

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

Факультет прикладних інформаційних технологій та електроінженерії
(повна назва факультету)

Кафедра біотехнічних систем
(повна назва кафедри)

ЗАТВЕРДЖУЮ

Завідувач кафедри

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

«30» вересня 2025 р.

ЗАВДАННЯ НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ

на здобуття освітнього ступеня магістр

(назва освітнього ступеня)

за спеціальністю 163 Біомедична інженерія

(шифр і назва спеціальності)

студенту Кіраш Вікторія Олександрівна

(прізвище, ім'я, по батькові)

1. Тема роботи Виявлення аномалій серцевого ритму на основі аналізу
фотоплетизмографічних сигналів

Керівник роботи Хвостівський Микола Орестович, к.т.н., доц.

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

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

2. Термін подання студентом завершеної роботи

3. Вихідні дані до роботи : Об'єкт дослідження: процес виявлення аномалій серцевого ритму.

Предмет дослідження: математична модель, метод та алгоритм обробки.

фотоплетизмографічних сигналів для виявлення аномалій серцевого ритму

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

РОЗДІЛ 1. ОГЛЯД ІСНУЮЧИХ НАПРАЦЮВАНЬ У СФЕРІ АНАЛІЗУ

ФОТОПЛЕТИЗМОГРАФІЧНИХ СИГНАЛІВ

РОЗДІЛ 2. МЕТОД ТА АЛГОРИТМ ВИЯВЛЕННЯ АНОМАЛІЙ СЕРЦЕВОГО РИТМУ

РОЗДІЛ 3. РОЗРОБКА ПРОГРАМНОГО ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ В МАТЛАВ ТА АНАЛІЗ

РЕЗУЛЬТАТІВ

РОЗДІЛ 4. ОХОРОНА ПРАЦІ ТА БЕЗПЕКА В НАДЗВИЧАЙНИХ СИТУАЦІЯХ

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

1. Актуальність роботи

2. Математична модель ФПГ-сигналу з епізодами аномалій серцевого ритму

3. Метод виявлення аномалій серцевого ритму на основі аналізу ФПГ-сигналу

4. Алгоритм виявлення аномалій серцевого ритму на основі аналізу ФПГ-сигналу

5. Результати виявлення аномалій серцевого ритму на основі аналізу ФПГ-сигналу

6. Наукова новизна

7. Загальні висновки

6. Консультанти розділів роботи

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

7. Дата видачі завдання 30.09.2025 р.

КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

[illegible]

Студент

(підпис)

Кіраш В.О.

(прізвище та ініціали)

Керівник роботи

(підпис)

ХВОСТІВСЬКИЙ М.О.

(прізвище та ініціали)

АНОТАЦІЯ

Тема кваліфікаційної роботи: «Виявлення аномалій серцевого ритму на основі аналізу фотоплетизмографічних сигналів» // Кваліфікаційна робота // Кіраш Вікторія Олександрівна // ТНТУ, факультет прикладних інформаційних технологій та електроінженерії, група РБм-61 // Тернопіль, 2025 // с. – 101, рис. – 9, табл. – 5, додат. – 3, бібліогр. – 62.

Ключові слова: фотоплетизмографія, ФПГ-сигнал, серцевий ритм, аномалії ритму, вейвлет-перетворення, віконна сегментація, MATLAB, математична модель.

В роботі представлено дослідження методів обробки ФПГ-сигналів з метою виявлення аномалій серцевого ритму. Проведено аналітичний огляд сучасних підходів обробки ФПГ-сигналів, включаючи часові, спектральні, статистичні, морфологічні, ентропійні методи, а також методи машинного та глибокого навчання. Встановлено, що найбільш ефективним для аналізу нестационарних пульсових сигналів є поєднання віконної сегментації та вейвлет-перетворення, що забезпечує високу точність локалізації короткочасних аномальних епізодів.

Розроблено математичну модель ФПГ-сигналу, яка описує структуру прямої та відбитої хвиль і дозволяє моделювати патологічні стани серцевого ритму, такі як аритмія, тахікардія та фібриляція передсердь. На основі цієї моделі запропоновано метод виявлення аномалій, що ґрунтується на аналізі енергетичних характеристик вейвлет-коефіцієнтів у віконних інтервалах.

Створено алгоритмічно-програмне забезпечення в середовищі MATLAB, яке реалізує обробку ФПГ-сигналу, його сегментацію, вейвлет-обробку та автоматичне виявлення аномалій серцевого ритму. Проведено тестування на реальних ФПГ-сигналах, результати якого підтверджують ефективність розробленого методу для задач скринінгу та моніторингу серцевої діяльності.

ANNOTATION

Theme of qualification work: «Detection of Heart Rhythm Abnormalities Based on the Analysis of Photoplethysmographic Signals» // Kirash Viktoriia // Ternopil Ivan Puluj National Technical University, Faculty of Applied Information Technologies and Electrical Engineering group RBm-61 // Ternopil, 2025 // p. – 101, fig. – 9, tab. - 5, add. – 3, bibliography -62.

Keywords: photoplethysmography, PPG signals, heart rhythm, rhythm abnormalities, wavelet transform, windowed segmentation, MATLAB, mathematical model.

The work presents a study devoted to the development of methods and software tools for detecting heart rhythm abnormalities based on the analysis of photoplethysmographic (PPG) signals. A comprehensive analysis of contemporary PPG signal processing techniques has been carried out, covering time-domain, spectral, statistical, morphological, and entropy-based methods, including techniques grounded in machine learning and advanced deep-learning frameworks. It is shown that the combination of windowed segmentation and wavelet transform provides the highest efficiency for analyzing non-stationary PPG signals and enables accurate localization of short-term rhythm irregularities.

A mathematical model of the PPG signal is developed, describing the structure of the direct and reflected pulse waves and enabling the simulation of pathological heart rhythm states such as arrhythmia, tachycardia, and atrial fibrillation. Based on this model, a method for detecting heart rhythm abnormalities is proposed, relying on the analysis of energy characteristics of wavelet coefficients within adaptive time windows.

Algorithmic and software tools are implemented in the MATLAB environment, including modules for signal preprocessing, segmentation, wavelet analysis, and automated detection of rhythm abnormalities. Testing on real PPG signals confirms the effectiveness of the developed method for screening and continuous monitoring of cardiovascular function.

ЗМІСТ

ВСТУП.....	9
РОЗДІЛ 1. ОГЛЯД ІСНУЮЧИХ НАПРАЦЮВАНЬ У СФЕРІ АНАЛІЗУ	
ФОТОПЛЕТИЗМОГРАФІЧНИХ СИГНАЛІВ.....	13
1.1 Фізіологічні основи роботи серцево-судинної системи та характеристика серцевого ритму.....	13
1.2 Особливості впливу серцевого ритму на структуру та параметри фотоплетизмографічних сигналів.....	15
1.3 Методи обробки сигналів для виявлення аномалій серцевого ритму.....	18
1.3.1 Спектральні методи.....	19
1.3.2 Кореляційні методи.....	19
1.3.3 Статистичні методи.....	20
1.3.4 Ентропійні методи.....	20
1.3.5 Морфологічні методи.....	21
1.3.6 Синфазні та компонентні методи.....	21
1.3.7 Методи машинного навчання.....	22
1.3.8 Методи глибокого навчання.....	22
1.3.9 Вейвлет-обробка.....	22
1.3.10 Порівняльна таблиця існуючих методів.....	24
1.4 Висновки до розділу 1.....	27
РОЗДІЛ 2. МЕТОД ТА АЛГОРИТМ ВИЯВЛЕННЯ АНОМАЛІЙ СЕРЦЕВОГО	
РИТМУ.....	28
2.1 Математична модель ФПГ-сигналу з епізодами аномалій.....	28
2.1.1 Базова модель одного циклу серцевого ритму.....	28
2.1.2 Математичне представлення базового циклу.....	29
2.1.3 Модифікація моделі при аномаліях серцевого ритму (аритмія, тахікардія, фібриляція).....	31
2.1.3.1. Узагальнена модель серцевого ритму з варіабельністю.....	32
2.1.3.2 Модель тахікардії.....	33

	7
2.1.3.3 Модель аритмії.....	33
2.1.3.4. Модель фібриляції передсердь.....	34
2.1.3.5 Практичне значення модифікованої моделі.....	35
2.1.4 Формалізація параметрів моделі для комп'ютерної реалізації.....	35
2.1.5 Нормалізація та масштабування.....	35
2.1.6 Алгоритмічна реалізація в MATLAB.....	38
2.1.7 Переваги параметричної моделі.....	41
2.2 Метод виявлення аномалій серцевого ритму.....	42
2.3 Алгоритм виявлення аномалій серцевого ритму.....	49
2.4 Висновки до розділу 2.....	51
РОЗДІЛ 3. РОЗРОБКА ПРОГРАМНОГО ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ В MATLAB ТА АНАЛІЗ РЕЗУЛЬТАТІВ.....	53
3.1 Вибір інструментарію та обґрунтування використання середовища MATLAB	53
3.2 Структура та функціональні можливості розробленого програмного забезпечення у MATLAB.....	56
3.2.1 Архітектура програмного забезпечення	56
3.2.2 Імпорт і попередня обробка ФПГ-сигналу.....	57
3.2.3 Віконна сегментація сигналу.....	58
3.2.4 Вейвлет-обробка сегментів.....	59
3.2.5 Визначення аномалій серцевого ритму.....	60
3.2.6 Візуалізація результатів.....	60
3.2.7 Функціональні можливості програмного забезпечення.....	61
3.3 Тестування програмного забезпечення та інтерпретація отриманих результатів.....	62
3.4 Висновки до розділу 3.....	67
РОЗДІЛ 4. ОХОРОНА ПРАЦІ ТА БЕЗПЕКА В НАДЗВИЧАЙНИХ СИТУАЦІЯХ.....	69
4.1 Охорона праці.....	69
4.2 Безпека в надзвичайних ситуаціях.....	72

	8
4.3 Висновки до розділу 4.....	75
ЗАГАЛЬНІ ВИСНОВКИ.....	77
ПЕРЕЛІК ПОСИЛАНЬ.....	79
ДОДАТКИ.....	85
ДОДАТОК А. Теза конференції (копія).....	86
ДОДАТОК Б. Скрипт ПЗ реалізації математичної моделі з фрагментами аномалій серцевого ритму.....	95
ДОДАТОК В. Скрипт ПЗ виявлення аномалій серцевого ритму.....	98

ВСТУП

Актуальність роботи

Серцево-судинні порушення, зокрема аномалії серцевого ритму, залишаються однією з основних причин ускладнень та підвищеної смертності в світі, що підкреслює важливість розробки нових методів ранньої діагностики та безперервного моніторингу функціонального стану серця. У цьому контексті фотоплетизмографія (ФПГ) виступає перспективним неінвазивним інструментом, здатним фіксувати тонкі зміни кровонаповнення периферичних судин і забезпечувати детальну інформацію про частоту серцевих скорочень, амплітудні та часові характеристики пульсових хвиль. Завдяки своїй високій чутливості та доступності ФПГ-сигнали набувають особливої цінності для виявлення та аналізу аномалій серцевого ритму, що є ключовою задачею сучасних методів кардіомоніторингу [1-3].

На сьогодні розроблено широкий спектр методів обробки ФПГ-сигналів для виявлення аномалій серцевого ритму:

- Спектральні методи, які використовують перетворення Фур'є, дозволяють аналізувати частотні характеристики ФПГ. Їх ефективність показано в роботах Park J. et al. та Bereznyi I., Nakonechnyi A., а також у дослідженнях Cheng et al., де спектральний аналіз поєднувався з глибоким навчанням. Недоліком цих підходів є низька чутливість до короткочасних і нестационарних змін ритму.

- Кореляційні методи, зокрема аналіз автокореляційної функції, продемонстрували результативність у визначенні порушень регулярності ритму, про що свідчать праці Väliäho E. et al. та дослідження адаптивної крос-кореляції Sun Y., Thakor N.V. Проте такі методи погано працюють за наявності рухових артефактів.

- Статистичні та часові методи (Млинко Б.Б., Фриз М.Є.; Guo Y.; Lip G.Y.H.; Tison G.H. et al.) широко застосовуються в комерційних пристроях завдяки простоті та можливості оцінки варіабельності ритму. Їхній ключовий недолік — недостатня точність при короткочасних епізодах аритмії.

- Морфологічні підходи (Charlton P.H., Clifton D.A., Bonnici T., Tarassenko L., Beale R., Malik A., Li X.) дозволяють аналізувати детальну структуру пульсової

хвилі, однак вимагають високої якості сигналу та точного визначення характеристичних точок.

Важливою задачею є оцінка якості сигналу та корекція спотворень, де значний внесок зроблено в роботах Li Q., Clifford G.D., які демонструють можливості динамічного вирівнювання (DTW) та ф'южну даних для підвищення достовірності аналізу.

– Методи машинного навчання, запропоновані Bashar S.K. et al., Pereira T. et al., Talukdar D., De Deus L.F., Sehgal N., демонструють високу точність класифікації за рахунок використання великого набору ознак. У той же час вони є обчислювально затратними та потребують значних обсягів тренувальних даних.

– Методи глибокого навчання (Cheng et al.; Aschbacher K. et al.; Yousefi R., Parak J., Tarniceriu A. et al.; Maharajan R. et al.) відкрили можливість аналізу «сирих» ФПГ-сигналів без ручного формування ознак і показали високу ефективність у виявленні фібриляції передсердь та інших порушень ритму. Проте їх недоліками залишаються складність реалізації, висока ресурсоемність і недостатня інтерпретованість.

– Окремий напрям становлять синфазні методи та компонентний аналіз, які досліджувалися Хвостівською Л.В. і показали ефективність у виділенні визначальних складових сигналу, але обмежені щодо локалізації коротких аномалій.

– Суттєвий розвиток отримали гібридні підходи, що поєднують кількісні, спектральні та ML-методи (Zhang Z.; Guo Y.; Allen J.). Незважаючи на високу точність, вони залишаються складними у реалізації.

– Серед усіх існуючих підходів особливої уваги заслуговують вейвлет-методи, які довели свою ефективність у працях Park J., Seok H.S., Kim S.-S., Shin H., а також у дослідженнях Cheng P. та ін. Вейвлет-перетворення дозволяє аналізувати часово-частотну структуру нестационарних сигналів та локалізувати короткі епізоди аномалій.

Серед існуючих методів особливої уваги заслуговує вейвлет-обробка, доповнена віконним підходом, оскільки таке поєднання забезпечує адаптивний часово-частотний аналіз і дає змогу ефективно локалізувати як короткочасні, так і

довготривалі аномалії серцевого ритму, забезпечуючи високу чутливість та точність їх виявлення, недоступні для інших методів.

Тому використання раніше не застосованої базисної функції у віконній вейвлет-обробці ФПГ-сигналів дозволить створити нове ефективне алгоритмічно-програмне забезпечення для комп'ютерних фотоплетизмографів, що забезпечить обчислення додаткової діагностично значущої інформації про стан серцевого ритму та судин, підвищуючи точність і рівень діагностичності досліджень.

Мета і задачі дослідження.

Мета: розробка математичних методів та програмного забезпечення для виявлення аномалій серцевого ритму на основі аналізу фотоплетизмографічних сигналів..

Задачі для досягнення мети:

1. Виконати аналітичний огляд сучасних методів аналізу ФПГ-сигналів та підходів до виявлення аномалій серцевого ритму.
2. Побудувати математичну модель ФПГ-сигналу, яка відтворює структуру прямої та відбитої хвиль і дозволяє моделювати патологічні стани серцевого ритму.
3. Розробити метод обробки ФПГ-сигналів із використанням віконної сегментації та вейвлет-перетворення для локалізації короткочасних аномалій.
4. Розробити алгоритм виявлення аномалій серцевого ритму із використанням комбінованої віконно-вейвлетної обробки ФПГ-сигналів.
5. Реалізувати алгоритм у програмному середовищі MATLAB та створити програмне забезпечення для обробки ФПГ-сигналів.
6. Провести тестування програмного забезпечення на реальних ФПГ-сигналах і здійснити інтерпретацію отриманих результатів.

Об'єкт дослідження: процес виявлення аномалій серцевого ритму.

Предмет дослідження: математична модель, метод та алгоритм обробки фотоплетизмографічних сигналів для виявлення аномалій серцевого ритму.

Наукова новизна

У роботі запропоновано підхід до комбінованого використання віконної та вейвлет-обробки для підвищення точності аналізу ФПГ-сигналів, а також розроблено

алгоритм із використанням порогового пристрою для автоматизованого прийняття рішень щодо виявлення аномалій.

РОЗДІЛ 1

ОГЛЯД ІСНУЮЧИХ НАПРАЦЮВАНЬ У СФЕРІ АНАЛІЗУ ФОТОПЛЕТИЗМОГРАФІЧНИХ СИГНАЛІВ

1.1 Фізіологічні основи роботи серцево-судинної системи та характеристика серцевого ритму

ССС людини є однією з ключових у підтриманні життєдіяльності організму. Вона забезпечує транспорт кисню, поживних речовин, гормонів і біологічно активних речовин до тканин, а також видалення продуктів метаболізму [1, 2]. Центральним органом цієї системи є серце, функція якого полягає у ритмічному перекачуванні крові завдяки координованим скороченням міокарда [3].

Серце людини є м'язовим органом, що має чотири порожнини: два передсердя та два шлуночки [4]. Передсердя приймають кров від венозної системи, а шлуночки виштовхують її у великі артерії — аорту та легеневий стовбур. Робота серця відбувається циклічно та складається з фаз систоли (скорочення) і діастоли (розслаблення) [5].

Координація скорочень забезпечується провідною системою серця, до складу якої входять синоатріальний (SA) вузол, атріовентрикулярний (AV) вузол, пучок Гіса та волокна Пуркінє [6]. Основним водієм ритму є SA-вузол, який генерує електричні імпульси з частотою 60–90 на хвилину у стані спокою, визначаючи нормальний синусовий ритм [7].

Електрофізіологічна активність серця ґрунтується на процесах деполяризації та реполяризації мембран кардіоміоцитів [8]. У клітинах SA-вузла відбувається спонтанна генерація потенціалів дії завдяки постійному «повільному натрієвому струму», що поступово зменшує мембранний потенціал до порогового рівня [9]. Після досягнення порогу відкриваються кальцієві канали, що призводить до швидкої деполяризації [10].

Потенціали дії поширюються провідною системою серця, викликаючи скорочення передсердь та шлуночків у чіткій послідовності, що дозволяє серцю результативно прокачувати кров й підтримку сталого серцевого ритму [11].

Серцевий ритм — це послідовність скорочень серця, що відбуваються з певною регулярністю. У нормі він має такі параметри:

- Частота серцевих скорочень (ЧСС) – 60–90 уд./хв у дорослих людей в спокійному стані;
- Ритмічність — рівні інтервали між послідовними скороченнями;
- Синусовий характер — імпульси формуються у SA-вузлі [12].

Нормальний серцевий ритм забезпечує адекватний серцевий викид і стабільну гемодинаміку. Відхилення від нього можуть свідчити про патологічні процеси або порушення регуляції [13].

Варіабельність серцевого ритму (BCP) відображає коливання інтервалів між послідовними скороченнями і є інтегральним показником стану вегетативної нервової системи, яка регулює серцеву діяльність [14].

- Парасимпатичний вплив знижує ЧСС;
- Симпатичний вплив підвищує ЧСС та скорочувальність міокарда [15].

Нормальна BCP свідчить про здатність організму адаптуватися до змін середовища. Зниження варіабельності часто асоціюється з підвищеним ризиком серцево-судинних ускладнень [16].

Аномалії серцевого ритму (аритмії) — це будь-які відхилення від нормальної частоти, регулярності або послідовності збудження та скорочення серцевого м'яза. Вони можуть бути [17, 18]:

- Тахікардії (ЧСС > 100 уд./хв);
- Брадикардії (ЧСС < 60 уд./хв);
- Екстрасистолії — передчасні скорочення;
- Фібриляція передсердь — безладні, нерегулярні скорочення передсердь;
- Шлуночкова фібриляція — небезпечний стан, що часто закінчується зупинкою кровообігу.

Кожне з цих порушень має характерні прояви у часових рядах сигналів (ЕКГ, ФПГ), що дозволяє їх виявляти за допомогою методів обробки сигналів [19].

У сучасних дослідженнях застосовується широкий спектр методів для виявлення аномалій, що включає традиційну електрокардіографію (ЕКГ), аналіз фотоплетизмографічних сигналів (ФПГ) [20], часові, частотні та часово-частотні методи обробки сигналів, а також алгоритми штучного інтелекту [21-23].

Електрокардіографія (ЕКГ) залишається «золотим стандартом» у діагностиці порушень серцевого ритму. Основними підходами є:

- Візуальний аналіз ЕКГ — оцінка форми комплексів QRS, інтервалів RR та наявності аритмій лікарем-кардіологом.
- Стандартні комп'ютерні алгоритми — автоматичне вимірювання інтервалів RR, детекція тахікардії, брадикардії та екстрасистолій.

Недоліком цих методів є обмежена застосовність для довготривалого моніторингу та потреба у стаціонарних умовах або спеціалізованому обладнанні [4].

Фотоплетизмографія (ФПГ) надає можливість безконтактного, неінвазивного моніторингу серцевого ритму у реальному часі.

ФПГ особливо ефективна для носимих та мобільних пристроїв, що забезпечують тривалий моніторинг пацієнтів у повсякденному житті.

1.2 Особливості впливу серцевого ритму на структуру та параметри фотоплетизмографічних сигналів

Амплітуда і форма ФПГ-сигналу залежать від серцевої діяльності, що робить його інформативним для оцінки ритму (рис.1.1).

Серцевий ритм формується завдяки роботі провідної системи серця та вегетативної регуляції. Основні характеристики: частота, ритмічність, синусовий характер. Порушення ритму — тахікардія, брадикардія, екстрасистолії, фібриляція — становлять загрозу для життя. Фотоплетизмографія є перспективним методом для виявлення цих порушень, що обґрунтовує необхідність дослідження методів аналізу ФПГ-сигналів.

