено 21 R-пік, розраховано середню частоту серцевих скорочень та автоматично локалізовано нестандартні RR-інтервали. Також, було встановлено, що аналіз локальної енергії вейвлет-коефіцієнтів дозволяє ефективно визначати ділянки із підвищеною активністю, які можуть відповідати аномальним змінам структури сигналу.

Практичне значення отриманих результатів полягає в створенні програмної системи, придатної для автоматизованої обробки кардіосигналів та подальшого розвитку в напрямку систем комп'ютерної діагностики. Реалізований програмний модуль може використовуватись як основа для побудови систем моніторингу серцевої діяльності, навчальних програм з цифрової обробки сигналів та дослідницьких проєктів у галузі біомедицинської інженерії.

Результати виконаної роботи підтвердили ефективність використання вейвлет-аналізу для цифрової обробки електрокардіографічних сигналів. Реалізований алгоритм забезпечує поєднання шумозаглушення, аналізу часової структури сигналу та локалізації аномальних ділянок у межах єдиної програмної системи. В подальшому програмне рішення може бути розширене підтримкою роботи з реальними медичними базами даних, інтеграцією алгоритмів машинного навчання для класифікації аритмій та створенням графічного інтерфейсу користувача для практичного використання системи в медичних інформаційних комплексах.

ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАННЯ

1. Gothwal, H., Kedawat S., Kumar R., Cardiac arrhythmias detection in an ECG beat signal using fast Fourier transform and artificial neural network // Biomedical Science and Engineering. 2011. P. 289 – 296.
2. Основи та методи цифрової обробки сигналів: від теорії до практики : навч. посібник. уклад. : Ю.О. Ушенко, М.С. Гавриляк, М.В. Талах, В.В. Дворжак. Чернівці : Чернівецький нац. ун-т ім. Ю. Федьковича, 2021. 308 с.
3. Дубровін В. І., Твердохліб Ю. В., Рашавченко А. В. Огляд методів вейвлет-перетворення для аналізу фоно- та електрокардіограм // Журнал Бионика интеллекта. 2013. № 2(8). С. 87-92.
4. Твердохліб, Ю. В. Методи та інформаційна технологія комплексного оцінювання параметрів вейвлет-перетворення нестационарних сигналів : дис. ... канд. техн. наук : 05.13.06. ХНЕУ. 2018. 178 с.
5. Дікарев О. В. Цифрова обробка сигналів : учбово-методичний посібник. К. : ДУІКТ, 2014. 115 с.
6. Коваленко М. О. Комплексна цифрова обробка сигналів ЕКГ : дипломна робота магістра. Одеса, 2021. 45 с.
7. Заячук Д. М., Якименко Ю. І., Співак В. М., Орлов А. Т. Наноелектроніка : навчальний посібник. К. : Кафедра, 2013. 454 с.
8. Застосування вейвлет-перетворення для обробки електрокардіографічної інформації. URL: <https://ela.kpi.ua/server/api/core/bitstreams/704ba9d2-eb96-4b5d-bafb-08bcaaef5716/content> (дата звернення: 07.05.2026).
9. Лагун А., Лагун І. Використання вейвлет-перетворення для приховування інформації в нерухомих зображеннях // Захист інформації і безпека інформаційних систем. Львів. 2013. С. 98, 99.
10. Рибальченко М. О., Єгоров О. П., Зворикін В. Б. Цифрова обробка сигналів : навчальний посібник. Дніпро : НМетАУ, 2018. 79 с.

11. Duda, R. O., Hart P. E., Stork D. G. Pattern classification. John Wiley & Sons, 2000, 654 p.
12. Бартків Н. І., Коротєєв І. М. Методи та локалізація джерел несанкціонованого випромінювання // Захист інформації. 2009. № 3. С. 68–73.
13. Колєнов С. О. Цифрова обробка інформації : методичний посібник до лабораторного практикуму для студентів радіофізичного факультету. Київ : Радіофізичний факультет Київського національного університету імені Тараса Шевченка, 2008. 56 с.
14. Дедів Л. Є., Сверстюк А. С., Дедів І. Ю., Хвостівський М. О., Дозорський В. Г., Яворська Є. Б. Математичне та комп'ютерне моделювання електрокардіосигналів у системах голтерівського моніторингу. Львів : Видавництво «Магнолія - 2006», 2021. 120 с.
15. Хорошко В. О., Азаров О. Д., Максименко Г. О., Яремчук Ю. Є. Пошук та локалізація радіозакладних пристроїв : навчальний посібник. ВНТУ : Вінниця, 2007. 333 с.
16. Бортник Г. Г., Кичак В. М. Цифрова обробка сигналів в телекомунікаційних системах : підручник. ВНТУ : Вінниця, 2018. – 232 с.
17. Геранін В. О., Писаренко Л. Д., Рущицький Я. Я. Теорія вейвлетів з елементами фрактального аналізу : науково-методичне видання. К. : ВПФ УкрІНТЕІ, 2002. 364 с.
18. Литвиненко Я. В. Методи ідентифікації сегментної та ритмічної структур циклічних сигналів в системах цифрової обробки даних : автореф. дис. ... докт. техн. наук : 01.05.02. Тернопіль, 2019. 44 с.
19. Аналіз ефективності застосування вейвлетперетворення в стеганографічних системах передавання даних. URL: <https://science.lpnu.ua/sites/default/files/journal-paper/2018/jun/12922/3-9-17.pdf> (дата звернення: 07.05.2026).
20. Грабар І. Г., Запольский В. Ф., Захаров В. К., Кришевский М. Б. Застосування вейвлет-перетворення функції вібросигналу в технічній

діагностиці механізмів з ударними навантаженнями // Вісник ЖІТІ. 2002. №23. С. 16–21.

21. Watermarking / edited by M. D. Gupta. Croatia: InTech, 2012. 204 p.

22. Проценко М. М., Коваленко М. В. Методика стиснення цифрової інформації за допомогою вейвлет-перетворення // Збірник наукових праць. Житомир : ЖВІРЕ, 2003. Вип.6. С. 11–17.

ДОДАТОК А
Текст програми

```

!pip install PyWavelets -q

import numpy as np
import pandas as pd
import matplotlib.pyplot as plt
import pywt

from scipy.signal import butter, filtfilt, find_peaks

def generate_test_ecg(duration=10, fs=360, heart_rate=72):
    """
    Формує тестовий ЕКГ-сигнал із шумом, дрейфом базової лінії
    та штучною аномальною ділянкою.
    """
    t = np.linspace(0, duration, duration * fs)
    signal = np.zeros_like(t)

    rr_interval = 60 / heart_rate
    r_peaks_time = np.arange(0.8, duration, rr_interval)

    for r_time in r_peaks_time:
        r_index = int(r_time * fs)

        if r_index < len(signal):
            qrs_width = int(0.035 * fs)
            qrs_range = np.arange(-qrs_width, qrs_width)

            for k in qrs_range:
                idx = r_index + k
                if 0 <= idx < len(signal):
                    signal[idx] += np.exp(-(k / (0.012 * fs)) ** 2)

            p_index = r_index - int(0.18 * fs)
            t_index = r_index + int(0.25 * fs)

            if 0 <= p_index < len(signal):
                signal[p_index] += 0.18

            if 0 <= t_index < len(signal):
                signal[t_index] += 0.32

    baseline = 0.25 * np.sin(2 * np.pi * 0.35 * t)

    noise = 0.12 * np.random.normal(size=len(t))

    anomaly_start = int(5.0 * fs)
    anomaly_end = int(5.8 * fs)
    signal[anomaly_start:anomaly_end] += 0.8 * np.sin(
        2 * np.pi * 8 * t[anomaly_start:anomaly_end]
    )