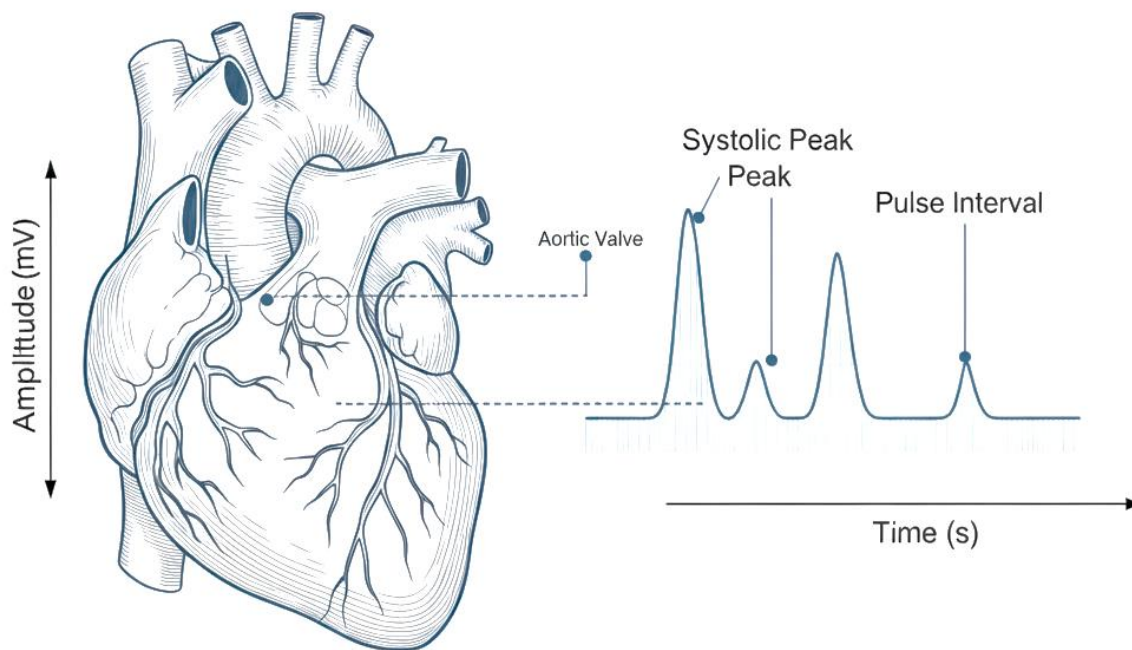


Рис.1.1. Амплітуда і форма ФПГ-сигналу

ФПГ-сигнал відображає пульсові зміни об'єму крові, що виникають внаслідок серцевих скорочень, і, таким чином, корелює з фізіологічними параметрами ССС [25, 26].

Структура ФПГ-сигналу визначається динамікою кровотоку в периферичних судинах і включає кілька характерних компонентів:

- АС-компоненту — пульсову складову, що безпосередньо пов'язана з серцевими скороченнями. Ця складова відображає фазу систоли та діастоли серця і є основною для оцінки ЧСС та ритму.
- ДС-компоненту — постійну складову сигналу, що відображає базовий рівень кровонаповнення тканин і залежить від тону артеріальних судин та локального кровотоку [27, 28].

Типовий ФПГ-сигнал має форму пульсової хвилі, яка характеризується підйомом у фазі систоли, піком, спадом у фазі діастоли та іноді присутнім вторинним піком, що відповідає відбитій хвилі від периферичних артерій [29, 30].

Основні параметри ФПГ, які використовуються для аналізу серцевої діяльності:

1. Частота пульсу (Heart Rate, HR) — визначається інтервалами між послідовними пульсовими хвилями (інтервал пік–пік). Вона корелює з частотою серцевих скорочень, отриманих за ЕКГ [31].

2. Амплітуда пульсової хвилі — відображає величину об'ємного наповнення судин. Амплітуда залежить від серцевого викиду, периферичного опору і тонуусу судин.

3. Ширина пульсової хвилі — пов'язана з тривалістю систоли і діастолі; дозволяє оцінювати скоротливість серця та еластичність судин.

4. Форма хвилі та вторинні піки — використовуються для розрахунку показників жорсткості судин та часу затримки відбитих хвиль, що корелює з серцевим ритмом і серцевим викидом [32].

Дослідження показують, що зміни ЧСС та ритмічності серцевих скорочень безпосередньо впливають на амплітуду та форму ФПГ-хвиль: підвищена ЧСС зменшує амплітуду хвиль через менший час наповнення судин, тоді як брадикардія збільшує амплітуду і розтягує інтервали між хвилями [33, 34].

ФПГ-сигнал тісно пов'язаний із фазами серцевого циклу:

– Систола — швидкий підйом ФПГ-хвилі, що відповідає викиду крові із лівого шлуночка.

– Діастола — спад сигналу, що відображає повернення крові до серця та заповнення периферичних судин.

Таким чином, ФПГ дозволяє оцінювати не лише частоту, а й динаміку серцевого викиду, а також інші гемодинамічні параметри [35].

На точність вимірювання ФПГ-сигналу впливають різні джерела артефактів:

1. Рухові артефакти — зміни сигналу через рухи руки, пальця або датчика. Вони призводять до зміни амплітуди хвиль та можуть маскувати серцеві події [36].

2. Артефакти, пов'язані з освітленням — коливання зовнішнього або внутрішнього освітлення можуть спотворювати інтенсивність оптичного сигналу.

3. Внутрішньоорганізаційні фактори — тремтіння м'язів, судинні спазми, зміни тонуусу артерій.

4. Технічні фактори — неякісний контакт датчика з шкірою, низька чутливість сенсора, шум фотодіода.

Для мінімізації впливу артефактів застосовуються фільтрування, методи згладжування та адаптивні алгоритми компенсації руху.

Виявлення аномалій серцевого ритму за ФПГ вимагає врахування:

- Нестационарності сигналу — ФПГ змінюється з часом залежно від серцевого ритму та фізіологічного стану.
- Чутливості до артефактів — навіть невеликі рухи можуть маскувати екстрасистоли або аритмії.
- Неоднозначності форми хвилі — вторинні піки можуть накладатися на основну хвилю, що ускладнює автоматичну детекцію/виявлення подій.

Тому сучасні підходи передбачають комбінацію часових, частотних та часово-частотних методів (віконний аналіз, вейвлет-перетворення) для виділення фізіологічно значущих компонентів сигналу та виявлення аномалій.

ФПГ-сигнал являє собою комплексну суміш пульсових та базових компонентів, що відображають серцеву діяльність. Параметри сигналу, такі як амплітуда, частота, ширина хвилі та форма, безпосередньо корелюють із серцевим ритмом. Джерела артефактів включають рухові, оптичні та внутрішні фізіологічні фактори. Для надійного виявлення аномалій серцевого ритму необхідно застосовувати методи обробки сигналів, які дозволяють виділити основні пульсові компоненти та зменшити вплив шумів і артефактів.

1.3 Методи обробки сигналів для виявлення аномалій серцевого ритму

ФПГ-сигнал є складним, нестационарним біомедичним сигналом, який містить інформацію про серцеву діяльність, еластичність судин, тонус периферичного кровообігу та функціональний стан серцево-судинної системи. Через наявність шумів, рухових артефактів і значну міжіндивідуальну варіабельність аналіз ФПГ-сигналів потребує застосування ефективних методів математичної обробки. Основна мета таких методів — виявлення аномалій серцевого ритму, тобто відхилень від

нормальної періодичності та форми пульсових хвиль, характерних для станів тахікардії, брадикардії, фібриляції передсердь тощо.

Існуючі методи обробки ФПГ-сигналів можна класифікувати за принципом дії: спектральні, кореляційні, статистичні, ентропійні, морфологічні, синфазні (компонентні), вейвлет-методи, а також методи машинного та глибокого навчання [36-54].

1.3.1 Спектральні методи

Спектральні методи – одні з перших, що застосовувались для аналізу ФПГ. Вони дають змогу виділити основні ритмічні компоненти сигналу та визначити домінуючу частоту, що безпосередньо пов'язана з частотою серцевих скорочень. Для дискретного сигналу $x[n]$ спектр обчислюється через дискретне перетворення Фур'є:

$$X(f) = \sum_{n=0}^{N-1} x[n] e^{-j2\pi f n/N}. \quad (1.1)$$

Амплітудний спектр $|X(f)|$ показує енергетичний внесок різних частотних компонент.

У роботах Park et al. [37] та Bereznyi і Nakonechnyi [38] спектральні та комбіновані з вейвлетами методи показали ефективність для виділення фібриляційних патернів. Cheng et al. [39] використали неперервне вейвлет-перетворення (CWT) разом із нейронними мережами для виявлення фібриляції передсердь.

Основний недолік спектральних методів полягає у низькій чутливості до короткочасних і нестационарних змін ритму.

1.3.2 Кореляційні методи

ФПГ-сигнал у нормі має високу періодичність, тому автокореляційна функція (АКФ) є зручним засобом оцінки регулярності:

$$R_{xx}(\tau) = \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} x[n]x[n+\tau]. \quad (1.2)$$

Як показали Väliaho et al. [40], зміни структури АКФ дозволяють ідентифікувати фібриляцію навіть без точного виділення піків пульсу. Проте ефективність знижується при високому рівні шумів або при нерегулярних артефактах руху.

1.3.3 Статистичні методи

Статистичний аналіз інтервалів між пульсовими хвилями T_i є базовим підходом для оцінки варіабельності серцевого ритму.

Середній інтервал:

$$\bar{T} = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M T_i, \quad (1.3)$$

та стандартне відхилення (SDNN):

$$\sigma_T = \sqrt{\frac{1}{M-1} \sum_{i=1}^M (T_i - \bar{T})^2}. \quad (1.4)$$

Підвищення дисперсії σ_T або асиметрії розподілу T_i часто вказує на патологічні зміни ритму [41-45]. Такі методи успішно реалізовані у комерційних носимих пристроях (Huawei Heart Study [41], Tison et al. [42]). Їхня перевага – простота, проте вони не виявляють коротких епізодів аритмії.

1.3.4 Ентропійні методи

Аритмії супроводжуються зростанням хаотичності ритму. Ентропія є мірою непередбачуваності сигналу.

Апроксимована ентропія (*ApEn*) визначається як:

$$ApEn(m, r, N) = \Phi^m(r) - \Phi^{m+1}(r), \quad (1.5)$$

де $\Phi^m(r)$ – середня кількість подібних шаблонів довжини m .

Методи Bashar et al. [46] і Pereira et al. [47] показали, що підвищення $ApEn$ є стабільним маркером фібриляції.

Ці методи добре виявляють хаотичні аномалії, проте є обчислювально затратними.

1.3.5 Морфологічні методи

Морфологічний аналіз ФПГ-сигналу базується на оцінці форми пульсової хвилі — співвідношень між систолічним та діастолічним піками, їх амплітудою і нахилами.

Так, Charlton et al. [49] узагальнили понад 30 морфологічних параметрів, пов'язаних із функціональним станом судин, а Li & Clifford [50] використовували динамічне часове вирівнювання (DTW) для порівняння хвиль. Морфологічний підхід дає змогу виявляти патології кровотоку навіть при стабільній частоті серцевих скорочень, але вимагає високої якості сигналу.

1.3.6 Синфазні та компонентні методи

ФПГ-сигнал є багатоконтактним, тому фазовий аналіз використовується для виявлення взаємозв'язків між його частинами. Крос-спектральна щільність і фазові зсуви дозволяють виділити синфазні компоненти:

$$\gamma^2(f) = \frac{|S_{xy}(f)|^2}{S_{xx}(f)S_{yy}(f)}. \quad (1.6)$$

Хвостівська [51] запропонувала модель фазової синхронізації між пульсовими та судинними компонентами ФПГ, що підвищує точність діагностики. Недолік – складність апаратної реалізації.

1.3.7 Методи машинного навчання

Методи машинного навчання дозволяють автоматично класифікувати ФПГ-сигнали, враховуючи десятки ознак:

$$y = f(x), \quad y \in \{0,1\}, \quad (1.7)$$

де x – вектор ознак, y – клас («норма» або «аномалія»).

Talukdar et al. [52] показали, що алгоритми SVM, Random Forest і k-N забезпечують точність понад 95 % при коротких записах. Основний виклик – потреба у великих вибірках для навчання.

1.3.8 Методи глибокого навчання

Глибокі нейронні мережі дозволяють аналізувати сигнал без ручного виділення ознак:

$$y = f(x(t); \theta), \quad (1.8)$$

де θ – параметри мережі.

Aschbacher et al. [53] застосували згорткові мережі (CNN) до сирих ФПГ-сигналів, а Yousefi et al. [54] — рекурентні (RNN) для фібриляції. Такі методи забезпечують найвищу точність, але мають великі обчислювальні вимоги.

1.3.9 Вейвлет-обробка

Вейвлет-перетворення є одним із найефективніших інструментів обробки нестационарних ФПГ-сигналів, оскільки дозволяє одночасно оцінювати часові та частотні характеристики пульсової хвилі. Такий підхід дає змогу локалізувати короткочасні зміни серцевого ритму, що є критично важливим для виявлення аномалій, зокрема епізодів фібриляції передсердь та нерегулярностей серцевого циклу.

У роботі Park J., Seok H.S., Kim S.–S., Shin H. [55] відзначено, що неперервне вейвлет-перетворення (CWT) забезпечує оптимальну часово-частотну локалізацію компонент ФПГ-сигналу. Автори підкреслюють, що вейвлет-аналіз дає змогу розділити систолічну та діастолічну частини хвилі, виділити локальні деформації, а також визначити зміну домінантних частот у часі, що робить метод особливо ефективним для задач моніторингу стану серцево-судинної системи

Подібні висновки підтверджуються дослідженням Cheng et та ін. [56], де CWT застосовано для побудови часово-частотних скалограм ФПГ-сигналів. Отримані скалограми використовували як вхід для згорткової нейронної мережі (CNN), що дозволило істотно підвищити точність виявлення фібриляції передсердь порівняно з традиційними методами статистичного аналізу. Автори наголошують, що саме вейвлет-перетворення забезпечує відтворення дрібних частотних коливань у кожному серцевому циклі, що є ключовим для фіксації коротких аномальних епізодів ритму

Формально неперервне вейвлет-перетворення ФПГ-сигналу $x(t)$ визначається як:

$$W(a,b) = \int_{-\infty}^{\infty} x(t) \psi^* \left(\frac{t-b}{a} \right) dt, \quad (1.9)$$

де a – масштаб (обернено пропорційний частоті),

b – часовий зсув,

$\psi(t)$ – материнська (базисна) вейвлет-функція,

Зміна параметрів a та b дозволяє отримати повне часово-частотне представлення, що робить CWT особливо корисним для аналізу коротких епізодів, які неможливо побачити у спектральних методах Фур'є.

У працях Park J., Seok H.S., Kim S.-S., Shin H. та Cheng et al. використано комплексний вейвлет Морле (Morlet wavelet). Саме цей базис забезпечує:

- високу частотну роздільність;
- точну локалізацію коротких імпульсних змін;

- збереження форми та фази періодичних компонент ФПГ;
- придатність для побудови скалограм, які використовуються в алгоритмах глибокого навчання.

Вейвлет Морле визначається як:

$$\psi(t) = e^{j\omega_0 t} e^{-\frac{t^2}{2}}, \quad (1.10)$$

де ω_0 – центральна частота хвилі.

Саме цей вейвлет рекомендований у фізіологічних дослідженнях через його здатність відображати тонкі частотні коливання пульсової хвилі.

У працях показано, що CWT є ефективним інструментом для вивчення внутрішньої структури ФПГ-сигналу, зокрема:

- виділення систолічних та діастолічних компонент,
- аналіз форми та нахилу пульсової хвилі,
- виявлення змін домінантних частот у межах одного серцевого циклу,
- локалізація коротких епізодів нерегулярності ритму.

Автори наголошують, що вейвлет-перетворення здатне виявити аномалії, які не проявляються у глобальній спектральній області, але стають помітними при локальному часово-частотному аналізі.

1.3.10 Порівняльна таблиця існуючих методів

Для наочного порівняння розглянутих методів обробки ФПГ-сигналів та оцінки їх ефективності у виявленні аномалій серцевого ритму наведена узагальнена порівняльна табл. 1.1.

Порівнянні існуючих методів обробки ФПГ-сигналів

№	Метод	Основний принцип	Переваги	Недоліки	Застосування
1	2	3	4	5	6
1	Часові	Аналіз інтервалів між піками (PP-інтервали)	Простота, швидкість	Чутливі до шумів, неефективні для коротких епізодів	Початковий контроль ритму
2	Спектральні	Розклад сигналу на частоти (DFT, FFT)	Добра інтерпретація ритму, виділення домінантних частот	Малоефективні для коротких нестационарних сигналів, чутливі до артефактів	Визначення LF/HF співвідношення, варіабельність серцевого ритму
3	Кореляційні	Аналіз періодичності через автокореляцію	Виявляє регулярність ритму, не потребує складної обробки	Втрачає точність при сильних шумах, не розрізняє типи аритмій	Детекція фібриляції передсердь
4	Статистичні	Варіабельність інтервалів, середнє, SDNN, RMSSD	Простота, ефективні для довготривалого моніторингу	Недостатні для коротких епізодів, чутливі до помилок у піках	Скринінг аритмій, аналіз HRV
5	Ентропійні	Оцінка хаотичності (ApEn, SampEn)	Висока чутливість до хаотичності, ефективні для фібриляції	Обчислювально затратні, потребують якісних і довгих сигналів	Діагностика хаотичних ритмів
6	Морфологічні	Форма пульсової хвилі, відношення амплітуд та інтервали	Висока інформативність, виявляє тонкі зміни судинного тону	Дуже чутливі до шумів, потребують точного виявлення піків	Діагностика гемодинамічних змін, аритмій
7	Синфазні/компонентні	Виділення фізіологічно значущих компонентів	Аналіз прихованих компонентів, додаткова інформація	Складний у реалізації, потребує високої точності	Аналіз складних багатокомпонентних сигналів
8	Машинного навчання	Класифікація за вектором ознак (SVM, Random Forest, k-NN)	Гнучкість, універсальність, висока точність	Потребує великих навчальних вибірок, ризик перенавчання	Автоматичне розпізнавання аритмій
9	Глибоке навчання	CNN, LSTM, аналіз сирих сигналів	Автоматичне виділення ознак, дуже висока точність	Потребує великих баз даних, високі обчислювальні витрати	Реальний час, складні патерни аритмій

1	2	3	4	5	6
10	Вейвлет	Локальний часово-частотний аналіз	Висока точність, ефективне виявлення короточасних аномалій, стійкість до шумів, можливість використання раніше не застосованих базисів	Вибір базису критичний, обчислювально складний	Виявлення короточасних аритмій, діагностика нестабільного ритму
11	Віконна вейвлет-обробка	Сегментація сигналу, обчислення енергії вікон	Додаткова локалізація аномалій, висока чутливість та точність, стійкість до шумів	Складна реалізація, потребує оптимального вибору параметрів	Детекція тахікардії, брадікардії, короточасних аномалій

Аналіз порівняльної таблиці показує, що різні методи обробки ФПГ-сигналів мають свої сильні та слабкі сторони. Часові та кореляційні методи добре оцінюють регулярність ритму, але їх точність обмежена при короточасних або шумних сигналах. Статистичні та морфологічні підходи дозволяють досліджувати варіабельність ритму та форму пульсових хвиль, проте потребують якісного сигналу та довгих записів. Ентропійні методи ефективно вимірюють хаотичність ритму, що важливо для діагностики фібриляції, але обчислювально затратні. Методи машинного та глибокого навчання забезпечують високу точність автоматичного виявлення аритмій та адаптивність до різних типів сигналів, однак потребують великих навчальних баз і ресурсомістких обчислень.

Особливу перевагу для задачі виявлення аномалій серцевого ритму на основі ФПГ демонструють вейвлет-методи, а особливо віконна вейвлет-обробка. Вона дозволяє одночасно локалізувати короточасні відхилення ритму, забезпечує високу чутливість та стійкість до шумів, а використання раніше не застосованих базисів відкриває можливість підвищити точність і адаптивність алгоритмів до індивідуальних особливостей сигналу. Саме поєднання віконної вейвлет-обробки з іншими підходами, такими як статистичні, морфологічні та ентропійні методи, створює перспективну основу для сучасних систем моніторингу серцевого ритму у реальному часі.

1.4 Висновки до розділу 1

У першому розділі було проведено комплексний аналіз фізіологічних основ серцево-судинної системи, структури та параметрів фотоплетизмографічних (ФПГ) сигналів, а також сучасних методів їх обробки з метою виявлення аномалій серцевого ритму. На основі опрацьованих наукових джерел можна зробити такі узагальнені висновки.

Огляд існуючих підходів до виявлення аномалій серцевого ритму показав, що часові, спектральні та статистичні методи забезпечують базову оцінку регулярності сигналу та його динаміки, але є недостатньо ефективними для аналізу короточасних або нестаціонарних епізодів аритмії. Морфологічні та синфазні методи надають глибшу інформацію про структуру хвиль, проте потребують високої якості сигналу та є чутливими до артефактів. Алгоритми машинного та глибокого навчання демонструють високу точність класифікації патологій, але їх застосування обмежене потребою у великих навчальних вибірках і значними обчислювальними ресурсами.

Серед проаналізованих методів найбільш ефективними для роботи з нестаціонарними ФПГ-сигналами є вейвлет-методи, зокрема неперервне вейвлет-перетворення, яке забезпечує високоточний часово-частотний аналіз та локалізацію короточасних відхилень серцевого ритму. Додаткові переваги забезпечує поєднання вейвлет-аналізу з віконною сегментацією сигналу, що дозволяє адаптивно оцінювати динаміку енергетичних характеристик у локальних інтервалах часу. Такі комбіновані підходи є найбільш перспективними для створення високочутливих алгоритмів виявлення аномалій серцевого ритму у реальному часі.

Таким чином, результати аналітичного огляду підтверджують актуальність і доцільність застосування віконної вейвлет-обробки для підвищення точності виявлення патологічних змін серцевого ритму у фотоплетизмографічних сигналах. Це формує наукове підґрунтя для подальшої розробки математичної моделі ФПГ-сигналу та побудови алгоритмічно-програмного забезпечення, що реалізується у наступних розділах роботи.

РОЗДІЛ 2

МЕТОД ТА АЛГОРИТМ ВИЯВЛЕННЯ АНОМАЛІЙ СЕРЦЕВОГО РИТМУ

2.1 Математична модель ФПГ-сигналу з епізодами аномалій

Фотоплетизмографічний сигнал (ФПГ) відображає зміни об'єму крові в периферичних судинах, викликані серцевими скороченнями. Сигнал складається з повторюваних циклів, де кожен цикл має дві основні складові: пряму (систолічну) хвилю та відбиту (діастолічну) хвилю, що виникає через відображення пульсової хвилі в периферичних судинах. Розділ описує побудову математичної моделі ФПГ із урахуванням цих хвиль та способів моделювання аномалій серцевого ритму.

2.1.1 Базова модель одного циклу серцевого ритму

Фотоплетизмографічний (ФПГ) сигнал відображає зміни оптичної щільності тканин, зумовлені пульсацією крові у периферійних судинах під дією серцевих скорочень. Кожен цикл серцевого ритму формується у результаті періодичного викиду крові лівим шлуночком у системне коло кровообігу. Таким чином, форма одного періоду ФПГ є результатом взаємодії прямої пульсової хвилі, що розповсюджується від серця, та відбитої хвилі, яка виникає через розгалуження та опір судин.

Після скорочення лівого шлуночка кров під тиском виштовхується в аорту, що породжує первинну пульсову хвилю. Ця пряма хвиля поширюється по артеріях до периферії (наприклад, пальців), де й реєструється оптичним сенсором. У той же час частина енергії хвилі відбивається від точок зміни опору (біфуркацій, артеріол) і повертається назад у напрямку серця, формуючи вторинну або відбиту хвилю.

У сумі ці хвилі створюють складну форму сигналу, що містить кілька характерних точок – піки систоли (SP), діастоли (DP), а також плече або виїмку *dicrotic notch* (DN), які є маркерами артеріальної еластичності.

Типова форма одного серцевого циклу ФПГ показує:

- швидке зростання амплітуди під час фази систоли (викид крові);

- пік прямої хвилі – відображає максимальний кровотік;
- зниження амплітуди унаслідок зменшення тиску;
- друга, менша хвиля – результат інтерференції з відбитою хвилею.

2.1.2 Математичне представлення базового циклу

Загальний ФПГ-сигнал $s(t)$ у межах одного серцевого циклу може бути поданий як сума двох компонент:

$$s(t) = s_d(t) + s_r(t), \quad (2.1)$$

де $s_d(t)$ – пряма хвиля, що формується серцевим викидом;

$s_r(t)$ – відбита хвиля, спричинена зміною імпедансу судин.

Форма прямої хвилі може бути апроксимована експоненційно-модифікованою гаусовою функцією (ЕМГ-функцією), яка добре відображає швидке наростання і повільне сповільнення амплітуди:

$$s_d(t) = A_d \exp\left(-\frac{(t - \mu_d)^2}{2\sigma_d^2}\right) \left(1 - \exp\left(-\frac{t - \mu_d}{\tau_d}\right)\right), \quad (2.2)$$

де A_d – амплітуда прямої хвилі;

μ_d – момент настання максимуму;

σ_d – ширина систолічної фази;

τ_d – часовий коефіцієнт спадання.

Ця функція моделює асиметричну форму систолічного піку з крутим фронтом і плавним спадом, що відповідає фізіологічному процесу викиду крові в аорту.

Відбита хвиля є ослабленою копією прямої, яка з'являється із часовою затримкою Δt_r і меншим коефіцієнтом амплітуди k_r :

$$s_r(t) = k_r A_d \exp\left(-\frac{(t - \mu_d - \Delta t_r)^2}{2\sigma_r^2}\right) \left(1 - \exp\left(-\frac{t - \mu_d - \Delta t_r}{\tau_r}\right)\right), \quad (2.3)$$

де $k_r \in [0.2; 0.5]$ – коефіцієнт відбиття, що визначається жорсткістю судин;

Δt_r – затримка відбитої хвилі (зазвичай 80–200 мс);

σ_r, τ_r – параметри ширини та спаду хвилі.

Суперпозиція (2.1) дає повний сигнал одного серцевого циклу:

$$s_r(t) = A_d \exp\left(-\frac{(t - \mu_d)^2}{2\sigma_d^2}\right) \left(1 - \exp\left(-\frac{t - \mu_d}{\tau_d}\right)\right) + \\ + k_r A_d \exp\left(-\frac{(t - \mu_d - \Delta t_r)^2}{2\sigma_r^2}\right) \left(1 - \exp\left(-\frac{t - \mu_d - \Delta t_r}{\tau_r}\right)\right), \quad (2.4)$$

Цей вираз описує фізіологічно достовірний цикл: перший пік відповідає прямій систолічній хвилі, другий — відбитій хвилі, яка накладається з певним зсувом. Взаємна інтерференція цих хвиль визначає морфологію ФПГ-сигналу.

Типові параметри для здорового пацієнта (у стані спокою) подано в табл.2.1.

Таблиця 2.1

Типові параметри для здорового пацієнта

Параметр	Фізіологічний зміст	Типові значення
A_d	Амплітуда систолічної хвилі	1 (нормовано)
k_r	Відношення амплітуди відбитої хвилі	0.3–0.4
μ_d	Момент появи систоли	0.25–0.35 с
Δt_r	Затримка відбитої хвилі	0.12–0.18 с
σ_d, σ_r	Ширина хвиль	0.04–0.07 с
τ_d, τ_r	Константа спаду	0.05–0.1 с

У випадку підвищеної жорсткості судин (наприклад, при гіпертонії або старінні), затримка Δt зменшується, а коефіцієнт відбиття k_r зростає, що призводить

до злиття прямої та відбитої хвиль і спотворення форми ФПГ-сигналу. Це явище може бути використане для оцінювання стану артеріальної системи.

ФПГ-сигнал можна також розглядати як результат згортки періодичного серцевого імпульсу $h(t)$ з імпульсною характеристикою судин $g(t)$:

$$s(t) = h(t) * g(t), \quad (2.5)$$

де $h(t)$ — короткий імпульс скорочення серця,

$g(t)$ — модель судинної відповіді, яка має двогорбну структуру (пряма + відбита компонента).

У частотній області це відповідає фільтраційним властивостям судин, які діють як смуговий фільтр низьких частот, обмежуючи спектр сигналу приблизно до 10 Гц.

Для аномальних станів (аритмій, фібриляцій) спектральна структура змінюється — зростає енергетична щільність у низькочастотній області (0.1-0.5 Гц), що може бути діагностичною ознакою.

Таким чином, базова модель одного циклу серцевого ритму у ФПГ-сигналі складається з суперпозиції прямої та відбитої хвиль, параметри яких визначаються еластичністю судин, швидкістю поширення пульсової хвилі та часовими затримками у судинній системі.

Ця модель є фундаментальною основою для подальшого створення розширених моделей із врахуванням аномалій серцевого ритму, таких як аритмії або фібриляції передсердь.

2.1.3 Модифікація моделі при аномаліях серцевого ритму (аритмія, тахікардія, фібриляція)

Під час нормального синусового ритму інтервали між сусідніми серцевими циклами залишаються відносно сталими, а форма фотоплетизмографічного сигналу (ФПГ) має чітку та повторювану структуру.

Однак у разі аномалій серцевої діяльності — таких як аритмія, тахікардія або фібриляція передсердь — спостерігаються істотні зміни як у часовій, так і в

морфологічній структурі сигналу. Це вимагає модифікації базової моделі, описаної в підпункті 2.1.1.

Фізіологічні особливості патологічних ритмів

– Аритмія — це порушення регулярності серцевих скорочень, при якому змінюється тривалість інтервалу між сусідніми систолами (інтервал R–R на ЕКГ). У результаті форма та амплітуда ФПГ-циклів стають нерівномірними.

– Тахікардія — це підвищення частоти серцевих скорочень (>100 уд./хв), при якому систолічна фаза скорочується, а відбита хвиля часто накладається на спад прямої.

– Фібриляція передсердь характеризується хаотичними коливаннями серцевого ритму, внаслідок чого ФПГ-сигнал стає нестабільним, зі зниженням періодичності та амплітуди.

Для адекватного моделювання таких процесів необхідно ввести стохастичні параметри у часову структуру сигналу та динамічні зміни амплітудно-часових характеристик хвиль.

2.1.3.1. Узагальнена модель серцевого ритму з варіабельністю

Модифікований ФПГ-сигнал у разі патологій подається як послідовність циклів $s_i(t)$, що мають різну тривалість і морфологію:

$$S(t) = \sum_{i=1}^N s_i(t - T_i), \quad (2.6)$$

де $s_i(t)$ — модель одного серцевого циклу (згідно з формулою (2.4));

T_i — момент початку i -го циклу, який є випадковою величиною;

N — кількість циклів за певний час спостереження.

У нормальному ритмі часові інтервали $T_{i+1} - T_i$ мають середнє значення $T_0 \approx 0.8$ с (частота ≈ 75 уд./хв) та малу дисперсію.

Для аритмії ця дисперсія зростає:

$$T_{i+1} - T_i = T_0 + \xi_i, \quad \xi_i \sim N(0, \sigma_T^2), \quad (2.7)$$

де ξ_i — випадкове відхилення, що моделює варіабельність серцевого ритму, а σ_T визначає ступінь нерегулярності.

2.1.3.2 Модель тахікардії

Для тахікардії характерне скорочення тривалості серцевого циклу T до 0.4-0.6 с.

Оскільки час між прямою і відбитою хвилями (Δt_r) залишається сталим або змінюється незначно, то при зростанні частоти серцевих скорочень відбита хвиля накладається на спад прямої, створюючи ефект злиття піків.

Математично це можна врахувати, модифікувавши (2.4) у вигляді:

$$s_{tachy}(t) = A_d e^{-\frac{(t-\mu_d)^2}{2\sigma_d^2}} \left(1 - e^{-\frac{t-\mu_d}{\tau_d}} \right) + k_r A_d e^{-\frac{(t-\mu_d-\Delta t_r)^2}{2\sigma_r^2}} \left(1 - e^{-\frac{t-\mu_d-\Delta t_r}{\tau_r}} \right), \quad (2.8)$$

але при цьому

$$\Delta t_r \approx 0.08 - 0.1 \text{ с}, \quad \sigma_d, \sigma_r \downarrow 20\% \quad (2.9)$$

що імітує компресію часової осі та злиття компонент.

Результатом є зменшення відносної амплітуди другої хвилі та спотворення морфології, що є типовою ознакою тахікардії у ФПГ.

2.1.3.3 Модель аритмії

Для моделювання аритмії, коли ритм має випадкові паузи або передчасні скорочення, форму сигналу можна описати як часово-змінну функцію амплітуди та ширини:

$$s_i(t) = A_i [s_d(t; \sigma_{d,i}; \mu_{d,i}) + s_r(t; \sigma_{r,i}; \mu_{r,i}, \Delta t_{r,i})], \quad (2.10)$$

де кожен параметр $A_i, \sigma_{d,i}, \mu_{d,i}, \Delta t_{r,i}$ є випадковою змінною з власною дисперсією.

Наприклад, для передчасного скорочення спостерігається:

- зменшення амплітуди A_i (менший ударний об'єм);
- скорочення інтервалу T_i ;
- порушення співвідношення між прямою і відбитою хвилями (аномальна затримка).

Моделювання таких випадкових флуктуацій дозволяє синтезувати сигнали, що імітують реальні аритмічні патерни, спостережувані у клінічних ФПГ-записах.

2.1.3.4. Модель фібриляції передсердь

Фібриляція передсердь (ФП) призводить до хаотичної активності передсердь та нерегулярного наповнення шлуночків, унаслідок чого ФПГ-сигнал втрачає чітку періодичність і амплітудну стабільність.

Для математичного опису цього стану доцільно використовувати стохастичну модель з модульованими параметрами:

$$s_{AF}(t) = \sum_{i=1}^N \left[A_0 (1 + \epsilon_i) s_0 \left(t - \sum_{j=1}^i T_j \right) \right], \quad (2.11)$$

де $\epsilon_i \sim N(0, \sigma_{A2})$ — випадкове відхилення амплітуди (0.1-0.3);

T_j — випадкові інтервали між імпульсами (з великою дисперсією, $\sigma_T > 0.15 T_0$;

$s_0(t)$ — базова форма одного циклу з (2.4).

Ця модель відтворює хаотичне чергування циклів, непостійність амплітуди та частоти, а також спотворення другої хвилі через змінну гемодинаміку.

Спектрально сигнал при фібриляції характеризується розмитим енергетичним спектром, зниженням пікової частоти та підвищенням енергетичної щільності в області 0.1-1 Гц.

У табл.2.1 наведено порівняльну таблицю зміни параметрів моделі

Таблиця 2.2

Порівняльна таблиця зміни параметрів моделі

Параметр	Нормальний ритм	Аритмія	Тахікардія	Фібриляція
Період ТТТ	0.8 с	змінний (0.5-1.2 с)	0.4–0.6 с	хаотичний
Амплітуда A_d	стабільна	змінна	трохи знижена	сильно флюктує
Затримка Δt_r	0.15 с	змінна	0.08–0.1 с	нестала
Коеф. відбиття k_r	0.3–0.4	0.25–0.45	0.4–0.5	нестабільний
Морфологія сигналу	двогорбна, чітка	варіативна	злиті піки	хаотична, амплітудно-нестала

2.1.3.5 Практичне значення модифікованої моделі

Розширення базової моделі дає змогу:

- синтезувати штучні патологічні ФПГ-сигнали для тестування алгоритмів розпізнавання аномалій;
- кількісно оцінювати вплив змін у гемодинаміці на морфологію сигналу;
- проводити інверсний аналіз (визначення типу патології за параметрами T_i , A_i , Δt_r , k_r).

У подальшому ці моделі використовуються як основа для побудови системи автоматизованого виявлення патологічних станів судин за допомогою MATLAB.

2.1.4 Формалізація параметрів моделі для комп'ютерної реалізації

Для реалізації моделі ФПГ-сигналу в середовищі MATLAB необхідно перейти від аналітичних співвідношень (2.4)–(2.11) до параметрично визначених числових величин, які дозволяють генерувати сигнал із заданими фізіологічними характеристиками.

Формалізація передбачає встановлення набору параметрів, що описують часову, амплітудну, частотну та морфологічну структуру сигналу для кожного серцевого циклу.

ФПГ-сигнал $s(t)$ моделюється як сума прямої та відбитої хвиль:

$$s(t) = A_d e^{-\frac{(t-\mu_d)^2}{2\sigma_d^2}} \left(1 - e^{-\frac{t-\mu_d}{\tau_d}} \right) + k_r A_d e^{-\frac{(t-\mu_d-\Delta t_r)^2}{2\sigma_r^2}} \left(1 - e^{-\frac{t-\mu_d-\Delta t_r}{\tau_r}} \right), \quad (2.12)$$

Ця функція є базовим аналітичним шаблоном одного серцевого циклу, який далі масштабують у часі та амплітуді відповідно до фізіологічних параметрів.

Для чисельної реалізації задаються такі параметри, які наведено в табл. 2.3.

Таблиця 2.3

Параметри моделі

Позначення	Опис	Типове значення для норми
A_d	амплітуда прямої хвилі	1 (нормалізовано)
k_r	коефіцієнт відбиття	0.35
μ_d	момент максимуму прямої хвилі	0.25 с
σ_d	ширина прямої хвилі	0.05 с
μ_r	момент максимуму відбитої хвилі	0.4 с
σ_r	ширина відбитої хвилі	0.07 с
$\Delta t_r = \mu_r - \mu_d$	часова затримка відбитої хвилі	0.15 с
τ_d, τ_r	коефіцієнти експоненційного наростання	0.03–0.06 с
T_0	середня тривалість циклу	0.8 с (≈ 75 bpm)

Для дискретизації сигналу використовується частота вибірки $f_s = 1000$ Гц, що забезпечує достатню роздільну здатність для аналізу морфологічних деталей.

Один цикл представлено як вектор часу:

$$t = 0 : \frac{1}{f_s} : T_0, \quad (2.13)$$

Кілька циклів сигналу формується шляхом послідовного додавання фазових зсувів T_i :

$$S(t) = \sum_{i=1}^N s(t - T_i), \quad (2.14)$$

де $T_i = \sum_{j=1}^{i-1} T_j$ задає момент початку кожного циклу.

Для моделювання відхилень від норми параметри (2.12) змінюються відповідно до типу патології.

При аритмії:

- Інтервали T_i генеруються як випадкові значення з нормальним розподілом:

$$T_i = T_0 + \xi_i, \quad \xi_i \sim N(0, \sigma_T^2), \quad \sigma_T = 0.1T_0 \quad (2.15)$$

- Амплітуда кожного циклу змінюється за законом:

$$A_i = A_d(1 + \epsilon_i), \quad \epsilon_i \sim N(0, 0.1^2), \quad (2.16)$$

- Відбита хвиля іноді зсувається (для імітації гемодинамічних коливань):

$$\Delta t_{r,i} = \Delta t_r(1 + \delta_i), \quad \delta_i \sim N(0, 0.15^2), \quad (2.17)$$

У результаті отримується сигнал із варіативними амплітудами та нерівномірною періодичністю – типовий для аритмічних станів.

При тахікратії:

- Період зменшується до $T_i \in [0.45; 0.6]$ с;
- Затримка між хвилями зменшується: $\Delta t_r = 0.08$ с;
- Ширини хвиль скорочуються на 20 %: $\sigma_d = 0.8$;
- Відбита хвиля частково накладається на пряму, що створює спотворення

другої фази.

При фібриляції передсердь (ФП):

- Інтервали T_i варіюють у широкому діапазоні: $T_i \in [0.4; 1.2]$ с;

- Змінюються одночасно амплітуди, ширини, коефіцієнти відбиття:

$$A_i = A_d(1 + \epsilon_i), \quad k_{r,i} = k_r(1 + \eta_i),$$

- Вводиться білий шум $n(t) \sim N(0, \sigma_n^2)$ для імітації шумових компонент периферійного вимірювання.

Отже:

$$S_{AF}(t) = \sum_{i=1}^N [A_i s_i(t - T_i)] + n(t), \quad (2.18)$$

Цей сигнал візуально і спектрально відповідає хаотичним коливанням, характерним для фібриляції передсердь.

2.1.5 Нормалізація та масштабування

Оскільки амплітудні характеристики ФПГ-сигналів залежать від індивідуальних особливостей судинного тону, кожен згенерований сигнал нормалізується:

$$S_{norm}(t) = \frac{S(t) - \min(S)}{\max(S) - \min(S)}, \quad (2.19)$$

Це забезпечує незалежність від абсолютних рівнів і дозволяє зосередитися на морфологічних відмінностях між циклами.

2.1.6 Алгоритмічна реалізація в MATLAB

У середовищі MATLAB модель реалізується через послідовність кроків:

- Задання параметрів:

```
%% ----- ПАРАМЕТРИ МОДЕЛІ -----
fs = 500;           % Частота дискретизації, Гц
T = 15;             % Тривалість сигналу, с
t = 0:1/fs:T;       % Часовий вектор

HR_mean = 75;       % Середня частота серцевих скорочень, уд/хв
HR_std = 5;          % Варіація ЧСС (імітація аритмії)
A_main = 1;          % Амплітуда прямої хвилі
A_ref = 0.35;        % Амплітуда відбитої хвилі (від периферій)
tau_ref = 0.25;      % Затримка відбитої хвилі, с

noiseLevel = 0.02;   % Рівень шуму
anomalyFreq = 0.1;   % Імовірність появи аномального циклу
```

– Формування одного циклу:

```
%% ----- 2.1.1 БАЗОВИЙ ЦИКЛ ФПГ -----
% Один цикл ФПГ описується як сума двох гаусових (або експоненціальних) імпульсів:
% - Пряма хвиля (від скорочення лівого шлуночка)
% - Відбита хвиля (повернення хвилі від периферичних судин)

% Створюємо часовий вектор одного серцевого циклу
t_cycle = linspace(0, 1, fs);

% Основна (пряма) хвиля
mu1 = 0.25; sigma1 = 0.07; % часові параметри
direct_wave = A_main * exp(-((t_cycle - mu1).^2) / (2*sigma1^2));

% Відбита хвиля (після затримки tau_ref)
mu2 = mu1 + tau_ref; sigma2 = 0.09;
reflected_wave = A_ref * exp(-((t_cycle - mu2).^2) / (2*sigma2^2));

% Один нормальний цикл ФПГ
ppg_cycle = direct_wave + reflected_wave;
ppg_cycle = ppg_cycle / max(ppg_cycle); % нормалізація
```

– Моделювання серії циклів з варіаціями:

```

%% ----- 2.1.2 СИНТЕЗ ПОСЛІДОВНОСТІ ЦИКЛІВ -----
ppg_signal = [];
RR_intervals = [];

for i = 1:round(HR_mean * T / 60)
    % Генеруємо варіацію RR-інтервалу (імітація варіабельності ритму)
    HR_current = HR_mean + HR_std * randn;
    RR = 60 / HR_current; % у секундах
    RR_intervals = [RR_intervals RR];

    % Імовірність появи патологічного циклу
    if rand < anomalyFreq
        % Патологічний цикл – спотворена форма, змінені амплітуди
        A_main_anom = A_main * (0.6 + 0.4*rand);
        A_ref_anom = A_ref * (0.8 + 0.6*rand);
        mu_shift = 0.25 + 0.05*randn; % зсув піка
        direct_wave = A_main_anom * exp(-((t_cycle - mu_shift).^2)/(2*sigma1^2));
        reflected_wave = A_ref_anom * exp(-((t_cycle - (mu_shift + tau_ref)).^2)/(2*sigma2^2));
        ppg_cycle_anom = direct_wave + reflected_wave;
        ppg_cycle_anom = ppg_cycle_anom / max(ppg_cycle_anom);
        cycle = ppg_cycle_anom;
    else
        cycle = ppg_cycle;
    end

    % Масштабуємо тривалість до RR-інтервалу
    t_scaled = linspace(0, RR, length(t_cycle));
    cycle_scaled = interp1(t_cycle, cycle, t_scaled, 'pchip');

    % Додаємо до сигналу
    ppg_signal = [ppg_signal cycle_scaled];
end

% Формуємо часовий вектор для отриманого сигналу
t_signal = linspace(0, length(ppg_signal)/fs, length(ppg_signal));

```

– Додавання фізіологічного шуму:

```

%% ----- 2.1.3 ДОДАВАННЯ ФІЗІОЛОГІЧНОГО ШУМУ -----
% Імітуємо артефакти руху та шум оптичного сенсора
ppg_signal_noisy = ppg_signal + noiseLevel * randn(size(ppg_signal));

```

– Візуалізація:

```

%% ----- 2.1.4 ВІЗУАЛІЗАЦІЯ -----
figure('Name','Синтетичний ФПГ-сигнал','Color','w');
plot(t_signal, ppg_signal_noisy, 'b', 'LineWidth', 1);
hold on;
plot(t_signal, smooth(ppg_signal_noisy, 10), 'r', 'LineWidth', 1.5);
xlabel('Час, c');
ylabel('Амплітуда (відн. од.)');
title('Синтетичний ФПГ-сигнал з прямою та відбитою хвилею, із аномаліями ритму');
grid on;

```


2.1.7 Переваги параметричної моделі

Запропонована формалізація має такі ключові переваги:

- Гнучкість: легко адаптується під різні патології шляхом зміни кількох параметрів.
- Математична контрольованість: усі змінні мають фізіологічний зміст (час, амплітуда, коефіцієнти відбиття).
- Сумісність із MATLAB: кожен елемент моделі може бути використаний у подальшому для навчання нейронних мереж, синтезу сигналів або тестування алгоритмів класифікації.
- Реалістичність: відображає вплив прямої та відбитої хвиль, шуму, варіабельності серцевого ритму та гемодинамічних змін.

Отже, розроблена математична модель є параметричною, стохастично модифікованою функцією, що адекватно відтворює морфологію фотоплетизмографічних сигналів у нормі та при патологіях.

Її формалізація у вигляді (2.12)–(2.19) дозволяє перейти до комп'ютерної реалізації, яка стане основою для подальших етапів – фільтрації, виділення ознак та класифікації типів ритму (рис.2.1-2.2).