```

```

raw_ecg = signal + baseline + noise

return t, raw_ecg

def bandpass_filter(signal, fs, lowcut=0.5, highcut=40.0, order=4):
    """
    Виконує смугову фільтрацію ЕКГ-сигналу в діапазоні 0.5-40 Гц.
    """
    nyquist = 0.5 * fs
    low = lowcut / nyquist
    high = highcut / nyquist

    b, a = butter(order, [low, high], btype="band")
    filtered_signal = filtfilt(b, a, signal)

    return filtered_signal

def normalize_signal(signal):
    """
    Приводить сигнал до діапазону від -1 до 1.
    """
    max_abs = np.max(np.abs(signal))

    if max_abs == 0:
        return signal

    return signal / max_abs

def wavelet_denoising(signal, wavelet="db4", level=5):
    """
    Виконує шумозаглушення ЕКГ-сигналу на основі дискретного
    вейвлет-перетворення та м'якого порогуювання коефіцієнтів.
    """
    coeffs = pywt.wavedec(signal, wavelet, mode="symmetric", level=level)

    detail_coeff = coeffs[-1]
    sigma = np.median(np.abs(detail_coeff)) / 0.6745

    threshold = sigma * np.sqrt(2 * np.log(len(signal)))

    new_coeffs = [coeffs[0]]

    for c in coeffs[1:]:
        new_c = pywt.threshold(c, threshold, mode="soft")
        new_coeffs.append(new_c)

    reconstructed = pywt.waverec(new_coeffs, wavelet, mode="symmetric")

    reconstructed = reconstructed[:len(signal)]

```

```

    return reconstructed, coeffs

def detect_r_peaks(signal, fs):
    """
    Виявляє R-піки ЕКГ-сигналу за локальними максимумами.
    """
    min_distance = int(0.30 * fs)
    min_height = np.mean(signal) + 0.35 * np.std(signal)

    peaks, properties = find_peaks(
        signal,
        distance=min_distance,
        height=min_height
    )

    return peaks, properties

def analyze_rr_intervals(peaks, fs):
    """
    Розраховує RR-інтервали, середню ЧСС та визначає
    потенційно аномальні інтервали ритму.
    """
    if len(peaks) < 2:
        return np.array([]), 0, []

    rr_intervals = np.diff(peaks) / fs
    mean_rr = np.mean(rr_intervals)

    heart_rate = 60 / mean_rr if mean_rr > 0 else 0

    abnormal_segments = []

    for i, rr in enumerate(rr_intervals):
        deviation = abs(rr - mean_rr) / mean_rr

        if deviation > 0.20:
            abnormal_segments.append({
                "start_peak": peaks[i],
                "end_peak": peaks[i + 1],
                "rr_interval": rr,
                "deviation_percent": deviation * 100
            })

    return rr_intervals, heart_rate, abnormal_segments

def detect_energy_anomalies(signal, fs, window_sec=0.6, threshold_factor=2.2):
    """
    Виявляє ділянки з підвищеною локальною енергією сигналу.
    """

```

```

window_size = int(window_sec * fs)
energies = []
centers = []

for start in range(0, len(signal) - window_size, window_size // 2):
    end = start + window_size
    segment = signal[start:end]

    energy = np.sum(segment ** 2)
    energies.append(energy)
    centers.append((start + end) // 2)

energies = np.array(energies)
centers = np.array(centers)

if len(energies) == 0:
    return []

mean_energy = np.mean(energies)
std_energy = np.std(energies)

anomaly_indices = np.where(
    energies > mean_energy + threshold_factor * std_energy
)[0]

energy_anomalies = []

for idx in anomaly_indices:
    center = centers[idx]
    start = max(0, center - window_size // 2)
    end = min(len(signal), center + window_size // 2)

    energy_anomalies.append({
        "start_index": start,
        "end_index": end,
        "energy": energies[idx]
    })

return energy_anomalies

def plot_results(t, raw_signal, filtered_signal, wavelet_signal, peaks,
                rr_abnormal_segments, energy_anomalies, fs):
    """
    Буде графіки початкового, фільтрованого та проаналізованого ЕКГ-сигналу.
    """
    plt.figure(figsize=(16, 5))
    plt.plot(t, raw_signal)
    plt.title("Початковий ЕКГ-сигнал із шумом")
    plt.xlabel("Час, с")
    plt.ylabel("Амплітуда")