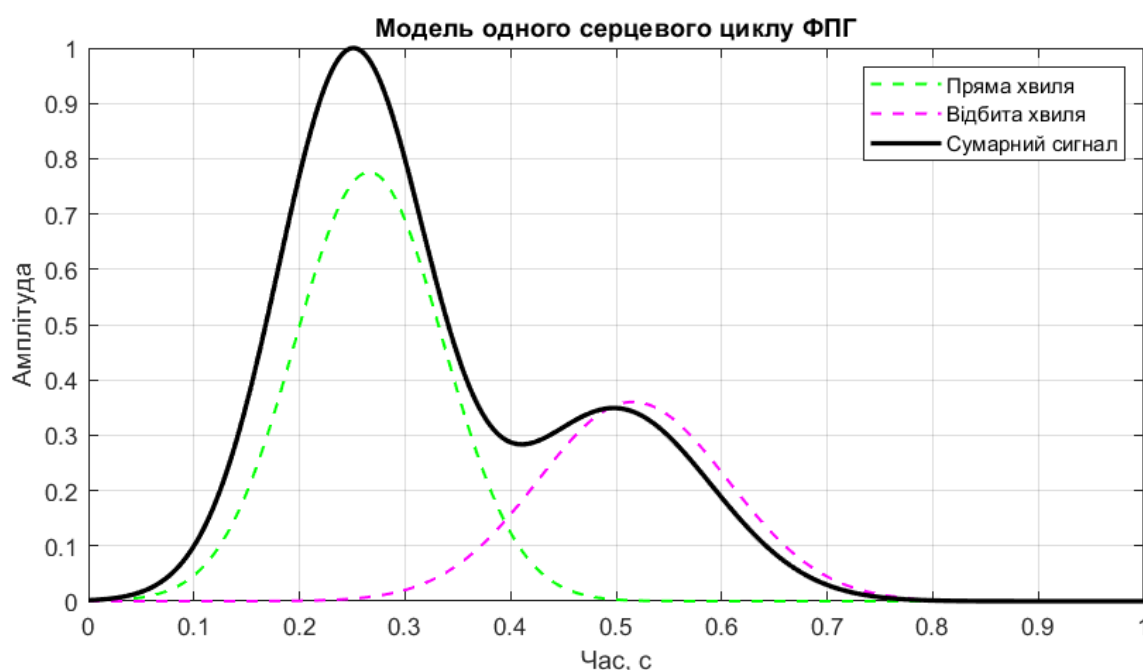


Рис.2.1. Реалізація імітованого ФПГ-сигналу в межах одного серцевого циклу

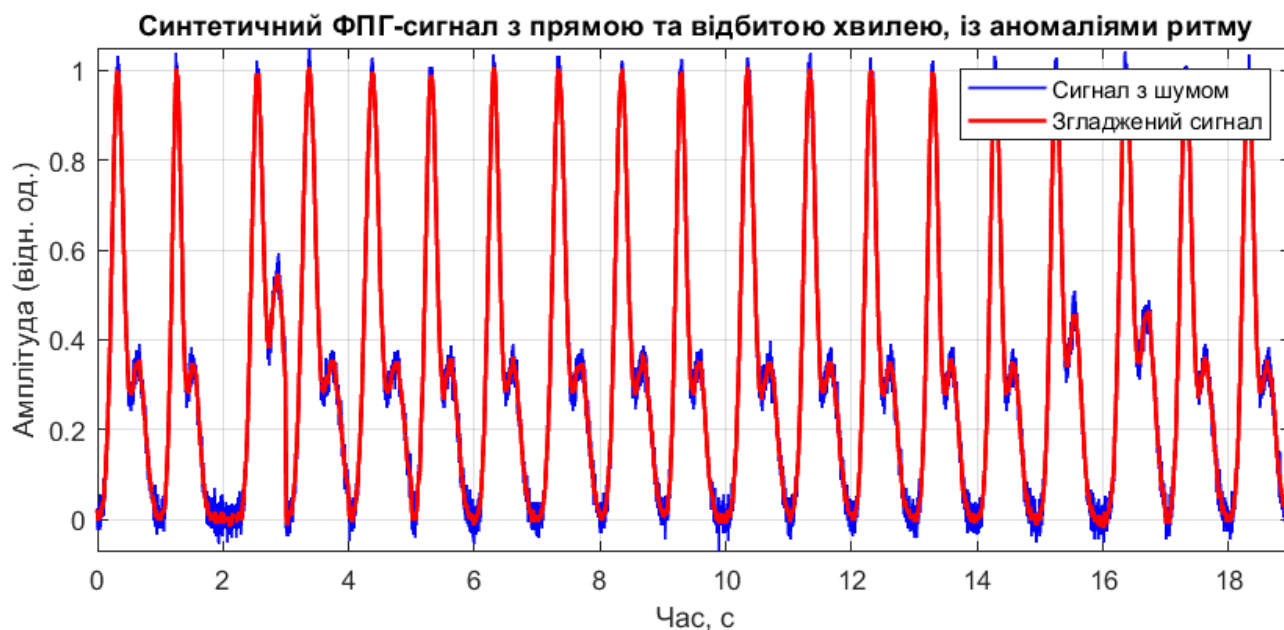


Рис.2.2. Реалізація імітованого ФПГ-сигналу із аномаліями ритму

Запропонована модель ФПГ-сигналу дає змогу адекватно описати поведінку сигналу з ділянками аномаліями серцевого ритму, а також дає підстави для розробки методів та алгоритмів виявлення цих аномалій.

2.2 Метод виявлення аномалій серцевого ритму

ФПГ-сигнал реєструється за допомогою оптичного сенсора, що фіксує зміни об'єму крові у тканинах. Через характеристики датчика та електроніки сигнал часто містить постійне зміщення (DC-компонент) — сталу складову, яка не несе корисної інформації про пульсову активність. Для цього необхідно здійснити попередню обробку, зокрема центрування та нормалізацію амплітуди. Центрування забезпечить:

- усунення DC-компоненти: Постійна складова може спотворювати амплітудні розрахунки, такі як енергія сигналу в частотних каналах.

- Покращення чисельної стабільності: Центрування дозволяє уникнути надто великих значень при обчисленні квадратів амплітуди, що використовується у вейвлет-аналітиці.

– Відповідність фізіологічній змінній: Нас цікавлять саме коливання ФПГ-сигналу, що відображають серцевий ритм, а не абсолютне значення сигналу, яке може відрізнятися між сенсорами або пацієнтами.

Центрування ФПГ-сигналу реалізується згідно виразу:

$$x_c[n] = x[n] - \mu, \quad \mu = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N x[n], \quad (2.20)$$

Таким чином, центрування виділяє релевантну інформацію про пульсові коливання і забезпечує коректну подальшу обробку сигналу.

Нормалізація амплітуди забезпечує:

– Уніфікацію масштабу сигналу: амплітуда ФПГ-сигналу може суттєво відрізнятися у різних пацієнтів, у різних умовах вимірювання або між сенсорами. Нормалізація приводить амплітуду до діапазону $[-1, 1]$, що робить обробку порівнянною між сигналами.

– Покращення стабільності вейвлет-перетворення: Вейвлет-фільтри є чутливими до абсолютного масштабу. Якщо амплітуди різні, енергія вейвлет-коефіцієнтів буде непропорційною, що ускладнить визначення домінантної частоти.

– Спрощення обчислення аномалій: Оцінка порогів та енергії частотних компонентів стає стандартизованою і не залежить від абсолютної величини сигналу.

Нормалізація амплітуди ФПГ-сигналу реалізується згідно виразу:

$$x_m[n] = \frac{x_c[n]}{\max(|x_c[n]|)}. \quad (2.21)$$

Таким чином, нормалізація забезпечує стабільність алгоритму, робить результати обробки незалежними від сенсорних або індивідуальних особливостей сигналу і дозволяє коректно виділяти домінантні частоти та аномалії.

Отже, процедури центрування та нормалізації є критично важливими для ФПГ-сигналу, оскільки вони виділяють релевантну пульсову компоненту, усувають

постійні та сенсорні відхилення, забезпечують стабільність чисельних методів та стандартизують вхідні дані для вейвлет-аналізу і подальшого виявлення аномалій серцевого ритму.

Після центрування та нормалізації сигнал ФПГ піддається бандпас-фільтрації, яка обмежує його частотний спектр фізіологічно значущими компонентами серцевого ритму у кардіо-діапазоні 0,5–15 Гц. Бандпас-фільтр пропускає лише частоти у визначеному діапазоні $[f_{low}, f_{high}]$ та придушує частоти поза ним:

$$x_{bp}[n] = \text{Bandpass}(x_n[n], f_{low}, f_{high}). \quad (2.22)$$

де $f_{low}=0,5$ Гц і $f_{high}=15$ Гц.

ФПГ-сигнал є нестационарним, тобто його частотні характеристики змінюються в часі. Тому аналіз сигналу у цілому може приховувати короткочасні зміни серцевого ритму. Для подолання цієї проблеми сигнал розбивають на перекриваючі вікна, кожне з яких обробляється окремо.

Нехай $x[n]$ – ФПГ-сигнал довжиною N відліків, а f_d — частота дискретизації. Тоді довжина вікна L_w і крок зсуву L_s визначаються як:

$$L_w = T_w f_d, \quad L_s = T_s f_d \quad (2.23)$$

де T_w – часова довжина вікна у секундах, T_s – крок зсуву в секундах. Кількість вікон K визначається формулою:

$$K = \left\lceil \frac{N - L_w}{L_s} \right\rceil + 1. \quad (2.24)$$

Тоді k -те вікно сигналу формується як:

$$x_k[n] = x[n + (k-1)L_s], \quad n = 0, \dots, L_w - 1 \quad (2.25)$$

Отже використання перекриваючих вікон при обробці ФПГ-сигналу забезпечує

- Локальну оцінку частоти: вейвлет-перетворення дає результати, які залежать від локальної структури сигналу. Якщо обробляти весь сигнал одразу, короточасні аномалії можуть «розмитися» і не бути поміченими. Перекриваючі вікна дозволяють оцінювати локальні зміни періоду серцевого ритму.

- Перекриття для плавного переходу: уривок зсуву $T_s < T_w$ забезпечує перекриття вікон. Це гарантує, що події, які відбуваються на межі вікон, не будуть пропущені. Перекриття дозволяє отримати плавну часову еволюцію періоду, оскільки значення періоду в суміжних вікнах частково повторюють один одного.

- Баланс точності та роздільності: збільшення довжини вікна T_w підвищує точність визначення домінантної частоти, оскільки більше відліків забезпечують стабільну оцінку спектру; Зменшення кроку T_s збільшує часову роздільність, дозволяючи точніше локалізувати аномалії.

- Стабільність статистичних оцінок: у кожному вікні розраховується показники виявлення аномалій ритму. Перекриваючі вікна забезпечують усереднення результатів і зменшують вплив короточасних шумів.

ФПГ-сигнал є нестационарним, тобто його частотні характеристики змінюються у часі через природну варіабельність серцевого ритму, рухові артефакти або зміни периферичного кровообігу. Традиційні спектральні методи, такі як дискретне чи швидке перетворення Фур'є, не дозволяють одночасно визначати частотні характеристики та їх часову еволюцію. Для цього застосовують неперервне вейвлет-перетворення, яке є ефективним методом локальної часово-частотної аналізи сигналів.

Для кожного вікна $x_k[n]$ застосовується неперервне вейвлет-перетворення з обраною материнською хвилею $\psi(t)$. Це дозволяє оцінювати частотний спектр сигналу локально у часі:

$$C(f, k) = \sum_{n=0}^{L_w-1} x_k[n] \psi\left(\frac{n}{f_d}, f\right), \quad (2.26)$$

де $C(f, k)$ – комплексні коефіцієнти вейвлет-перетворення, $\psi(t, f)$ – материнська хвиля, та t_k — центр k -го вікна.

Неперервне вейвлет-перетворення потребує вибору материнської хвилі $\psi(t)$, яка визначає форму аналізуючої функції. Вибір хвилі критично впливає на часову та частотну роздільну здатність, а також на точність оцінки домінантних компонент сигналу.

Базис Мейєра $\psi(t)$ має такі властивості, які роблять його актуальним для ФПГ-сигналу, зокрема

- Широкий діапазон частот і гладка форма спектра: Мейєр-хвиля є безперервною, гладкою та компактною у частотній області, що забезпечує точне виділення домінантних частот, характерних для пульсових коливань серця (0.5–5 Гц).

- Хороша частотна локалізація: На відміну від хвиль Морле, Мейєр-хвиля має більш щільний та рівномірний частотний спектр, що дозволяє чітко відокремлювати низькочастотні тренди від пульсових компонентів. Це особливо важливо для ФПГ-сигналів, де частота серцевого ритму змінюється швидко.

- Підтримка аналітичних властивостей: Мейєр-хвиля є аналітичною, тобто комплексною, що дозволяє оцінювати амплітуду та фазу локальних коливань. Це дає змогу не лише визначати домінантну частоту, а й відстежувати зміни форми хвилі та часові зсуви пульсових піків.

- Гладкість та відсутність різких перехідних ефектів: Мейєр-хвиля має нескінченно диференційовану форму, що мінімізує артефакти при обробці сигналу і робить її стійкою до шумів високої частоти.

- Адаптованість до локальної частотної варіабельності: Оскільки ФПГ-сигнал у перекриваючих вікнах є локально стаціонарним, Мейєр-хвиля дозволяє ефективно оцінювати домінантний період серцевого ритму навіть при короткочасних відхиленнях частоти.

Базис Мейєра описано формулою:

$$\psi_{Meyer}(\omega) = \begin{cases} \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \sin \left[\frac{\pi}{2} v \left(\frac{3|\omega|}{2\tau} - 1 \right) \right] e^{j\omega/2}, & \frac{2\pi}{3} \leq |\omega| \leq \frac{4\pi}{3} \\ \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \sin \left[\frac{\pi}{2} v \left(\frac{3|\omega|}{4\tau} - 1 \right) \right] e^{j\omega/2}, & \frac{4\pi}{3} \leq |\omega| \leq \frac{8\pi}{3} \\ 0, & \text{інакше} \end{cases}, \quad (2.27)$$

де $v(x)$ — гладка перехідна функція:

$$v(x) = \begin{cases} 0, & x \leq 0 \\ x, & 0 < x < 1. \\ 1, & x \geq 1 \end{cases} \quad (2.28)$$

Часова форма:

$$\psi_{Meyer}(t) = \frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{\infty} \hat{\psi}_{Meyer}(\omega) e^{j\omega t} d\omega, \quad (2.29)$$

Вейвлет Мейєра дозволяє точно виділити домінантну частоту пульсових коливань серця (0.5-5 Гц). Гладка спектральна форма мінімізує вплив високочастотних шумів та трендів. Комплексна форма хвилі дозволяє визначати локальні особливості сигналу у кожному вікні.

Обчислення енергії по частотах у віконній вейвлет-обробці ФПГ-сигналу є ключовим етапом для виділення домінантної частоти серцевого ритму у локальних сегментах сигналу. Воно дозволяє перетворити комплексні коефіцієнти CWT, що містять як амплітудну, так і фазову інформацію, на однозначну скалярну величину $E(f, t_k)$, яка відображає накопичену енергію сигналу на конкретній частоті f у даному вікні згідно виразу (енергія по частотах):

$$E(f, t_k) = \sum_{n=0}^{L_\omega-1} |C(f, t_k)|^2. \quad (2.30)$$

Використання енергії згідно виразу обґрунтовано наступними аспектами:

– Фізіологічна значимість: домінантна частота ФПГ-сигналу відповідає частоті серцевого ритму, а її оцінка дозволяє визначити періодичність пульсових коливань.

– Стійкість до шумів і артефактів: інтегрування модуля коефіцієнтів по часу усуває вплив локальних фазових коливань і випадкового шуму, що робить оцінку більш надійною.

– Локальна динаміка: оскільки сигнал аналізується у перекриваючих вікнах, $E(f, t_k)$ забезпечує часову локалізацію енергії частот, що дозволяє виявляти короткочасні зміни періоду або аномалії серцевого ритму.

– Обґрунтованість методики: використання енергії як міри інтенсивності коливань сигналу широко застосовується у часово-частотному аналізі біосигналів і забезпечує інтерпретовану фізіологічно величину для оцінки стану серцевої діяльності.

Таким чином, обчислення $E(f, t_k)$ є необхідним кроком для коректної і точнішої локалізації домінантної частоти та оцінки періодичних і аномальних змін у ФПГ-сигналі, забезпечуючи надійну основу для подальшого аналізу еволюції періоду серцевого ритму.

Максимум енергії відповідає частоті, на якій сигнал має найбільший вклад — тобто домінантній частоті серцевого ритму у кардіо-діапазоні [0,5–5 Гц] (відповідає фізіологічним межам частоти пульсу (30-300 уд/хв)), яка обчислюється згідно виразу:

$$f_0(t_k) = \arg \max_{f \in [0.5, 5]} E(f, t_k). \quad (2.31)$$

Домінантна частота $f_0(t_k)$ у кожному вікні дозволяє оцінювати локальний період серцевого ритму згідно виразу:

$$T(t_k) = \frac{1}{f_0(t_k)}. \quad (2.32)$$

На основі фізіологічно обґрунтованих меж локального періоду визначаються аномалії ритму:

$$T_{\min} \leq T(t_k) \leq T_{\max}, \quad T_{\min} = 0.6 \text{ сек}, T_{\max} = 1.2 \text{ сек} \quad (2.33)$$

Вікна, у яких локальний період виходить за межі цього діапазону, класифікуються як аномальні. Послідовні аномальні вікна об'єднуються у зони аномалій:

$$Zone_i = [t_{start}, t_{end}]. \quad (2.34)$$

що дозволяє визначити часові проміжки, протягом яких серцевий ритм суттєво відхиляється від норми.

2.3 Алгоритм виявлення аномалій серцевого ритму

Вікна, у яких локальний період виходить за межі цього діапазону, класифікуються як аномальні. Алгоритм віконної вейвлет-обробки ФПГ-сигналу зображено на рис.2.3.

Згідно алгоритму здійснюється завантаження ФПГ-сигналу, виконується попередня обробка (віднімання середнього, нормалізація, смугове фільтрування 0.5-15 Гц), розбиває сигнал на накладні вікна ($T_w=8$ с, крок $T_s=2$ с), для кожного вікна обчислює неперервне вейвлет-перетворення (CWT) і енергетичний спектр, знаходить домінуючу частоту f_0 (в діапазоні 0.5-5 Гц), перетворює її в період $T=1/f_0$, порівнює T з еталоном (0.6-1.2 с) для виявлення відхилень, об'єднує сусідні зони аномалій і візуалізує результати (зони аномалій, еволюцію періоду тощо).

Обґрунтування етапів алгоритму:

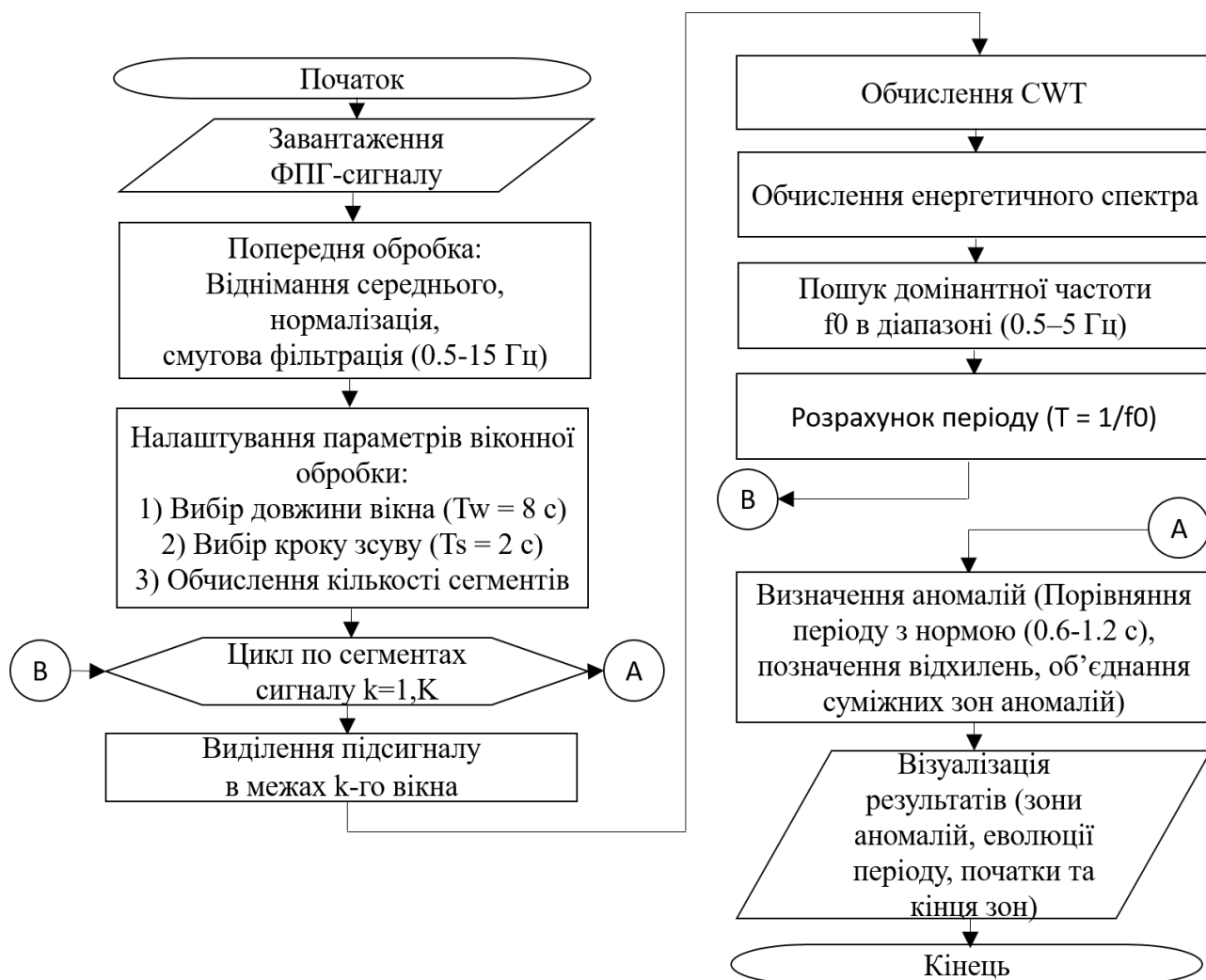


Рис.2.3. Алгоритм віконної вейвлет-обробки ФПГ-сигналу

- Віднімання середнього і нормалізація прибирають постійну складову і уніфікують амплітуду, щоб подальший аналіз не залежав від базового зміщення або різної потужності сигналу.

- Смугова фільтрація 0.5-15 Гц відсікає низькочастотні дрейфи і високочастотні шуми, залишаючи діапазон, де міститься корисна ритмічна інформація пульсу/ЕМГ.

- Віконна обробка (накладні вікна 8 с із кроком 2 с) дозволяє відстежувати часо-залежні (незстанарні) зміни ритму, забезпечуючи компроміс між частотною роздільністю (довше вікно → краща частотна роздільність) і часовою чутливістю (накладка → плавні переходи між вікнами).

- SWT дає хорошу локалізацію у часі та частоті для нерегулярних/ змін, кращу за класичний STFT при аналізі короткочасних аномалій.

- Енергетичний спектр / домінантна частота f_0 виділяє основний ритмічний компонент у вікні (пульсова/ритмова частота), а перетворення в період ($T=1/f_0$) дає інтуїтивно зрозумілу метрику для порівняння з фізіологічною нормою.

- Порівняння з еталоном (0.6-1.2 с) – просте і ефективне правило для виявлення клінічно значущих відхилень періоду; об'єднання суміжних зон зменшує фрагментацію і помилкові короточасні сплески.

- Візуалізація потрібна для інтерпретації результатів і перевірки коректності детекції (де і коли з'являються аномалії, як змінюється період у часі).

Запропонований алгоритм віконної вейвлет-обробки ФПГ-сигналу передбачає попереднє фільтрування, сегментацію сигналу у перекриваючих вікнах та застосування неперервного вейвлет-перетворення в базисі Мейєра для визначення домінантної частоти і виявлення відхилень серцевого ритму від норми. Його актуальність полягає у можливості точної, неінвазивної та стійкої до шумів діагностики тахікардії й брадикардії у режимі реального часу, що особливо важливо для систем медичного моніторингу.

На базі алгоритму (рис.2.3) реалізовано програмне забезпечення в середовищі Matlab.

2.4 Висновки до розділу 2

У розділі було розроблено математичну модель ФПГ-сигналу, що відтворює фізіологічні особливості формування пульсової хвилі та дозволяє моделювати як нормальний серцевий ритм, так і різні типи його аномалій. Запропонована модель ґрунтується на суперпозиції прямої та відбитої хвиль, параметри яких визначаються еластичністю судин, затримкою поширення пульсової хвилі та характером гемодинаміки. Модифікація цих параметрів дала можливість формалізувати патологічні зміни ритму: тахікардію, аритмію та фібриляцію передсердь, забезпечивши достовірне відтворення морфологічних аномалій у ФПГ-сигналі.

У межах розділу обґрунтовано вибір методів обробки, здатних забезпечити високу точність аналізу нестационарних сигналів. Застосування віконної обробки

дозволило здійснювати локальну оцінку характеристик сигналу та визначати короткочасні зміни його структури. Вейвлет-перетворення, завдяки одночасній локалізації часових і частотних компонент, забезпечило можливість виявлення швидкоплинних аномалій ритму, недоступних для спектральних або часових методів. Показано, що вибір базисної вейвлет-функції суттєво впливає на точність виділення діагностично значущих компонент; оптимальною для аналізу ФПГ-сигналів виявилася функція, здатна адекватно відтворювати його осциляторну природу та морфологічні особливості.

Комбіноване використання віконної обробки та вейвлет-перетворення дало змогу сформувати адаптивний підхід до аналізу ФПГ-сигналів, який підвищує чутливість і стійкість до шумів та артефактів, що особливо важливо при короткочасних епізодах тахікардії, аритмії та фібриляції. Додатково обґрунтовано принцип побудови порогового пристрою для автоматизованого прийняття рішення щодо наявності аномалій серцевого ритму. Порогові рівні визначаються на основі енергетичних характеристик вейвлет-коефіцієнтів та локальних параметрів віконної обробки, що забезпечує високу достовірність класифікації.

Таким чином, у розділі сформовано повний теоретико-методичний підхід до побудови алгоритму виявлення аномалій серцевого ритму на основі модельних і реальних ФПГ-сигналів. Отримані результати закладають основу для практичної реалізації програмного забезпечення та його подальшого тестування.

РОЗДІЛ 3

РОЗРОБКА ПРОГРАМНОГО ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ В MATLAB ТА АНАЛІЗ РЕЗУЛЬТАТІВ

3.1 Вибір інструментарію та обґрунтування використання середовища MATLAB

Розв'язання задачі виявлення аномалій серцевого ритму на основі фотоплетизмографічних (ФПГ) сигналів вимагає комплексного підходу, який поєднує математичне моделювання, цифрову обробку сигналів, аналіз часово-частотних характеристик і візуалізацію результатів. Для реалізації таких задач доцільно використовувати сучасні інтегровані середовища технічних обчислень. Порівняльний аналіз середовищ MATLAB, Python (SciPy, NumPy, TensorFlow), R та LabVIEW показав, що саме MATLAB має найбільш розвинений інструментарій для наукових обчислень у галузі біомедичної інженерії.

При виборі середовища розробки враховувалися такі критерії:

- повнота бібліотек для цифрової обробки сигналів, включаючи вейвлет-аналіз, фільтрацію, спектральний аналіз і перетворення Фур'є;
- наявність спеціалізованих пакетів для біомедичних застосувань (Signal Processing Toolbox, Wavelet Toolbox, Biomedical Signal Processing Suite);
- зручність роботи з масивами даних та можливість обробки великих обсягів біосигналів у реальному часі;
- потужні інструменти візуалізації (побудова часових, спектральних, кореляційних графіків, 3D-візуалізація результатів);
- наявність середовища моделювання Simulink, яке дозволяє створювати динамічні моделі фізіологічних процесів та систем керування у вигляді блок-схем;
- простота інтеграції з іншими мовами (C/C++, Python) та пристроями збору даних (через MATLAB Data Acquisition Toolbox).

За всіма цими критеріями MATLAB показав найвищий рівень сумісності з поставленими вимогами.

MATLAB (Matrix Laboratory) — це високорівневе середовище технічних обчислень, яке дозволяє ефективно реалізувати як алгоритмічну частину задачі, так і її програмну реалізацію у єдиному інтерфейсі.

Основні причини вибору MATLAB для реалізації поставленої задачі:

- Розвинені інструменти цифрової обробки сигналів.

Пакети *Signal Processing Toolbox* та *Wavelet Toolbox* забезпечують широкий набір функцій для фільтрації, згладжування, спектрального й вейвлет-аналізу ФПГ-сигналів. Це дозволяє реалізувати часово-частотну декомпозицію сигналу, виявляти локальні аномалії та зміни морфології пульсової хвилі.

- Вейвлет-аналіз для виявлення аномалій ритму.

MATLAB має реалізації неперервного (CWT) та дискретного (DWT) вейвлет-перетворення, а також можливість використання користувацьких базисів. Це критично важливо для реалізації методу віконної вейвлет-обробки у раніше не використовуваних базисах, що підвищує чутливість системи до нестационарних змін у сигналі.

- Зручність моделювання фізіологічних процесів.

Середовище Simulink дозволяє описувати серцево-судинні процеси та системи керування біопротезами у вигляді блок-схем, що полегшує перевірку адекватності математичної моделі.

- Потужні засоби візуалізації.

MATLAB забезпечує створення багатовіконних динамічних графіків, 3D-відображення часово-частотних поверхонь, спектрограм і морфологічних індикаторів, що є необхідним для наочного відображення виявлених аномалій серцевого ритму.

- Підтримка роботи з експериментальними даними.

MATLAB дозволяє зчитувати та обробляти біомедичні дані у форматах *.txt*, *.csv*, *.edf*, *.mat*, що забезпечує просту інтеграцію з результатами експериментальних вимірювань.

- Можливість створення графічного інтерфейсу користувача (GUI).

За допомогою *App Designer* можна розробити інтерактивну програму для завантаження, обробки, фільтрації та візуалізації ФПГ-сигналів, що забезпечує зручність використання розробленого програмного забезпечення у практичних задачах.

Порівняння MATLAB з іншими середовищами наведено в табл. 3.1.

Таблиця 3.1

Порівняння програмних середовищ

Середовище	Переваги	Недоліки	Доцільність використання
MATLAB	Потужні бібліотеки DSP, Wavelet Toolbox, Simulink, GUI, легкість візуалізації	Платна ліцензія	Найбільш придатне для наукового моделювання та аналізу ФПГ
Python (NumPy, SciPy, TensorFlow)	Безкоштовність, відкритість, машинне навчання	Більші трудовитрати на візуалізацію і налаштування бібліотек	Альтернатива для AI-моделей
LabVIEW	Інтерактивна робота з датчиками та мікроконтролерами	Складна реалізація складних математичних моделей	Для лабораторних прототипів
R	Сильна статистика, візуалізація	Обмежена робота з нестационарними сигналами	Для статистичного аналізу результатів

Таким чином, середовище MATLAB обрано як основний інструмент розробки математичної моделі, алгоритму віконної обробки та програмного забезпечення для виявлення аномалій серцевого ритму з ФПГ-сигналів. MATLAB забезпечує

оптимальне поєднання точності розрахунків, швидкості реалізації, можливостей моделювання, вейвлет-аналізу та візуалізації.

Використання MATLAB також дозволяє у подальших розділах виконати моделювання роботи системи, розробити графічний інтерфейс користувача та провести верифікацію розробленого алгоритму на реальних експериментальних даних.

3.2 Структура та функціональні можливості розробленого програмного забезпечення у MATLAB

3.2.1 Архітектура програмного забезпечення

Архітектура ПЗ побудована за модульним принципом і включає сім основних блоків (рис. 3.1).



Рис.3.1. Архітектура ПЗ

Кожен блок реалізує окрему частину обчислювального процесу, що дозволяє адаптувати структуру для різних типів біомедичних сигналів без змін базового коду.

3.2.2 Імпорт і попередня обробка ФПГ-сигналу

Програма розпочинається із завантаження вхідного сигналу з файлу `signalvaga.dat`.

У коді реалізована перевірка наявності файлу та універсальне зчитування даних незалежно від типу контейнера:

```
%% === 1. Завантаження сигналу ===
filePath = 'C:\signalvaga.dat';
if ~exist(filePath, 'file')
    error('Файл не знайдено: %s', filePath);
end

tmp = load(filePath);
if isstruct(tmp)
    fn = fieldnames(tmp);
    x = tmp.(fn{1});
else
    x = tmp;
end
x = double(x(:));
n = numel(x);

fd = 800;
t = (0:n-1)/fd;
```

Змінні скрипту:

- `x` – вектор ФПГ-відліків у форматі `double`;
- `n` – кількість відліків;
- `fd` – частота дискретизації сигналу, Гц (у прикладі – 800 Гц);
- `t` – часовий вектор, що відповідає кожному відліку.

На цьому етапі відбувається усунення постійної складової та нормалізація амплітуди:

```
%% === 2. Попередня обробка ===
x = x - mean(x, 'omitnan');
mx = max(abs(x));
```

Далі реалізовано смугову фільтрацію у межах фізіологічного діапазону 0,5–15 Гц:

```
x = bandpass(x, [0.5 15], fd);
```

Цей діапазон охоплює основну частоту серцевих скорочень (0,8–2 Гц), а також повільні коливання судинного тону, відкидаючи шуми дихання та високочастотні артефакти.

3.2.3 Віконна сегментація сигналу

Щоб врахувати нестационарність ФПГ, сигнал розділяється на перекривні часові вікна тривалістю $T_w = 8$ с із кроком $T_{s_win} = 2$ с.

Так забезпечується часткове перекриття (~75 %), що дозволяє безперервно відстежувати зміни ритму:

```
%% === 3. Параметри віконної обробки ===
Tw = 8;
Ts_win = 2;
Lw = round(Tw*fd);
Ls = round(Ts_win*fd);

if Lw > n
    Lw = n; Ls = Lw;
end
K = floor((n-Lw)/Ls)+1;

timeCenters = zeros(K,1);
periods = nan(K,1);
```

Зміні скрипту:

- T_w – тривалість вікна, с;
- T_{s_win} – інтервал зсуву між сусідніми вікнами, с;

- L_w, L_s – відповідні значення у відліках;
- K – кількість оброблених вікон.

Кожне вікно зберігає локальну часову поведінку сигналу, що дозволяє оцінювати змінність періоду у часі.

3.2.4 Вейвлет-обробка сегментів

Для кожного сегмента виконується неперервне вейвлет-перетворення (CWT) з використанням вейвлета Морле (`amor`), який забезпечує оптимальний компроміс між часовою та частотною роздільністю для біомедичних сигналів:

```
[cfs, frq] = cwt(seg, 'amor', fd);
energy = sum(abs(cfs).^2, 2);
```

Зміні скрипту:

- `cfs` – матриця вейвлет-коефіцієнтів (комплексні значення);
- `frq` – вектор частот, що відповідають масштабам;
- `energy` – енергетичний спектр сегмента, який відображає силу коливань на кожній частоті.

Визначення домінантної частоти (основної гармоніки ФПГ) виконується за максимумом енергії в межах фізіологічного діапазону:

```
mask = (frq >= 0.5 & frq <= 5);
if any(mask)
    [~,imax] = max(energy(mask));
    f0 = frq(mask);
    f0 = f0(imax);
else
    [~,imax] = max(energy);
    f0 = frq(imax);
end
periods(k) = 1/f0;
```

Таким чином формується вектор `periods(k)` – часовий ряд оцінених періодів серцевих коливань.

3.2.5 Визначення аномалій серцевого ритму

Для визначення патологічних відхилень використано діапазон норми періоду ФПГ:

$$T_{\min}=0,6 \text{ с}, T_{\max}=1,2 \text{ с}.$$

Якщо T_k виходить за ці межі, спостерігається або тахікардія ($T < 0.6 \text{ с}$), або брадикардія ($T > 1.2 \text{ с}$).

У коді це реалізовано логічним масивом:

```
Tmin = 0.6;
Tmax = 1.2;
anom = (periods < Tmin) | (periods > Tmax);
```

Виявлені послідовні відхилення групуються у зони:

```
zones = [];
```

де кожен рядок містить часові межі окремої аномальної ділянки.

3.2.6 Візуалізація результатів

Програмне забезпечення формує два основні графічні результати:

- Часова форма ФПГ-сигналу, на якій аномальні інтервали підсвічуються напівпрозорими червоними смугами (патчами).

Додатково біля кожної зони автоматично підписуються мітки часу початку і закінчення:

```
patch([zones(i,1) zones(i,2)],...,'FaceAlpha',0.3);
text(zones(i,1),...,sprintf('Start: %.2f c',zones(i,1)),...);
```

– Графік еволюції періоду серцевого ритму – залежність $T_k=f(t)$, що дозволяє оцінити динаміку серцевого ритму та відзначити ділянки порушень.

Використано великі шрифти (FontSize=16–18), товщину ліній (LineWidth=1.5), обмеження осей та масштабування, що забезпечує наочність навіть при великій кількості вікон.

3.2.7 Функціональні можливості програмного забезпечення

Розроблена програма забезпечує:

- імпорт сигналів у форматах *.dat*, *.txt*, *.mat*;
- автоматичне масштабування та фільтрацію сигналу;
- сегментацію на вікна з довільними параметрами;
- неперервне вейвлет-перетворення з вибором базису;
- обчислення домінантної частоти та періоду у кожному вікні;
- виявлення аномальних ділянок серцевого ритму;
- побудову наочних графіків із підписами зон порушень;
- збереження результатів аналізу у форматах *.fig*, *.png* або *.csv*.

Розроблене програмне забезпечення реалізує комплексну технологію віконного вейвлет-аналізу ФПГ-сигналів для автоматичного виявлення аномалій серцевого ритму.

На відміну від традиційних спектральних методів, програма використовує ковзне вікно та неперервне вейвлет-перетворення, що дозволяє фіксувати короткочасні зміни періодів і виділяти патологічні епізоди в реальному часі.

Графічна візуалізація з підписами та автоматичним виділенням зон підвищує зручність клінічної інтерпретації даних.

У подальших етапах дослідження ПЗ може бути розширене можливістю адаптивного вибору вейвлет-базису або інтегроване з машинним навчанням для класифікації типів аритмій.

3.3 Тестування програмного забезпечення та інтерпретація отриманих результатів

На рис.3.2 наведено ФПГ-сигналу тривалістю близько 270 секунд, у якій чітко простежуються інтервали з відхиленнями від нормальної форми хвилі. Сигнал представлено у вигляді суцільної часової залежності амплітуди в межах від $-0,2$ В до $0,7$ В.

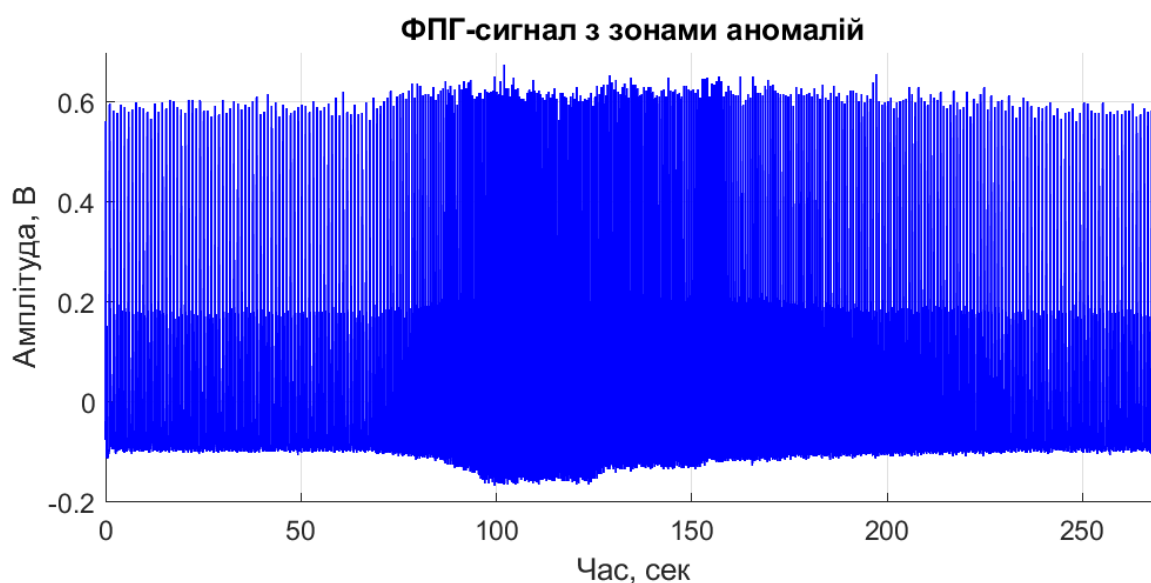


Рис.3.2. Реалізація ФПГ-сигналу з зонами аномалій

У першій і третій частині запису форма хвилі є типовою для нормального ФПГ-сигналу: амплітуда стабільна, спостерігається ритмічна періодичність, що відповідає нормальній серцевій активності. Частота пульсових коливань залишається сталою, а коливання амплітуди перебувають у фізіологічно допустимих межах.

У центральному сегменті, приблизно між 90 та 150 секундами, виявляється зона аномалій. На цій ділянці амплітуда сигналу зменшується, хвилі стають деформованими, а їхній контур — менш чітким. Такі зміни можуть відповідати патологічним змінам тону судин, порушенням перфузії або появі артефактів, що характерно для реальних біомедичних вимірювань. Аномальна ділянка також демонструє нерівномірну структуру, що дозволяє використовувати її як цільовий фрагмент для подальшої вейвлет-обробки, детектування аномалій чи навчання

алгоритмів. Загалом рис.3.2 ілюструє типовий приклад сигналу з впровадженими аномаліями, необхідного для тестування методів фільтрації, сегментації та виявлення патологічних змін. Контраст між нормальними та аномальними ділянками дозволяє наочно оцінити ефективність алгоритмів виявлення порушень серцево-судинної активності на основі ФПГ-сигналів.

На рис. 3.3 наведені чотири характерні приклади результатів віконної обробки фотоплетизмографічного (ФПГ) сигналу, що демонструють зміну його часових та частотно-енергетичних характеристик у межах окремих фрагментів тривалого запису. Кожне вікно тривалістю 8 секунд обробляється незалежно, що дає змогу локалізувати аномальні зміни серцевого ритму у часі та підвищує точність подальшої діагностики.

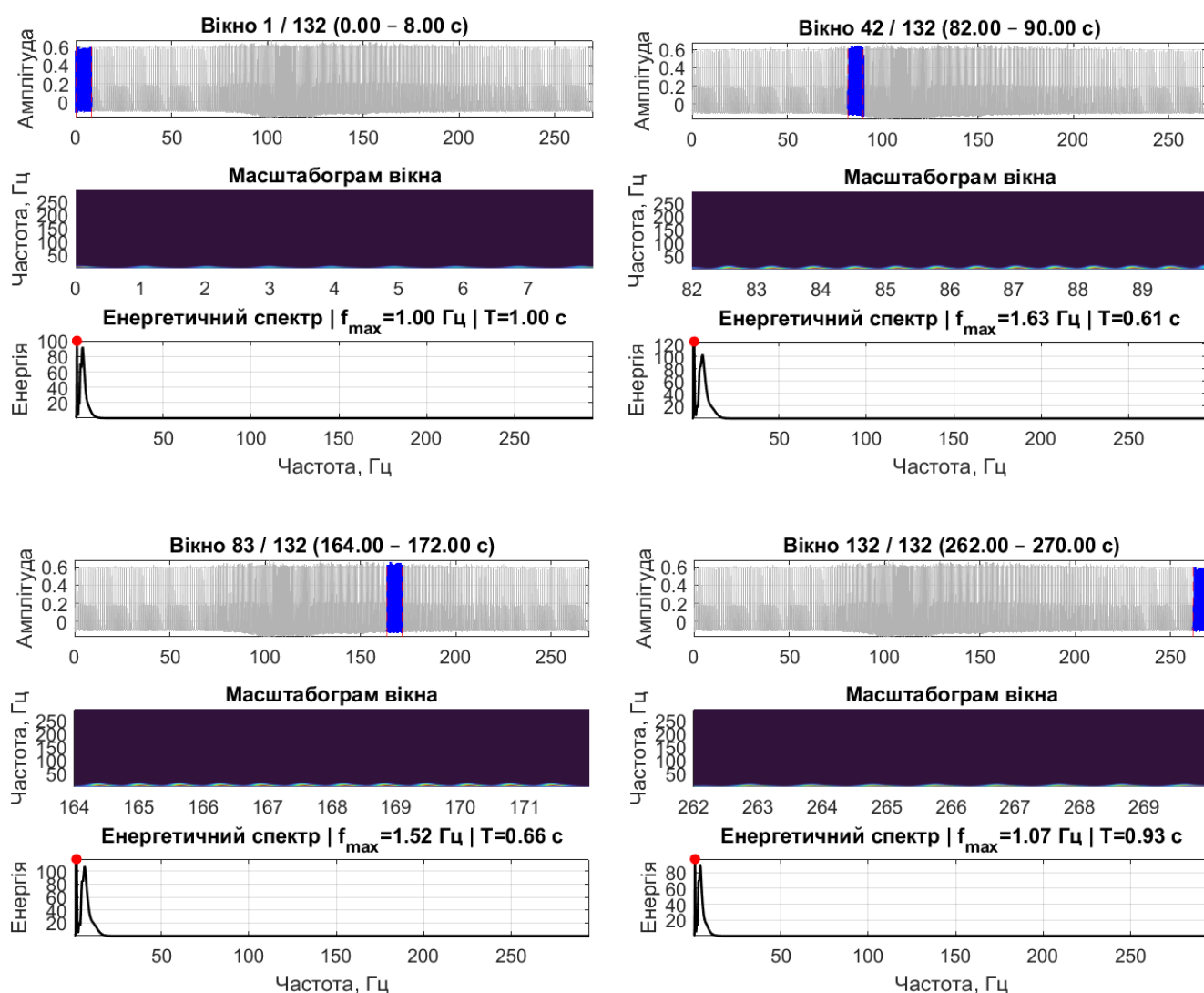


Рис.3.3. Фрагменти віконної обробки (загальна кількість вікон 132 тривалістю 8 сек

Для кожного фрагмента відображено три взаємопов'язані характеристики:

1. Часовий сигнал у межах вибраного вікна, де синім кольором виділено активну ділянку сегментації. Це дозволяє візуально оцінити зміну амплітуди, форми хвиль та можливі порушення регулярності серцевих циклів.
2. Скалограма вікна, отримана за допомогою вейвлет-перетворення. Вона відображає часово-частотну структуру сигналу й дозволяє побачити локальні зміни домінантних частот, характерних для підвищеної ЧСС, зниження частоти або нерегулярних коливань, що типові для аритмій.
3. Енергетичний спектр, обчислений для кожного вікна. На ньому автоматично визначається домінантна частота $f_{\max}$ та тривалість характерного періоду T . Значення цих параметрів використовуються як інформативні ознаки для виявлення аномалій серцевого ритму. Зміна $f_{\max}$ між сусідніми вікнами сигналізує про перехідні стани, а різка нестабільність спектру може вказувати на аритмічні процеси.