```

```

plt.grid(True)
plt.show()

plt.figure(figsize=(16, 5))
plt.plot(t, filtered_signal)
plt.title("ЕКГ-сигнал після смугової фільтрації")
plt.xlabel("Час, с")
plt.ylabel("Амплітуда")
plt.grid(True)
plt.show()

plt.figure(figsize=(16, 5))
plt.plot(t, wavelet_signal, label="Сигнал після вейвлет-обробки")

if len(peaks) > 0:
    plt.scatter(t[peaks], wavelet_signal[peaks], marker="o", label="R-піки")

for segment in rr_abnormal_segments:
    start_time = segment["start_peak"] / fs
    end_time = segment["end_peak"] / fs
    plt.axvspan(start_time, end_time, alpha=0.25, label="Аномальний RR-інтервал")

for anomaly in energy_anomalies:
    start_time = anomaly["start_index"] / fs
    end_time = anomaly["end_index"] / fs
    plt.axvspan(start_time, end_time, alpha=0.15, label="Підвищена енергія")

plt.title("Результат вейвлет-аналізу ЕКГ із позначенням R-піків та аномалій")
plt.xlabel("Час, с")
plt.ylabel("Нормалізована амплітуда")
plt.grid(True)

handles, labels = plt.gca().get_legend_handles_labels()
unique = dict(zip(labels, handles))
plt.legend(unique.values(), unique.keys())

plt.show()

fs = 360
duration = 10

t, raw_ecg = generate_test_ecg(duration=duration, fs=fs, heart_rate=72)

filtered_ecg = bandpass_filter(raw_ecg, fs=fs)
filtered_ecg = normalize_signal(filtered_ecg)

wavelet_ecg, wavelet_coeffs = wavelet_denoising(
    filtered_ecg,
    wavelet="db4",

```

```

    level=5
)

wavelet_ecg = normalize_signal(wavelet_ecg)

r_peaks, peak_properties = detect_r_peaks(wavelet_ecg, fs=fs)

rr_intervals, heart_rate, rr_abnormal_segments = analyze_rr_intervals(
    r_peaks,
    fs=fs
)

energy_anomalies = detect_energy_anomalies(
    wavelet_ecg,
    fs=fs,
    window_sec=0.6,
    threshold_factor=2.2
)

plot_results(
    t,
    raw_ecg,
    filtered_ecg,
    wavelet_ecg,
    r_peaks,
    rr_abnormal_segments,
    energy_anomalies,
    fs
)

summary = {
    "Параметр": [
        "Тривалість сигналу, с",
        "Частота дискретизації, Гц",
        "Кількість виявлених R-піків",
        "Середня частота серцевих скорочень, уд/хв",
        "Середній RR-інтервал, с",
        "Мінімальний RR-інтервал, с",
        "Максимальний RR-інтервал, с",
        "Кількість аномальних RR-інтервалів",
        "Кількість ділянок із підвищеною енергією"
    ],
    "Значення": [
        duration,
        fs,
        len(r_peaks),
        round(heart_rate, 2),
        round(float(np.mean(rr_intervals)), 3) if len(rr_intervals) else 0,
        round(float(np.min(rr_intervals)), 3) if len(rr_intervals) else 0,
        round(float(np.max(rr_intervals)), 3) if len(rr_intervals) else 0,

```

```

        len(rr_abnormal_segments),
        len(energy_anomalies)
    ]
}

summary_df = pd.DataFrame(summary)
display(summary_df)

if len(rr_abnormal_segments) > 0:
    abnormal_df = pd.DataFrame([
        {
            "Початок, с": round(item["start_peak"] / fs, 3),
            "Кінець, с": round(item["end_peak"] / fs, 3),
            "RR-інтервал, с": round(item["rr_interval"], 3),
            "Відхилення, %": round(item["deviation_percent"], 2)
        }
        for item in rr_abnormal_segments
    ])

    display(abnormal_df)
else:
    print("Аномальні RR-інтервали не виявлено.")

```

ДОДАТОК Б
Слайди презентації

Національний університет «Запорізька політехніка»
Кафедра програмних засобів

СТВОРЕННЯ ПРОГРАМНОЇ СИСТЕМИ ДЛЯ ВЕЙВЛЕТ- АНАЛІЗУ КАРДІОСИГНАЛУ

Виконав

студент гр. КНТ-212

Керівник проекту

к.т.н., професор

Дмитро КРУТІЙ

Валерій ДУБРОВІН

1

Рисунок Б.1 – Слайд 1

Актуальність теми

- Розвиток телемедицини та цифрової медицини вимагає автоматизованого аналізу ЕКГ.
- Кардіосигнали є нестационарними та містять значну кількість шумів і завад.
- Вейвлет-аналіз забезпечує одночасний часовий і частотний аналіз сигналу.
- Метод ефективний для шумозаглушення та локалізації аномальних змін.

2

Рисунок Б.2 – Слайд 2

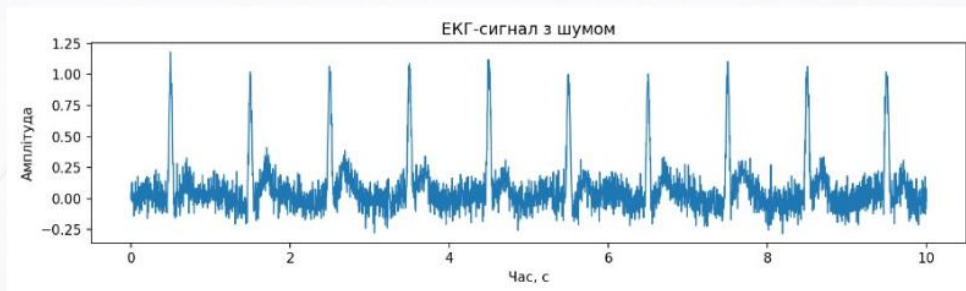
Мета та завдання роботи

- **Мета:** розробити програмну систему аналізу кардіосигналів на основі вейвлет-перетворення.
- **Дослідити** особливості ЕКГ як об'єкта цифрової обробки.
- **Розробити** алгоритми попередньої обробки та вейвлет-аналізу.
- **Реалізувати** систему мовою Python та провести тестування.