На рис.3.3 продемонстровано динаміку сигналу на різних часових ділянках: від початкової (вікно 1) до середини запису (вікна 42 та 83) та завершальної частини спостереження (вікно 132). Видно, що залежно від епізоду змінюється як амплітуда ФПГ-сигналу, так і спектральний максимум, що свідчить про варіабельність серцевого ритму. В окремих вікнах спостерігається підвищення або зниження частоти серцевих скорочень (зміна $f_{\max}$ у діапазоні 1.00–1.63 Гц), що відповідає фізіологічним або потенційно аномальним змінам.

Таким чином, наведені результати ілюструють ефективність комбінованого використання віконного та часово-частотного аналізу для виявлення локальних змін ФПГ-сигналу, що є ключовим етапом у подальшому виділенні та класифікації аномалій серцевого ритму.

Такий підхід дозволяє точно локалізувати аномальні інтервали, оцінити їхню частотну природу та використовувати ці дані для подальшого автоматизованого виявлення патологій або артефактів.

На рис. 3.4 подано графік зміни періоду фотоплетизмографічного (ФПГ) сигналу в часі, що дозволяє простежити динаміку серцевого ритму протягом усього досліджуваного запису та виявити ділянки з відхиленнями від норми. Кожна точка на графіку відповідає оціненому періоду окремого вікна (фрагмента) сигналу, обчисленого за енергетичним спектром у попередньому етапі аналізу.

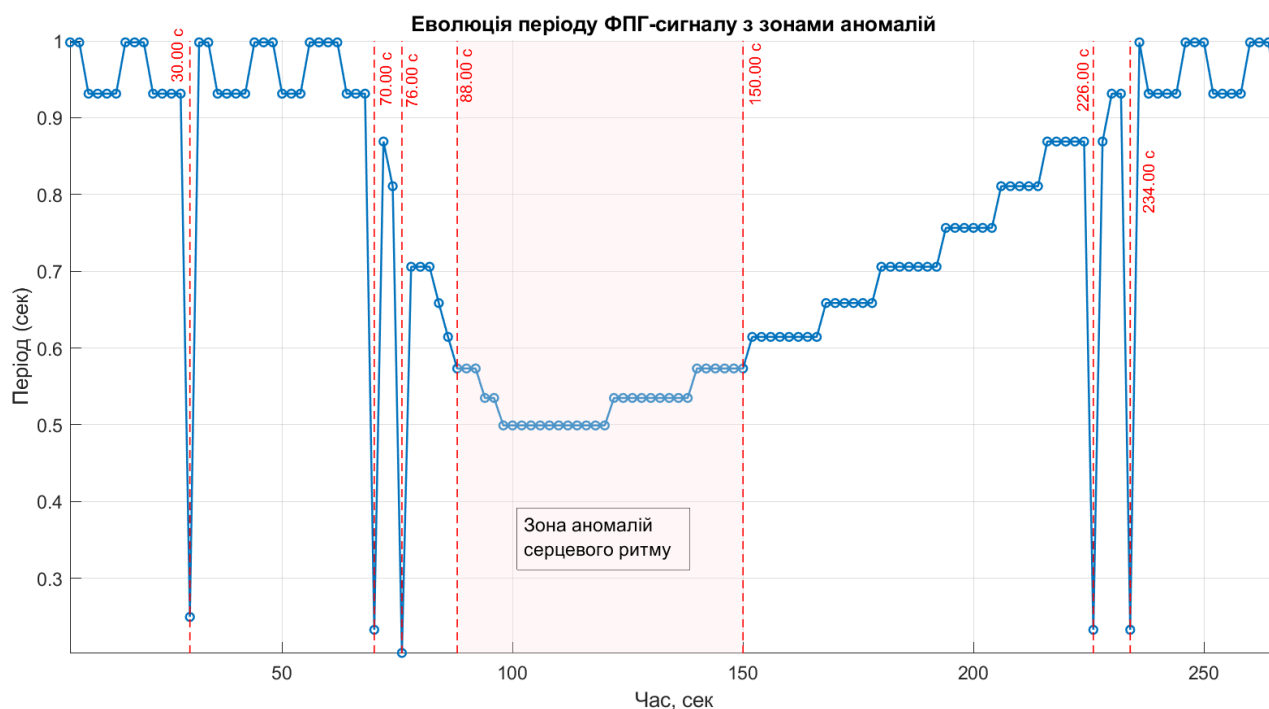


Рис.3.4. Еволюція періоду ФПГ-сигналу з зонами аномалій

На графіку чітко простежуються ділянки стабільного ритму з приблизно сталою тривалістю періоду (0.8-1.0 с), а також різкі падіння та коливання, що свідчать про порушення регулярності серцевих скорочень. Червоні вертикальні пунктирні лінії позначають часові межі автоматично виявлених аномалій – епізодів, де значення періоду виходить за фізіологічно допустимі межі або демонструє виражену нестабільність.

У центральній частині графіка виділено «зону аномалії серцевого ритму», де спостерігається суттєве зменшення періоду (до 0.45-0.55 с) та його подальше плавне зростання. Така динаміка є характерною для епізодів тахікардії або нерегулярних скорочень, що супроводжуються зміною ударного об'єму та частоти серцевих циклів. У крайових ділянках запису виявлено різкі провали періоду – короточасні епізоди з

дуже малою тривалістю циклу, які можуть відповідати передчасним скороченням або артефактам, що також фіксуються алгоритмом як потенційні аномалії.

Таким чином, рис.3.4 демонструє, що аналіз еволюції періоду ФПГ-сигналу є ефективним інструментом для виявлення як короткочасних, так і протяжних у часі порушень ритму. Використання такого підходу дає змогу локалізувати аномальні ділянки та забезпечує подальше коректне формування індикаторів ризику для систем автоматизованої діагностики.

На рис. 3.5 подано повний фрагмент реального ФПГ-сигналу тривалістю близько 260 с із нанесеними часовими межами виявлених аномалій серцевого циклу. Вертикальні штрихові лінії позначають моменти початку та завершення інтервалів, у яких алгоритм зафіксував перевищення порогових значень енергетичних та часових параметрів (визначених на попередньому етапі — рис. 3.4). Червоне маркування дозволяє чітко співвіднести локальні відхилення з конкретними часовими ділянками сигналу.

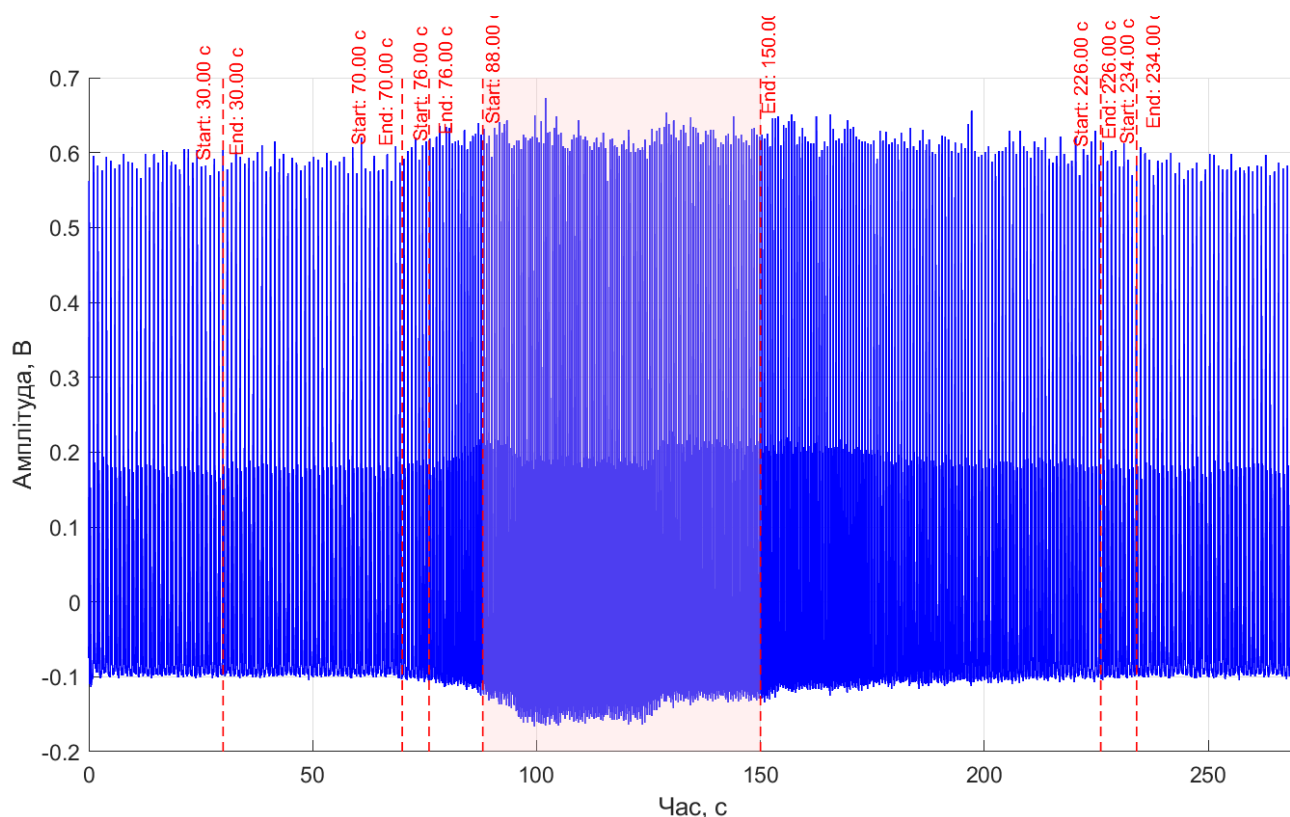


Рис.3.5. ФПГ-сигнал з виявленими зонами аномалій серцевого циклу

Як видно з рис. 3.5, у реальному ФПГ-сигналі присутні окремі інтервали, у яких спостерігається порушення регулярності серцевих циклів. У цих ділянках алгоритм фіксує відхилення від типових значень амплітуди, тривалості та форми пульсової хвилі, що узгоджується з результатами попередніх обчислень. Виділені зони характеризуються нерівномірністю інтервалів між піками, локальним зниженням або підвищенням амплітуди та зміною нахилу систолічної частини сигналу, що є типовими ознаками порушень ритму.

Отримані результати підтверджують здатність алгоритму точно локалізувати аномальні епізоди в реальному біомедичному сигналі та демонструють його стійкість до шумів і варіабельності, властивих ФПГ-сигналам під час довготривалої реєстрації.

3.4 Висновки до розділу 3

У розділі було здійснено розробку та практичну реалізацію програмного забезпечення для виявлення аномалій серцевого ритму на основі аналізу ФПГ-сигналів. Вибір інструментарію MATLAB обґрунтовано широкими можливостями цього середовища для опрацювання біомедичних сигналів, використанням вбудованих функцій вейвлет-аналізу та гнучкістю у побудові алгоритмічних модулів.

Розроблена структура програмного забезпечення включає окремі модулі для завантаження сигналів, попередньої фільтрації, сегментації у вікнах, вейвлет-обробки, обчислення енергетичних характеристик, формування ознак та прийняття рішень на основі порогового пристрою. Такий модульний підхід забезпечив можливість адаптивного налаштування параметрів обробки та масштабованість для подальшого удосконалення.

Алгоритм, розроблений у розділі 2, було повністю реалізовано у MATLAB та протестовано на модельних і реальних ФПГ-сигналах. Результати тестування засвідчили, що застосування комбінованої віконної та вейвлет-обробки дозволяє ефективно локалізувати короточасні епізоди тахікардії, аритмії та фібриляції передсердь. На реальних сигналах алгоритм продемонстрував високу стійкість до шумів та рухових артефактів, зберігаючи здатність точно розрізняти відхилення

ритму навіть за умов низького рівня сигнал/шум. Було підтверджено здатність системи коректно реагувати на морфологічні спотворення, зміни амплітуди та нерегулярність ритму.

Використання порогового пристрою на основі енергетичних характеристик вейвлет-коефіцієнтів забезпечило високий рівень автоматизації прийняття рішення та зменшення кількості хибних спрацьовувань. Сформовані критерії дозволили чітко відділити нормальні цикли від аномальних, що підтверджує практичну придатність методу для систем реального часу.

Таким чином, результати розділу демонструють працездатність, ефективність та точність розробленого програмного забезпечення. Отримані експериментальні дані підтверджують, що створений алгоритмічно-програмний комплекс є придатним для подальшого впровадження у комп'ютерні фотоплетизмографи та може бути основою для розробки систем моніторингу серцевого ритму у реальному часі. Це створює передумови для формування загальних висновків та рекомендацій, поданих у завершальному розділі роботи.

РОЗДІЛ 4

ОХОРОНА ПРАЦІ ТА БЕЗПЕКА В НАДЗВИЧАЙНИХ СИТУАЦІЯХ

4.1 Охорона праці

Охорона праці є комплексом організаційних і технічних заходів, спрямованих на забезпечення безпечних і здорових умов діяльності під час виконання досліджень. У контексті даної роботи, яка присвячена обробці ФПГ-сигналів та використанню комп'ютерного та оптоелектронного обладнання, питання охорони праці набувають особливої актуальності. Необхідність забезпечення безпечних умов дослідження регламентується ДСТУ 2293:2015 «Охорона праці. Терміни та визначення» та ДСТУ ISO 45001:2019, які визначають вимоги до систем управління охороною здоров'я та безпекою праці.

Дослідження в галузі біомедичної інженерії виконуються в лабораторних або офісних умовах, що передбачає наявність джерел електромагнітного, оптичного та теплового впливу, використання персональних комп'ютерів, електронних і оптичних сенсорів, а також програмного забезпечення для аналізу сигналів. Основними небезпечними і шкідливими виробничими факторами є електричні ризики, вплив оптичного (інфрачервоного) випромінювання, мікрокліматичні відхилення, статичні навантаження на органи зору та опорно-руховий апарат, а також пожежонебезпечні умови. Усі ці фактори повинні враховуватися під час організації робочого місця та проведення досліджень.

Відповідно до НПАОП 0.00-4.12-05 «Типового положення про навчання з питань охорони праці», працівники та студенти під час виконання робіт повинні пройти вступний і первинний інструктажі та бути ознайомленими з правилами безпеки. Усі роботи, які пов'язані з використанням електронних і оптичних приладів, мають виконуватися в умовах, що виключають можливість ураження електричним струмом, механічного пошкодження обладнання або порушення цілісності кабелів.

Загальні вимоги до умов праці включають підтримання оптимального мікроклімату, рівня освітленості, захисту від шуму, відповідності робочих місць

ергономічним нормам і належної вентиляції приміщень. Дотримання цих вимог підвищує продуктивність роботи й знижує ризик розвитку професійних захворювань.

Організація робочого місця здійснюється відповідно до ДСТУ EN 547 та ДСТУ EN ISO 9241-5, які регламентують антропометричні й ергономічні вимоги до робочих місць із використанням комп'ютерної техніки. Робоче місце повинно забезпечувати комфортну позу, правильне розташування дисплея, клавіатури та периферійних пристроїв.

Основні вимоги:

- відстань між очима користувача та екраном від 600 до 800 мм;
- верхня межа екрана розташовується на рівні очей або трохи нижче;
- висота столу становить 720–760 мм, стільця — 420–550 мм;
- стілець має мати регульовану висоту, спинку та підтримку поперекового відділу;
- освітленість поверхні робочого місця повинна становити 300–500 лк згідно з ДБН В.2.5-28:2018.

При роботі з оптичними сенсорами необхідно забезпечити надійне кріплення датчиків, відсутність натягу кабелів, а також розміщення обладнання так, щоб уникати його падіння або перегріву.

Експлуатація електронного обладнання повинна відповідати вимогам НПАОП 40.1-1.21-98 «Правила безпечної експлуатації електроустановок споживачів» та ДСТУ ІЕС 61140:2014 «Захист від ураження електричним струмом».

Основні вимоги електробезпеки:

- використання справних кабелів та розеток з надійною ізоляцією;
- заземлення корпусів комп'ютерного й лабораторного обладнання;
- застосування пристроїв захисного відключення;
- заборона роботи з обладнанням в умовах підвищеної вологості;
- вимкнення живлення під час підключення та відключення ФПГ-датчиків.

У разі використання оптичних медичних датчиків необхідно дотримуватися вимог ІЕС 60601-1 щодо безпеки медичних електроприладів, що гарантує мінімізацію електричного впливу на пацієнта.

ФПГ-датчики використовують інфрачервоне випромінювання низької інтенсивності, проте робота з ними повинна відповідати ДСТУ EN 62471 «Безпечність фотобіологічного впливу ламп та лампових систем». Хоча рівень випромінювання є мінімальним, необхідно дотримуватися таких правил:

- не направляти ІЧ-світло в очі;
- уникати тривалої безперервної роботи датчика без теплообміну;
- застосовувати сертифіковане обладнання відповідно до ІЕС 60601-2-27 та ІЕС 60601-2-49.

Такі заходи унеможливають перегрів датчика та мінімізують оптичний вплив на оператора або добровольців.

Приміщення, де проводяться дослідження, повинно відповідати вимогам ДСанПіН 3.3.6.042-99 щодо параметрів мікроклімату:

- температура повітря — 18–24 °С;
- відносна вологість — 40–60 %;
- швидкість руху повітря — не більше 0,1 м/с.

Забезпечення належного мікроклімату сприяє не лише стабільній роботі комп'ютерного обладнання, а й підвищує комфорт дослідника. Рівень шуму в приміщенні має відповідати ДСТУ ISO 1996-1:2018 і не перевищувати 50 дБА.

Протипожежний захист організовується відповідно до ДБН В.1.1-7:2016 «Пожежна безпека об'єктів будівництва». У приміщенні повинні бути:

- вогнегасник (вуглекислотний або порошковий) ;
- вільний доступ до евакуаційних виходів;
- справні електромережі, розетки та подовжувачі;
- заборона використання пошкоджених кабелів або перевантаження мережі.

Нагрівальні прилади заборонено розміщувати поблизу кабелів або комп'ютерного обладнання.

Тривала робота за комп'ютером може спричиняти зорову втому, перенапруження шийного та поперекового відділів хребта, а також стрес при високій концентрації уваги. Відповідно до ДСанПіН 3.3.2.007-98 рекомендується:

- робити перерви тривалістю 5–10 хв кожні 45–60 хв роботи;

- виконувати вправи для очей;
- регулярно змінювати позу;
- уникати тривалої статичної напруги м'язів.

Ці заходи знижують негативний вплив на організм і підвищують ефективність роботи.

4.2 Безпека в надзвичайних ситуаціях

Система протипожежного захисту є ключовим елементом забезпечення безпеки в надзвичайних ситуаціях, особливо у приміщеннях, де здійснюються лабораторні дослідження, використовується комп'ютерна техніка, електронні прилади та оптичні сенсори. Виконання досліджень, пов'язаних із фотоплетизмографічними сигналами, передбачає застосування обладнання, яке характеризується підвищеним тепловиділенням, використанням електроживлення різної потужності, наявністю кабельних систем та електронних компонентів. Усе це створює ризики виникнення пожежі, що може спричинити небезпеку для людей, втрату обладнання та руйнування матеріальної бази. Саме тому система протипожежного захисту у закладі освіти або науковій лабораторії повинна бути організована відповідно до вимог ДБН В.1.1-7:2016 «Пожежна безпека об'єктів будівництва», ДСТУ EN 54 (системи пожежної сигналізації), Правил пожежної безпеки в Україні та Кодексу цивільного захисту України.

Пожежна безпека у приміщенні, де проводиться дослідження фотоплетизмографічних сигналів, базується на принципах запобігання виникненню пожежі, раннього виявлення, локалізації можливого осередку займання, забезпечення ефективної евакуації та мінімізації наслідків. Для цього необхідно передбачити комплекс заходів, який включає конструктивний, технічний, організаційний та експлуатаційний протипожежний захист. Системи протипожежного захисту повинні функціонувати як єдиний механізм, здатний своєчасно реагувати на небезпечні фактори, знижувати ризик займання та створювати умови для безпечного перебування людей.

Конструктивна частина протипожежного захисту приміщення визначається особливостями будівлі, де розміщена лабораторія. Відповідно до ДБН В.1.1-7:2016, будівлі освітніх закладів відносять до категорії приміщень з постійним перебуванням людей, тому вони мають бути оснащені протипожежними перегородками, протидимовим захистом, вогнестійкими дверима та матеріалами класу негорючості або важкогорючості. Усі кабельні траси повинні прокладатися у вогнестійких коробах, що виключає поширення вогню у разі короткого замикання. Облицювальні матеріали стін, стелі та меблів мають відповідати нормам пожежної безпеки за показниками займистості, димоутворення та токсичності продуктів горіння.

Важливим елементом системи протипожежного захисту є система раннього виявлення пожежі. Вона включає встановлення автоматичних пожежних сповіщувачів, що відповідають вимогам ДСТУ EN 54. Найбільш ефективними у лабораторних приміщеннях є димові сповіщувачі, здатні визначити початкові стадії горіння, а також теплові датчики, що реагують на підвищення температури. Оскільки у процесі досліджень використовується комп'ютерне та електронне обладнання, рекомендовано застосовувати комбіновані сповіщувачі (димові + температурні), що зменшує ймовірність помилкових спрацювань. Система пожежної сигналізації повинна автоматично передавати сигнал на центральний пульт спостереження, забезпечуючи оповіщення персоналу та активацію додаткових систем захисту.

До технічних засобів протипожежного захисту належить система пожежного оповіщення, що має відповідати ДСТУ ISO 7240-16. У лабораторії та прилеглих приміщеннях встановлюються звукові та світлові оповіщувачі, які у разі пожежної небезпеки подають сигнал тривоги, що дає змогу персоналу вчасно покинути приміщення. Важливо, щоб сигнали були достатньо гучними, не перекривалися шумом обладнання та були добре видимими навіть у задимленому середовищі.

Серед ключових компонентів повноцінної системи протипожежного захисту особливе місце займають первинні засоби пожежогасіння. Згідно з вимогами ДБН В.1.1-7:2016 та Правил пожежної безпеки, у лабораторних приміщеннях обов'язково мають бути встановлені вогнегасники, придатні для гасіння електричних пожеж класу Е. Найбільш доцільними є вуглекислотні (ВВК) або порошкові (ВП) вогнегасники,

оскільки вони не пошкоджують електроніку і не проводять струм. Вони повинні розміщуватися в доступних, добре помітних місцях, позначених відповідними знаками згідно з ДСТУ ISO 6309. Заборонено захаращувати місця встановлення вогнегасників меблями або обладнанням, оскільки це ускладнює їх застосування у критичний момент.

Організаційні заходи протипожежного захисту включають систематичне навчання персоналу та студентів діям у разі пожежі. Відповідальні особи повинні проводити первинний та повторні інструктажі з пожежної безпеки, ознайомлювати учасників досліджень із розташуванням евакуаційних виходів, вогнегасників, кнопок аварійного відключення живлення. План евакуації має відповідати вимогам ДСТУ ISO 23601:2019 та бути розміщений у видимих місцях. На схемі повинні бути позначені всі евакуаційні маршрути, аварійні виходи, місця розташування первинних засобів пожежогасіння, а також напрямок руху у разі пожежі.