3

Рисунок Б.3 – Слайд 3

Структура ЕКГ-сигналу



Ілюстрація електрокардіографічного сигналу з шумовими складовими

4

Рисунок Б.4 – Слайд 4

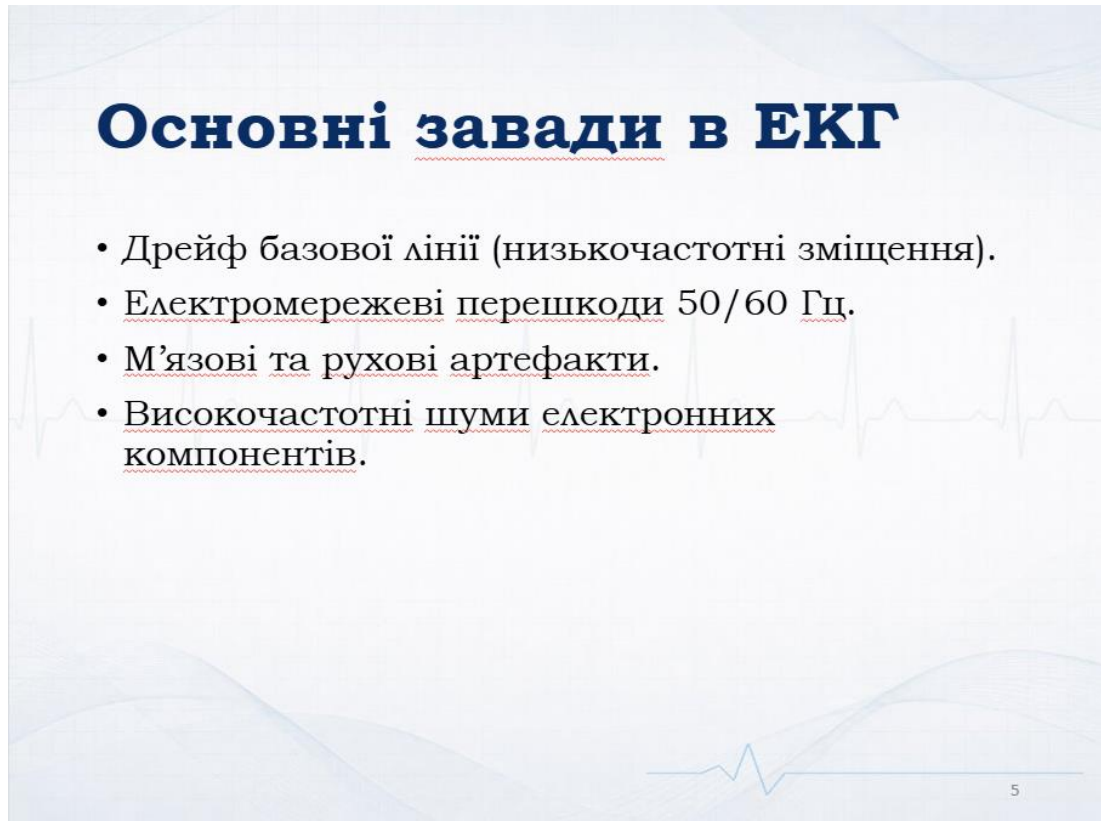


Рисунок Б.5 – Слайд 5

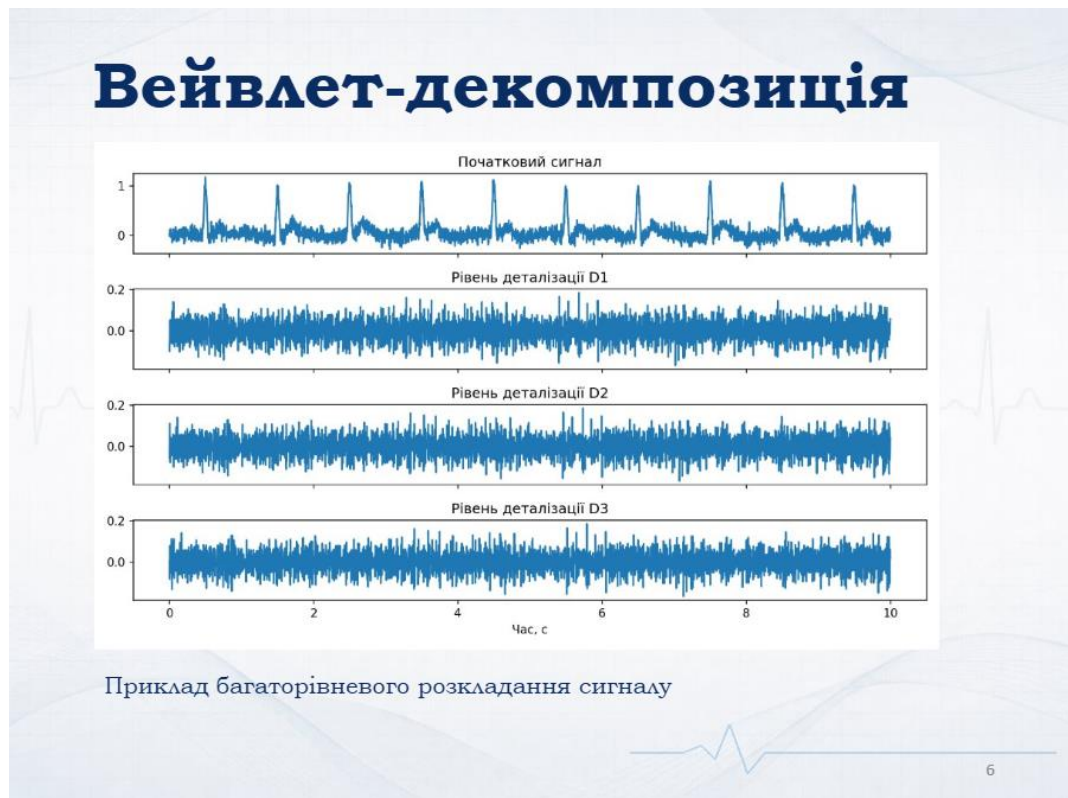


Рисунок Б.6 – Слайд 6

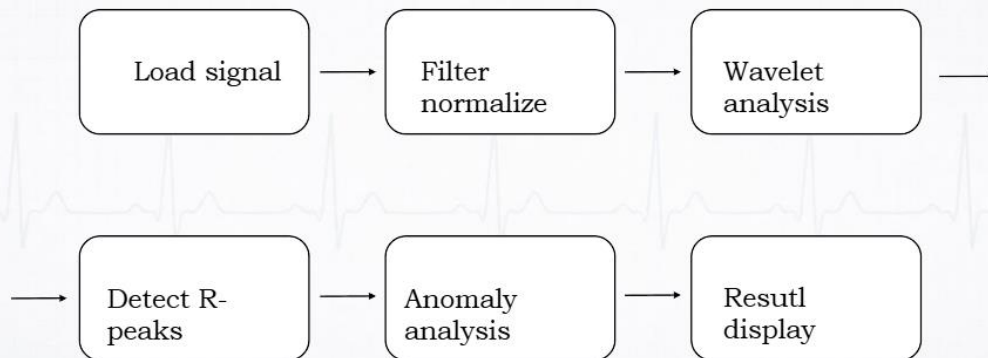
Переваги вейвлет-аналізу

- Адаптивна часо-частотна роздільна здатність.
- Ефективне шумозаглушення без значного спотворення ЕКГ.
- Висока стійкість до нестационарних шумів.
- Локалізація короточасних патологічних змін.

7

Рисунок Б.7 – Слайд 7

Архітектура програмної системи



Послідовність обробки кардіосигналу

8

Рисунок Б.8 – Слайд 8

Технології реалізації

- **Python** – основна мова програмування.
- **NumPy** – математичні обчислення.
- **SciPy** – цифрова фільтрація та обробка сигналів.
- **PyWavelets** – вейвлет-перетворення.
- **Matplotlib** – візуалізація результатів.

9

Рисунок Б.9 – Слайд 9

Алгоритм роботи системи

- Завантаження та перевірка вхідних даних.
- Смугова фільтрація та нормалізація сигналу.