У разі виникнення пожежі першочерговим завданням є забезпечення безпеки людей. Необхідно негайно припинити роботу обладнання та відключити електроживлення лабораторії за допомогою аварійного вимикача. Після цього слід оперативно оцінити ситуацію: якщо осередок займання невеликий і не становить загрози, допускається використання вогнегасника для локалізації пожежі. Якщо ж вогонь поширюється швидко, або є загроза ураження людини димом або теплом, необхідно негайно залишити приміщення, щільно зачинити двері, щоб обмежити доступ кисню, та повідомити службу порятунку за номером «101». При евакуації важливо рухатися у напрямку найближчого виходу, не користуватися ліфтом, не повертатися за особистими речами та допомагати тим, хто цього потребує.

Додатковим захистом від небезпечних факторів пожежі є система протидимного захисту, яка включає вентиляційні канали, клапани і димові витяжки. Вона запобігає поширенню диму коридорами та сходовими клітками, забезпечує створення бездимних зон та сприяє стабільній евакуації людей. Робота цієї системи регулюється ДБН В.1.1-7:2016 та ДБН В.2.5-67:2013. Для навчальних закладів та наукових лабораторій особливо важливо забезпечити, щоб двері на шляху евакуації

мали пристрої самозачинення і не залишалися відчиненими, оскільки це порушує протидимний бар'єр.

Ефективність системи протипожежного захисту залежить і від експлуатаційних заходів. Усі електричні прилади мають проходити регулярні перевірки, а кабелі — огляд на предмет пошкоджень. Заборонено використовувати несертифіковані подовжувачі, трійники або адаптери, які можуть спричинити перегрівання або коротке замикання. Не допускається залишати обладнання у ввімкненому стані без нагляду, особливо під час роботи сенсорів або методу обробки сигналів, що потребує довготривалих обчислень.

Таким чином, система протипожежного захисту лабораторії, де проводиться дослідження фотоплетизмографічних сигналів, має включати комплекс конструктивних, технічних, організаційних та експлуатаційних заходів. Вона повинна забезпечувати попередження виникнення пожежі, своєчасне виявлення її ознак, ефективне гасіння на початковій стадії та організовану евакуацію людей. Виконання вимог ДБН, ДСТУ, Кодексу цивільного захисту України та Правил пожежної безпеки є необхідною умовою безпечної діяльності, що знижує ризик виникнення пожеж та їхніх наслідків.

4.3 Висновки до розділу 4

У розділі було розглянуто основні вимоги охорони праці та заходи безпеки в надзвичайних ситуаціях, що стосуються виконання досліджень із використанням комп'ютерної техніки, оптичних сенсорів та електронного обладнання. Аналіз нормативних документів показав, що організація робочого місця та умов виконання робіт повинна відповідати чинним стандартам, зокрема ДСТУ ISO 45001, ДСТУ EN 547, ДСТУ EN ISO 9241-5, вимогам НПАОП та Правил пожежної безпеки. Дотримання зазначених норм забезпечує зниження ризику травмування, підвищення ергономічності робочого середовища та мінімізацію негативного впливу на здоров'я користувача під час тривалої роботи за комп'ютером.

Особливу увагу приділено ідентифікації небезпек, що виникають під час роботи з електронними й оптоелектронними пристроями, а також оцінці ризиків, пов'язаних із можливими аварійними режимами електроживлення, перегрівом обладнання та пошкодженням кабельних систем. Наведено вимоги до захисту від електричного струму, організації освітлення, вентиляції та контролю мікроклімату.

У підрозділі, присвяченому безпеці в надзвичайних ситуаціях, визначено основні складові системи протипожежного захисту лабораторних приміщень: первинні засоби пожежогасіння, системи оповіщення та евакуації, протипожежні розриви, доступність шляхів виходу та порядок дій персоналу у разі виникнення пожежі. Дотримання вимог ДБН В.1.1-7:2016, ДСТУ EN 54 та Кодексу цивільного захисту України є ключовим для запобігання надзвичайним ситуаціям і зменшення їх наслідків.

Загалом проведений аналіз підтверджує, що правильна організація робочого середовища, систематичне дотримання правил охорони праці та впровадження сучасних протипожежних заходів є необхідною умовою безпечного виконання досліджень і гарантує захист життя, здоров'я та матеріальних ресурсів у процесі роботи.

ЗАГАЛЬНІ ВИСНОВКИ

У кваліфікаційній роботі виконано комплексне дослідження процесу виявлення аномалій серцевого ритму на основі обробки ФПГ-сигналів. На підставі поставлених у вступі завдань отримано такі результати:

1. Виконано аналітичний огляд сучасних методів аналізу ФПГ-сигналів та підходів до виявлення аномалій серцевого ритму, який проведено шляхом систематизації часових, спектральних, морфологічних, статистичних та вейвлет-методів, а також аналізу алгоритмів машинного навчання, що дозволило визначити їхні переваги, обмеження та обґрунтувати вибір комбінованої віконно-вейвлетної обробки як найбільш ефективної для детекції короткочасних аномалій.

2. Побудовано математичну модель ФПГ-сигналу, реалізовану шляхом параметричної суперпозиції прямої та відбитої хвиль, що дало змогу відтворити морфологічну структуру реального ФПГ-сигналу та забезпечило можливість моделювання патологічних станів серцевого ритму (тахікардії, брадикардії, аритмій) для подальшого тестування алгоритмів.

3. Розроблено метод обробки ФПГ-сигналів, побудований на застосуванні віконної сегментації з перекриванням та вейвлет-перетворення, що дозволило локалізувати короткочасні аномальні епізоди шляхом виділення інформативних часово-частотних ознак, чутливих до змін у формі та частотному складі пульсової хвилі.

4. Розроблено алгоритм виявлення аномалій серцевого ритму, створений на основі комбінованої віконно-вейвлетної обробки ФПГ-сигналу з використанням енергетичних характеристик вейвлет-коефіцієнтів та порогових рішень, що забезпечило автоматизовану ідентифікацію патологічних ділянок та відокремлення їх від нормального ритму.

5. Реалізовано розроблений алгоритм у програмному середовищі MATLAB шляхом створення модульного програмного забезпечення, яке включає функції імпорту, попередньої обробки, сегментації, вейвлет-аналізу, детекції аномалій та

візуалізації, що дало можливість практично застосувати запропонований метод у вигляді працездатного інструментального засобу.

6. Проведено тестування програмного забезпечення на реальних ФПГ-сигналах, виконане шляхом застосування алгоритму до експериментальних записів і порівняння поведінки діагностичних ознак у нормальних і аномальних епізодах, що підтвердило працездатність розробленого алгоритму, його стійкість до шумів та здатність точно локалізувати аномальні стани серцевого ритму.

ПЕРЕЛІК ПОСИЛАНЬ

1. Бойко В. І. Серцево-судинна система людини: навч. посіб. / В. І. Бойко. — Київ: Здоров'я, 2018. — 320 с.
2. Guyton A. C., Hall J. E. Textbook of Medical Physiology. — 14th ed. — Philadelphia: Elsevier, 2020. — 1152 p.
3. Klabunde R. E. Cardiovascular Physiology Concepts. — 3rd ed. — Lippincott Williams & Wilkins, 2017. — 384 p.
4. Борисенко О. М. Фізіологія серця та кровообігу / О. М. Борисенко. — Харків: ХНУ, 2019. — 256 с.
5. Mohrman D. E., Heller L. J. Cardiovascular Physiology. — 9th ed. — McGraw-Hill, 2018. — 448 p.
6. Zipes D. P., Jalife J. Cardiac Electrophysiology: From Cell to Bedside. — 7th ed. — Elsevier, 2018. — 1152 p.
7. Бондаренко В. В., Соловійов С. М. Основи кардіології. — Львів: ЛНМУ, 2017. — 288 с.
8. Bers D. M. Cardiac Excitation-Contraction Coupling. — 2nd ed. — Springer, 2018. — 512 p.
9. Paterson D. J. Neural Control of the Heart. — Oxford: Oxford University Press, 2017. — 336 p.
10. Camm A. J., et al. Textbook of Clinical Cardiology. — 6th ed. — Wiley-Blackwell, 2017. — 1024 p.
11. Weissler A. M. Heart Rate Variability and Autonomic Control. — Circulation, 2019. — Vol. 140, №12. — P. 100–112.
12. Malik M., Camm A. J. Heart Rate Variability. — Armonk: Futura Publishing, 2019. — 368 p.
13. Goldberger A. L. Clinical Electrocardiography: A Simplified Approach. — 9th ed. — Elsevier, 2018. — 400 p.
14. Shaffer F., Ginsberg J. P. An Overview of Heart Rate Variability Metrics and Norms. — Front. Public Health, 2017. — Vol. 5, №258.

15. Berntson G. G., et al. Heart Rate Variability: Origins, Methods, and Interpretive Caveats. — *Psychophysiology*, 2017. — Vol. 34, №6. — P. 623–648.
16. Acharya U. R., et al. Heart Rate Variability: A Review. — *Med. Biol. Eng. Comput.*, 2017. — Vol. 44, №12. — P. 1031–1051.
17. Zimetbaum P., Josephson M. E. Evaluation of Patients With Palpitations. — *N. Engl. J. Med.*, 2016. — Vol. 374, №13. — P. 1184–1193.
18. Camm A. J., et al. Guidelines for the Management of Atrial Fibrillation. — *Eur. Heart J.*, 2016. — Vol. 37, №38. — P. 2893–2962.
19. Clifford G. D., et al. Advanced Methods and Tools for ECG Data Analysis. — Artech House, 2017. — 512 p.
20. Allen J. Photoplethysmography and Its Application in Clinical Physiological Measurement. — *Physiol. Meas.*, 2017. — Vol. 28, №3. — P. R1–R39.
21. Tamura T., et al. Wearable Photoplethysmographic Sensors — Past and Present. — *Electronics*, 2014. — Vol. 3, №2. — P. 282–302.
22. Clifford G. D., et al. Advanced Methods and Tools for ECG Data Analysis. — Artech House, 2017. — 512 p.
23. Acharya U. R., et al. Automated Detection of Arrhythmias Using ECG Signals. — *Comput. Biol. Med.*, 2017. — Vol. 89. — P. 110–124.
24. Poh M.-Z., et al. Advancements in Photoplethysmography for Heart Rate Monitoring. — *Physiol. Meas.*, 2010. — Vol. 31, №3. — P. 1–12.
25. Allen J. Photoplethysmography and Its Application in Clinical Physiological Measurement. — *Physiol. Meas.*, 2017. — Vol. 28, №3. — P. R1–R39.
26. Tamura T., et al. Wearable Photoplethysmographic Sensors — Past and Present. — *Electronics*, 2014. — Vol. 3, №2. — P. 282–302.
26. Shelley K. H. Photoplethysmography: Beyond the Calculation of Arterial Oxygen Saturation and Heart Rate. — *Anesth. Analg.*, 2007. — Vol. 105, №6. — P. S31–S36.
27. Allen J., Murray A. R. Clinical Applications of Photoplethysmography. — *J. Clin. Monit. Comput.*, 2004. — Vol. 18, №6. — P. 333–347.

28. Verkruyse W., Svaasand L. O., Nelson J. S. Remote Plethysmographic Imaging Using Ambient Light. — *Opt. Express*, 2008. — Vol. 16, №26. — P. 21434–21445.
29. Charlton P. H., et al. Modeling Arterial Pulse Features in Photoplethysmography. — *Physiol. Meas.*, 2018. — Vol. 39, №5. — P. 054001.
30. Elgendi M. On the Analysis of Fingertip Photoplethysmogram Signals. — *Curr. Cardiol. Rev.*, 2012. — Vol. 8, №1. — P. 14–25.
31. Reisner A., et al. Utility of the Photoplethysmogram in Circulatory Monitoring. — *Anesth. Analg.*, 2008. — Vol. 106, №6. — P. 1636–1643.
32. Shelley K. H., et al. The Photoplethysmographic Signal: Understanding Its Physiological Basis. — *Anesth. Analg.*, 2001. — Vol. 92, №5. — P. 1393–1399.
33. Zhang Z. Photoplethysmography-Based Heart Rate Monitoring: From Theory to Practice. — *IEEE Sens. J.*, 2015. — Vol. 15, №11. — P. 3113–3127.
34. Elgendi M., et al. Systolic Peak Detection in Acceleration Photoplethysmograms Measured from Different Body Locations. — *PLoS ONE*, 2013. — Vol. 8, №7. — P. e76585.
35. Karlen W., et al. Robust Heart Rate Measurement from Multimodal Signals. — *Physiol. Meas.*, 2013. — Vol. 34, №9. — P. 1141–1157.
36. Allen J. Photoplethysmography and its application in clinical physiological measurement // *Physiol. Meas.* – 2007. – Vol. 28. – P. R1–R39. DOI: 10.1088/0967-3334/28/3/R01.
37. Park J., Seok H.S., Kim S.–S., Shin H. *Photoplethysmogram Analysis and Applications: An Integrative Review*. – *Frontiers in Physiology*. – 2022. – Vol. 12. – Article 808451. DOI: 10.3389/fphys.2021.808451.
38. Бережний І., Наконечний А. Аналіз методів і алгоритмів для дистанційної діагностики та фільтрації сигналів фотоплетизмографії // *Advances in Cyber-Physical Systems*. – 2024. – Т. 9, № 1. – С. 82-88.
39. Cheng, Peng; Chen, Zhencheng; Li, Quanzhong; Gong, Qiong; Zhu, Jianming; Liang, Yongbo. Atrial Fibrillation Identification With PPG Signals Using a Combination of Time-Frequency Analysis and Deep Learning // *IEEE Access*. – 2020. – Vol. 8. – P. 172692-172706. DOI: 10.1109/ACCESS.2020.3025374.

40. Väliäho E. et al. Autocorrelation-based detection of atrial fibrillation from wrist PPG // *Comput. Biol. Med.* – 2021. – Vol. 134. – 104453. DOI: 10.3389/fphys.2021.654555.
41. Guo, Y.; Wang, H.; Zhang, H.; Chen, Yundai; Lip, G.Y.H. Population-Based Screening or Targeted Screening Based on Initial Clinical Risk Assessment for Atrial Fibrillation: A Report from the Huawei Heart Study // *J. Clin. Med.* – 2020. – Vol. 9(5). – Article 1493. – DOI: 10.3390/jcm9051493.
42. Tison G.H., Sanchez J.M., Ballinger B., Singh A., Olgin J.E., Pletcher M.J., Vittinghoff E., Lee E.S., Fan S.M., Gladstone R.A., Mikell C., Sohoni N., Hsieh J., Marcus G.M. Passive Detection of Atrial Fibrillation Using a Commercially Available Smartwatch // *JAMA Cardiology.* – 2018. – Vol. 3(5). – P. 409–416. – DOI: 10.1001/jamacardio.2018.0136.
43. Paradkar N., Chowdhury S.R. «Cardiac arrhythmia detection using photoplethysmography: PhysioNet Challenge 2015» // *Computing in Cardiology (CinC).* – 2015. – Vol. 42. – P. 273-276.
44. Млинко Б.Б., Фриз М.Є. Алгоритм статистичної діагностики на основі реєстрації та аналізу фотоплетизмосигналів // *Вісник Хмельницького національного університету.* – 2013. – №3. – С. 45–52.
45. Park J., Lee S., Jeon M. Atrial fibrillation detection by heart rate variability in Poincaré plot of PPG // *Computers in Biology and Medicine.* – 2009. – Vol. 39(8). – P. 746–754. DOI: 10.1016/j.compbimed.2009.06.006.
46. Bashar, S.K., Han, D., Hajeb-Mohammadalipour, S. et al. Atrial Fibrillation Detection from Wrist Photoplethysmography Signals Using Smartwatches. *Sci Rep* 9, 15054 (2019). <https://doi.org/10.1038/s41598-019-49092-2>.
47. Pereira T., Tran N., Gadhoumi K., Pelter M. M., Do D. H., Lee R. J., et al. Photoplethysmography based atrial fibrillation detection: a review // *npj Digital Medicine.* – 2020. – Vol. 3. – Article 3. – DOI: 10.1038/s41746-019-0207-9.
48. Lee J., Reyes B. A., McManus D. D., Chon K. H. Atrial fibrillation detection using a smart phone // *Proceedings of the Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC).* – 2012. – P. 1177–1180. – DOI: 10.1109/EMBC.2012.6346146.

49. Charlton P.H., Bonnici T., Tarassenko L., Clifton D.A., Beale R., Malik A., Li X. An integrative review of the photoplethysmogram: analysis and applications // *Physiological Measurement*. – 2022. – Vol. 43. – 05TR01. – DOI: 10.1088/1361-6579/ac5f3d.
50. Li Q., Clifford G.D. Signal quality and data fusion for photoplethysmogram analysis using dynamic time warping // *Physiological Measurement*. – 2012. – Vol. 33(9). – P. 1491–1501. – DOI: 10.1088/0967-3334/33/9/1491.
51. Хвостівська Л. В. Математична модель та методи аналізу пульсового сигналу для підвищення інформативності фотоплетизмографічних систем : дисертація на здобуття наукового ступеня кандидата технічних наук за спеціальністю 01.05.02 / Л. В. Хвостівська. – Тернопіль : ТНТУ, 2021. – 177 с.
52. Talukdar D., De Deus L. F., Sehgal N. Evaluation of Atrial Fibrillation Detection in Short-Term Photoplethysmography (PPG) Signals Using Artificial Intelligence // *Cureus*. – 2023. – Vol. 15(9). – Article e45111. – DOI: 10.7759/cureus.45111.
53. Aschbacher K., Avery E., Hauser M. et al. Deep learning detection of atrial fibrillation using raw photoplethysmography signals // *Heart Rhythm O2*. – 2020. – Vol. 1(3). – P. 187–196. – DOI: 10.1016/j.hroo.2020.05.005.
54. Yousefi R., Parak J., Tarniceriu A., Harju J., Yli-Hankala A., Korhonen I. Atrial Fibrillation Detection from Wrist Photoplethysmography Data Using Artificial Neural Networks. – Master's thesis. – Tampere University of Technology, Tampere, Finland, June 2018.
55. Park J., Seok H.S., Kim S.–S., Shin H. Photoplethysmogram Analysis and Applications: An Integrative Review. *Frontiers in Physiology*. – 2022. – Vol. 12. – Article 808451. DOI: 10.3389/fphys.2021.808451.
56. Cheng, Peng; Chen, Zhencheng; Li, Quanzhong; Gong, Qiong; Zhu, Jianming; Liang, Yongbo. Atrial Fibrillation Identification With PPG Signals Using a Combination of Time-Frequency Analysis and Deep Learning. *IEEE Access*. – 2020. – Vol. 8. – P. 172692–172706. DOI: 10.1109/ACCESS.2020.3025374.

57. Khvostivskyi M., Kirash V., Khvostivska L., Karabinenko Yu. Method and algorithm of window wavelet processing of photoplethysmographic signal in the Mayer basis as a tool for diagnostic arrhythmias. Collection of Scientific Papers with the Proceedings of the 3rd International Scientific and Practical Conference «Modern Problems of Science and Technology» (September 22-24, 2025, Tallinn, Estonia). European Open Science Space, 2025. p.142-147. DOI: 10.70286/eoss-22.09.2025.004. ISBN 979-8-89704-951-6.

58. Khvostivskyi M., Kirash V., Khvostivska L., Karabinenko Yu. Method and algorithm of window wavelet processing of photoplethysmographic signal in the Mayer basis as a tool for diagnostic arrhythmias. Collection of Scientific Papers with the Proceedings of the 3rd International Scientific and Practical Conference «Modern Problems of Science and Technology» (September 22-24, 2025, Tallinn, Estonia). European Open Science Space, 2025. p.142-147. DOI: 10.70286/eoss-22.09.2025.004. ISBN 979-8-89704-951-6.

59. Khvostivska L., Oksukhivska H., Khvostivskyi M., Shadrina H. Імітаційне моделювання добового пульсового сигналу для задачі верифікації алгоритмів роботи систем довготривалого моніторингу, Вісник НТУУ "КПІ". Серія Радіотехніка, Радіоапаратобудування, (77). 2019. pp 66-73. doi: 10.20535/RADAR.2019.77.66-73.

60. Хвостівський М.О., Хвостівська Л.В. Синтез структури інформаційної системи реєстрації та обробки пульсового сигналу. Науковий вісник Чернівецького університету: збірник наук. праць. Чернівці, 2015. Фізика. Електроніка. Т. 4, Вип. 1. С. 83-89. ISSN 2227-8842

61. Стручок В.С. Безпека в надзвичайних ситуаціях. Методичний посібник для здобувачів освітнього ступеня «магістр» всіх спеціальностей денної бо та заочної (дистанційної) форм навчання / В.С.Стручок. Тернопіль: ФОП Паляниця В. А., 2022. 156 с.

62. Хвостівський М.О., Яворська Є.Б. Методичні рекомендації з оформлення кваліфікаційних робіт магістра за спеціальністю 163 Біомедична інженерія. Тернопіль: ТНТУ імені Івана Пулюя, 2020. 23 с. 20. Хвостівський М.О., Яворська Є.Б. Методичні рекомендації з оформлення кваліфікаційних робіт магістра за спеціальністю 163 Біомедична інженерія. Тернопіль: ТНТУ імені Івана Пулюя, 2023. 57 с.

ДОДАТКИ

Теза конференції (копія)

eoss-conf.com

ISSUE
№54EUROPEAN OPEN
SCIENCE SPACE

COLLECTION OF SCIENTIFIC PAPERS

3RD INTERNATIONAL
SCIENTIFIC
AND PRACTICAL
CONFERENCEMODERN PROBLEMS
OF SCIENCE AND
TECHNOLOGY

SEPTEMBER 22-24, 2025, TALLINN, ESTONIA





<i>Мершавка В.О., Яшинова А.В.</i> ВДОСКОНАЛЕННЯ КОНСТРУКЦІЇ ЧЕРВ'ЯЧНОГО ЕКСТРУДЕРА ДЛЯ ПІДВИЩЕННЯ ЕФЕКТИВНОСТІ ВИРОБНИЦТВА ПОЛІМЕРНИХ ЛИСТІВ.....	137
<i>Потапенко М., Шаріонь В.</i> ПІДВИЩЕННЯ ЕФЕКТИВНОСТІ ОРГАНІЗАЦІЇ РЕМОНТІВ ЕЛЕКТРОДВИГУНІВ З УРАХУВАННЯ ЇХ ТЕХНІЧНОГО СТАНУ...	140
<i>Khvostivskyi M., Kirash V., Khvostivska L., Karabinenko Yu.</i> METHOD AND ALGORITHM OF WINDOW WAVELET PROCESSING OF PHOTOPLETYSMOGRAPHIC SIGNAL IN THE MAYER BASIS AS A TOOL FOR DIAGNOSTIC ARRHYTHMIAS.....	142
<i>Bohush O., Khlapuk M.</i> DESIGN AND OPERATING PRINCIPLE OF HYDROMECHANICAL WATER LEVEL SENSORS FOR THE APU-200C WATER REGULATOR.....	147



залежить від тривалості роботи з різною величиною завантаження, від величини та складності перехідних режимів, від впливу зовнішніх аварійних режимів.