- Вейвлет-декомпозиція та порогова обробка коефіцієнтів.
- Виявлення R-піків та аналіз RR-інтервалів.
- Виявлення аномалій і візуалізація результатів.

10

Рисунок Б.10 – Слайд 10

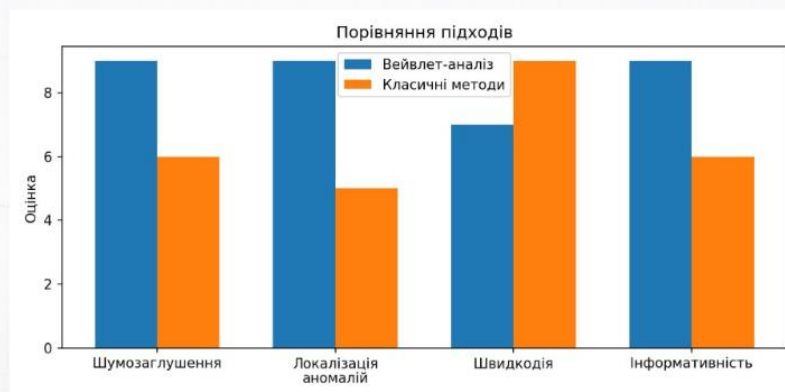
Результати тестування

- **Система** протестована на сигналі тривалістю 10 с з частотою 360 Гц.
- **Реалізовано** вейвлет-шумозаглушення (db4, 5 рівнів).
- **Автоматично виявляються** R-піки та аналізуються RR-інтервали.
- **Аномалії визначаються** за відхиленням RR-інтервалів та локальною енергією.

11

Рисунок Б.11 – Слайд 11

Порівняння підходів



Вейвлет-аналіз демонструє переваги для локалізації аномалій та шумозаглушення

12

Рисунок Б.12 – Слайд 12

Висновки

- **Розроблено** програмну систему аналізу кардіосигналів на основі вейвлет-перетворення.
- **Реалізовано** багатоступеневу обробку: фільтрація, нормалізація, вейвлет-шумозаглушення.
- **Забезпечено** автоматичне виявлення R-піків та аномальних ділянок.
- **Програмне** рішення має практичну цінність для навчання, досліджень та медичних систем.

Рисунок Б.13 – Слайд 13