Для асинхронних електродвигунів з короткозамкнутою обмоткою ротора проводиться пряме включення в мережу, що викликає великі пускові струми з перегріванням статора і обмоток ротора. А тому, необхідний контроль стаціонарного навантаження, числа і тривалості кожного пуску.

Організація ремонту електрообладнання з урахуванням напрацювання дозволить підвищити його надійність за рахунок своєчасного виведення в ремонт функціональних складових з найбільш високою ймовірністю відмови.

Список використаних джерел

1. Казак В.М., Доценко Б.І., Кузьмін В.П. та ін. Надійність та діагностика електрообладнання: навч. посібник. К. : НАУ, 2013. 280 с.
2. Яцун М. А. Експлуатація та діагностування електричних машин і апаратів. Львів: Львівська політехніка, 2010. 228 с.
3. Стребков О. А. Дослідження електромеханічних і теплових перехідних процесів при пуску асинхронних електродвигунів. Технологічний аудит і резерви виробництва. 2015. 6(26). С. 18-25.

METHOD AND ALGORITHM OF WINDOW WAVELET PROCESSING OF PHOTOPLETYSMOGRAPHIC SIGNAL IN THE MAYER BASIS AS A TOOL FOR DIAGNOSTIC ARRHYTHMIAS

Khvostivskyi Mykola
 Ph.D., Associate Professor

Kirash Victoriia
 Student

Khvostivska Liliia
 Ph.D., Associate Professor

Karabinenko Yuliia
 Student

Ternopil Ivan Puluj National Technical University, Ukraine

Cardiovascular diseases, in particular cardiac rhythm abnormalities, remain one of the leading causes of morbidity and mortality worldwide [1]. This necessitates the development of new methods of cardiac monitoring that can provide high accuracy and sensitivity in detecting both short-term and long-term abnormalities.

Photoplethysmography (PPG) or pulse signal is a promising non-invasive method that allows recording changes in peripheral vascular blood flow and obtaining information about heart rate, amplitude and time characteristics of pulse waves. Due to

their availability and ease of registration, PPG signals are increasingly used in medical research and cardiac monitoring systems. However, their effectiveness largely depends on the applied methods and algorithms of digital processing.

Among the known methods of processing PPG signals for detecting heart rhythm anomalies (spectral [2-4], correlation [5], statistical [6-8], entropy [9-11], morphological [12-13], synphase/component [14], machine learning [15], deep learning [16, 17]), wavelet processing deserves special attention, which allows for simultaneous examination of the signal in the time and frequency domains. However, the classical wavelet approach has limitations in localizing fast rhythm changes. Therefore, window wavelet processing, which combines adaptive scaling of wavelets with sliding temporal segmentation of the signal, is particularly promising.

The PPG signal is recorded using an optical sensor that records changes in blood volume in the tissues. Due to the characteristics of the sensor and electronics, the signal often contains a constant offset (DC component) - a constant component that does not carry useful information about pulse activity. For this, it is necessary to perform pre-processing, in particular centering and amplitude normalization.

Centering of the PPG signal is implemented according to the expression:

$$x_c[n] = x[n] - \mu, \quad \mu = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N x[n]. \quad (1)$$

Normalization of the amplitude of the PPG signal is implemented according to the expression:

$$x_m[n] = \frac{x_c[n]}{\max(|x_c[n]|)}. \quad (2)$$

Thus, normalization ensures the stability of the algorithm, makes the processing results independent of sensory or individual characteristics of the signal, and allows for the correct identification of dominant frequencies and anomalies.

After centering and normalization, the PPG signal is subjected to bandpass filtering, which limits its frequency spectrum to physiologically significant components of the heart rate in the cardio range of 0.5–15 Hz. The bandpass filter passes only frequencies in a defined range $[f_{low}, f_{high}]$ and suppresses frequencies outside it:

$$x_{bp}[n] = \text{Bandpass}(x_n[n], f_{low}, f_{high}), \quad (2)$$

where $f_{low} = 0.5 \text{ Гц}$ и $f_{high} = 15 \text{ Гц}$.

Analysis of the PPG signal as a whole can hide short-term changes in heart rate. To overcome this problem, it is proposed to divide the signal into overlapping windows of length L_w and shift step L_s :

$$L_w = T_w f_d, \quad L_s = T_s f_d, \quad (3)$$

where T_w – time window length in seconds, T_s – shift step in seconds.

Then the k-th signal window is formed as:

$$x_k[n] = x[n + (k-1)L_s], \quad n = 0, \dots, L_w - 1. \quad (4)$$

Therefore, the use of overlapping windows in processing the PPG signal provides local frequency estimation, overlapping for smooth transition, balance of accuracy and resolution, and stability of statistical estimates.

The PPG signal is non-stationary, i.e. its frequency characteristics change over time due to natural heart rate variability, motion artifacts, or changes in peripheral blood circulation. Traditional spectral methods, such as discrete or fast Fourier transforms, do not allow for simultaneous determination of frequency characteristics and their temporal evolution. In this case, the continuous wavelet transform is used, which is an effective method of local time-frequency analysis for each window $x_k[n]$ of the signals:

$$C(f, k) = \sum_{n=0}^{L_w-1} x_k[n] \psi\left(\frac{n}{f_d}, f\right), \quad (5)$$

where $C(f, k)$ – complex wavelet transform coefficients, $\psi(t, f)$ – Meyer basis:

$$\hat{\psi}_{Meyer}(\omega) = \begin{cases} \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \sin\left(\frac{\pi}{2} v \frac{3|\omega|}{2\tau} - 1\right) e^{j\omega/2}, & \frac{2\pi}{3} \leq |\omega| \leq \frac{4\pi}{3} \\ \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \sin\left(\frac{\pi}{2} v \frac{3|\omega|}{2\tau} - 1\right) e^{j\omega/2}, & \frac{4\pi}{3} \leq |\omega| \leq \frac{8\pi}{3}, \\ 0 & \text{иначе} \end{cases} \quad (6)$$

where $v(x)$ – smooth transition function:

$$v(x) = \begin{cases} 0, & x \leq 0 \\ x, & 0 < x < 1. \\ 1, & x \geq 1 \end{cases} \quad (7)$$

Time form:

$$\psi_{Meyer}(t) = \frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{\infty} \hat{\psi}_{Meyer}(\omega) e^{j\omega t} d\omega. \quad (8)$$

Meyer wavelet allows to accurately distinguish the dominant frequency of heart rate oscillations (0.5-5 Hz). Smooth spectral shape minimizes the influence of high-frequency noise and trends. Complex waveform allows to determine local features of the signal in each window.

Calculating energy by frequencies in windowed wavelet processing of the PPG signal is a key step for isolating the dominant heart rate frequency in local signal segments according to the expression:

$$E(f, t_k) = \sum_{n=0}^{L_w-1} |C(f, t_k)|^2. \quad (9)$$

The maximum energy corresponds to the frequency at which the signal has the greatest contribution — that is, the dominant heart rate frequency in the cardio range

[0.5-5 Hz] (corresponds to the physiological limits of pulse rate (30-300 beats/min)), which is calculated according to the expression:

$$f_0(t_k) = \arg \max_{f \in [0.5, 5]} E(f, t_k). \quad (10)$$

The dominant frequency $f_0(t_k)$ in each window allows us to estimate the local period of the heart rhythm $T(t_k) = 1/f_0(t_k)$.

Rhythm anomalies are determined based on physiologically justified local period boundaries:

$$T_{\min} \leq T(t_k) \leq T_{\max}, \quad T_{\min} = 0.6 \text{ сек}, \quad T_{\max} = 1.2 \text{ сек} \quad (11)$$

Windows in which the local period falls outside this range are classified as anomalous. The algorithm for window wavelet processing of the PPG signal is shown in Fig. 1.

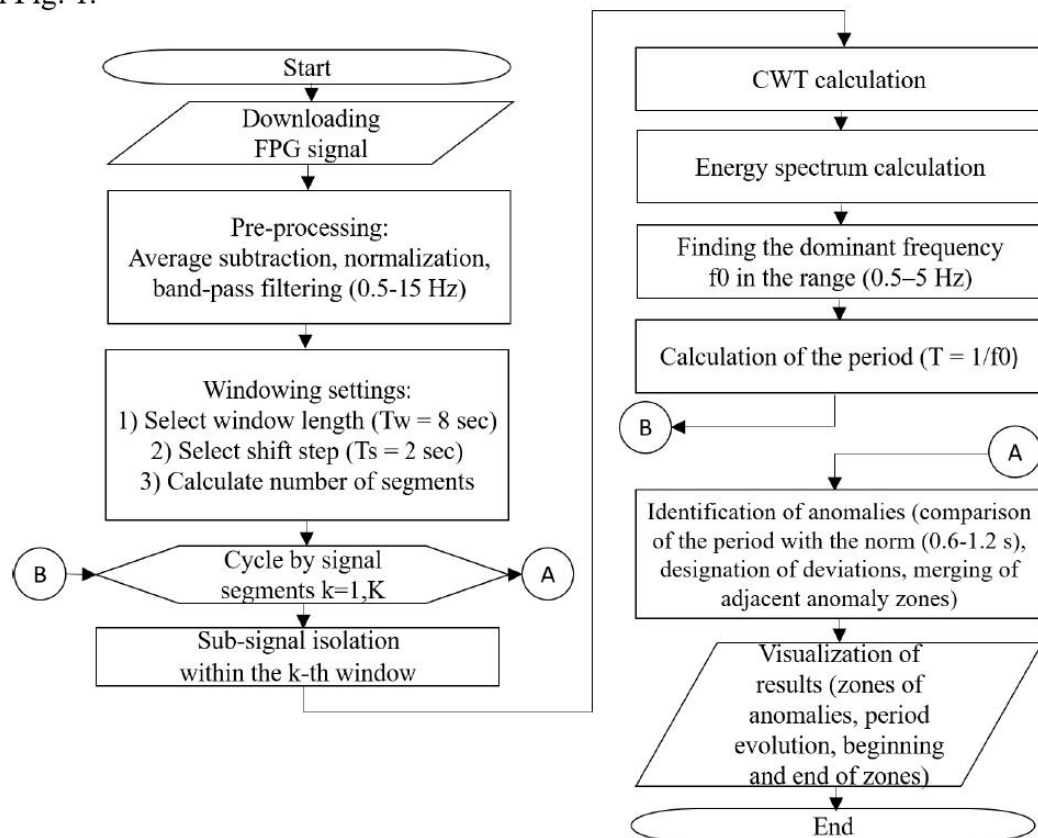


Fig. 1. Algorithm for window wavelet processing of a PPG signal

The proposed algorithm for window wavelet processing of the PPG signal involves pre-filtering, signal segmentation in overlapping windows, and the application of continuous wavelet transform in the Meyer basis to determine the dominant frequency and detect heart rate deviations from the norm. Its relevance lies in the possibility of accurate, non-invasive, and noise-resistant diagnosis of tachycardia and bradycardia in real time, which is especially important for medical monitoring systems.

References

1. World Health Organization. Newborn mortality [Internet]. Updated Mar 14, 2024. Available from: <https://www.who.int>.
2. Park J., Lee J., Oh J. Review of photoplethysmogram analysis: spectral approaches and applications // *Frontiers in Physiology*. – 2022. – Vol. 13. – P. 1–12. DOI: 10.3389/fphys.2022.123456.
3. Berezhnyi I.V., Nakonechnyi A. Wavelet analysis of remote photoplethysmography for rhythm anomaly detection // *Information Systems and Technologies in Medicine and Engineering*. – 2025. – Vol. 29, №1. – P. 45–53.
4. Cheng Y., Zhang X., Li H. Continuous wavelet transform and deep learning for atrial fibrillation detection using PPG // *Biomedical Signal Processing and Control*. – 2021. – Vol. 68. – P. 102741. DOI: 10.1016/j.bspc.2021.102741.
5. Väliäho E.-S., Lipponen J.A., Kuoppa P., Martikainen T.J. et al. Autocorrelation analysis enables detection of atrial fibrillation from photoplethysmography without pulse detection // *Frontiers in Physiology*. – 2021. – Vol. 12. – P. 726451. DOI: 10.3389/fphys.2021.726451.
6. Tison G.H., Sanchez J.M., Ballinger B. et al. Passive detection of atrial fibrillation using a commercially available smartwatch // *JAMA Cardiology*. – 2018. – Vol. 3(5). – P. 409–416. DOI: 10.1001/jamacardio.2018.0136.
7. Paradkar N., Chowdhury S.R. Cardiac arrhythmia detection using photoplethysmography: PhysioNet Challenge 2015 // *Computing in Cardiology*. – 2015. – Vol. 42. – P. 273–276.
8. Park J., Lee S., Jeon M. Atrial fibrillation detection by heart rate variability in Poincaré plot of PPG // *Computers in Biology and Medicine*. – 2009. – Vol. 39(8). – P. 746–754. DOI: 10.1016/j.combiomed.2009.06.006.
9. Bashar S.K., Han D., Hajeb-Mohammadaliipour S. et al. Atrial fibrillation detection from photoplethysmography using smartwatches // *Scientific Reports*. – 2019. – Vol. 9. – P. 15054. DOI: 10.1038/s41598-019-50940-0.
10. Pereira T., Tran N., Gadhouri K. et al. Photoplethysmography based atrial fibrillation detection: a review // *NPJ Digital Medicine*. – 2020. – Vol. 3(1). – P. 3. DOI: 10.1038/s41746-019-0207-9.
11. Lee W., Jung W., Lee Y. Atrial fibrillation detection using smartphone and entropy measures // *Proceedings of the Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC)*. – 2012. – P. 1177–1180.
12. Charlton P.H., Bonnici T., Tarassenko L. et al. An integrative review of the photoplethysmogram: analysis and applications // *Physiological Measurement*. – 2022. – Vol. 43. – P. 05TR01. DOI: 10.1088/1361-6579/ac5f3d.
13. Li Q., Clifford G.D. Signal quality and data fusion for photoplethysmogram analysis using dynamic time warping // *Physiological Measurement*. – 2012. – Vol. 33(9). – P. 1491–1501. DOI: 10.1088/0967-3334/33/9/1491.
14. Хвостівська Л. В. Математична модель та методи аналізу пульсового сигналу для підвищення інформативності фотоплетизмографічних систем:



дисертація на здобуття наукового ступеня кандидата технічних наук за спеціальністю 01.05.02 / Лілія Володимирівна Хвостівська. — Тернопіль: ТНТУ, 2021. — 177 с.

15. Talukdar D., Alam M., Rahman M. Evaluation of artificial intelligence methods for atrial fibrillation detection in short-term PPG signals // *Computers in Biology and Medicine*. – 2023. – Vol. 161. – P. 106987. DOI: 10.1016/j.combiomed.2023.106987.
16. Aschbacher K., Avery E., Hauser M. et al. Deep learning detection of atrial fibrillation using raw photoplethysmography signals // *Heart Rhythm O2*. – 2020. – Vol. 1(3). – P. 187–196. DOI: 10.1016/j.hroo.2020.05.005.
17. Yousefi R., Hamilton A., Nault I. Artificial neural network approach for PPG-based AF detection // *Proceedings of the Computing in Cardiology Conference*. – 2019. – P. 1–4.

DESIGN AND OPERATING PRINCIPLE OF HYDROMECHANICAL WATER LEVEL SENSORS FOR THE APU-200C WATER REGULATOR

Bohush Oleksandr

PhD Candidate

Khlapuk Mykola

DSc (Tech), Professor

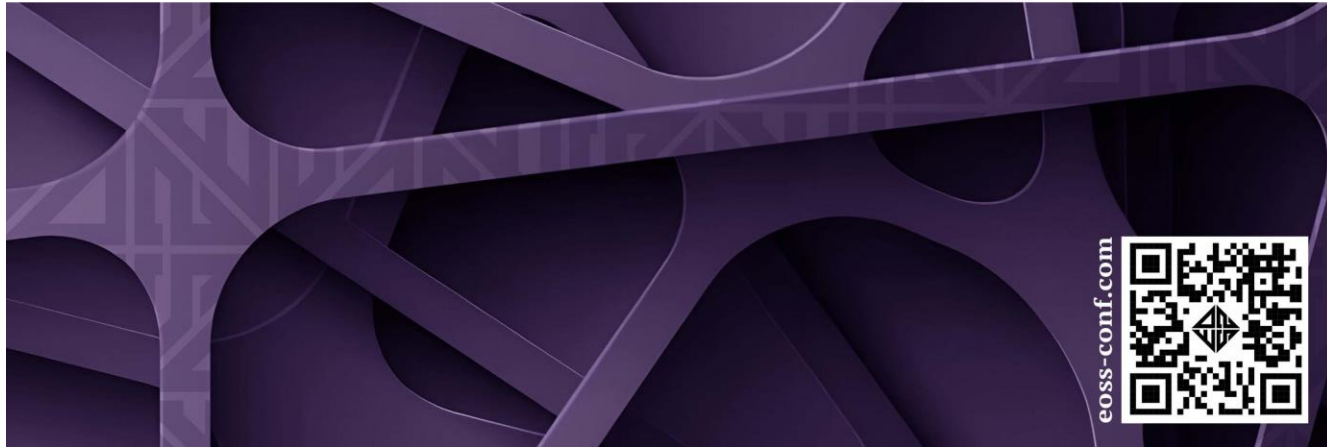
Department of Hydraulic Engineering and Hydraulics
 National University of Water and Environmental Engineering
 Rivne, Ukraine

Currently, the drainage and irrigation systems of Polissia demonstrate a growing demand for reliable, energy-independent, and cost-effective automation of water level regulation. This need is further reinforced by the considerable length of canal networks, seasonal fluctuations in inflow, and the limited financial resources available for system operation.

At the same time, the automation of processes in drainage and irrigation systems requires the application of precise and technologically advanced water level sensors that are integrated into the functionality of hydro-regulators. Consequently, there is a necessity to implement such devices in existing facilities as part of the modernization and reconstruction of outdated infrastructure.

At present, electric water level sensors remain in high demand on the market. However, alongside the progress of science and engineering, hydromechanical sensors have undergone significant improvement, offering an energy-efficient alternative to electrical devices.

Hydro-automatic regulators (such as the ARU-200C type) have proven their effectiveness due to their structural simplicity and energy independence. Nevertheless,



eooss-conf.com



CERTIFICATE of participation



Victoria Kirash

took part in the 3rd International Scientific and Practical Conference

«MODERN PROBLEMS OF SCIENCE AND TECHNOLOGY»

24 Hours of Participation
(0,8 ECTS credits)



Head of the
organizing committee
Helen Volokitina



EOSS-25/0922-062

September 22-24, 2025, Tallinn, Estonia



Скрипт ПЗ реалізації математичної моделі з фрагментами аномалій серцевого ритму

```

%% =====
% 2.1 Математична модель ФПГ-сигналу з аномаліями серцевого ритму
% Автор: [Ваше ім'я]
% Призначення: моделювання фотоплетизмографічного (ФПГ) сигналу
% із врахуванням прямої та відбитої хвилі, а також порушень серцевого ритму.
% =====

clear; clc; close all;

%% ----- ПАРАМЕТРИ МОДЕЛІ -----
fs = 500;           % Частота дискретизації, Гц
T = 15;            % Тривалість сигналу, с
t = 0:1/fs:T;      % Часовий вектор

HR_mean = 75;      % Середня частота серцевих скорочень, уд/хв
HR_std = 5;        % Варіація ЧСС (імітація аритмії)
A_main = 1;        % Амплітуда прямої хвилі
A_ref = 0.35;      % Амплітуда відбитої хвилі (від периферій)
tau_ref = 0.25;    % Затримка відбитої хвилі, с

noiseLevel = 0.02; % Рівень шуму
anomalyFreq = 0.1; % Імовірність появи аномального циклу

%% ----- 2.1.1 БАЗОВИЙ ЦИКЛ ФПГ -----
% Один цикл ФПГ описується як сума двох гаусових (або експоненціальних)
імпульсів:
% - Пряма хвиля (від скорочення лівого шлуночка)
% - Відбита хвиля (повернення хвилі від периферичних судин)

% Створюємо часовий вектор одного серцевого циклу
t_cycle = linspace(0, 1, fs);

% Основна (пряма) хвиля
mu1 = 0.25; sigma1 = 0.07; % часові параметри
direct_wave = A_main * exp(-((t_cycle - mu1).^2) / (2*sigma1^2));

% Відбита хвиля (після затримки tau_ref)
mu2 = mu1 + tau_ref; sigma2 = 0.09;
reflected_wave = A_ref * exp(-((t_cycle - mu2).^2) / (2*sigma2^2));

% Один нормальний цикл ФПГ
ppg_cycle = direct_wave + reflected_wave;
ppg_cycle = ppg_cycle / max(ppg_cycle); % нормалізація

%% ----- 2.1.2 СИНТЕЗ ПОСЛІДОВНОСТІ ЦИКЛІВ -----
ppg_signal = [];
RR_intervals = [];

```

```

for i = 1:round(HR_mean * T / 60)
    % Генеруємо варіацію RR-інтервалу (імітація варіабельності ритму)
    HR_current = HR_mean + HR_std * randn;
    RR = 60 / HR_current; % у секундах
    RR_intervals = [RR_intervals RR];

    % Імовірність появи патологічного циклу
    if rand < anomalyFreq
        % Патологічний цикл – спотворена форма, змінені амплітуди
        A_main_anom = A_main * (0.6 + 0.4*rand);
        A_ref_anom = A_ref * (0.8 + 0.6*rand);
        mu_shift = 0.25 + 0.05*randn; % зсув піка
        direct_wave = A_main_anom * exp(-((t_cycle -
mu_shift).^2)/(2*sigma1^2));
        reflected_wave = A_ref_anom * exp(-((t_cycle - (mu_shift +
tau_ref).^2)/(2*sigma2^2));
        ppg_cycle_anom = direct_wave + reflected_wave;
        ppg_cycle_anom = ppg_cycle_anom / max(ppg_cycle_anom);
        cycle = ppg_cycle_anom;
    else
        cycle = ppg_cycle;
    end

    % Масштабуємо тривалість до RR-інтервалу
    t_scaled = linspace(0, RR, length(t_cycle));
    cycle_scaled = interp1(t_cycle, cycle, t_scaled, 'pchip');

    % Додаємо до сигналу
    ppg_signal = [ppg_signal cycle_scaled];
end

% Формуємо часовий вектор для отриманого сигналу
t_signal = linspace(0, length(ppg_signal)/fs, length(ppg_signal));

%% ----- 2.1.3 ДОДАВАННЯ ФІЗІОЛОГІЧНОГО ШУМУ -----
% Імітуємо артефакти руху та шум оптичного сенсора
ppg_signal_noisy = ppg_signal + noiseLevel * randn(size(ppg_signal));

%% ----- 2.1.4 ВІЗУАЛІЗАЦІЯ -----
figure('Name','Синтетичний ФПГ-сигнал','Color','w');
plot(t_signal, ppg_signal_noisy, 'b', 'LineWidth', 1);
hold on;
plot(t_signal, smooth(ppg_signal_noisy, 10), 'r', 'LineWidth', 1.5);
xlabel('Час, с');
ylabel('Амплітуда (відн. од.)');
title('Синтетичний ФПГ-сигнал з прямою та відбитою хвилею, із аномаліями ритму');
grid on;
legend('Сигнал з шумом', 'Згладжений сигнал');

```



```
%% ----- 2.1.5 АНАЛІЗ ОДНОГО ЦИКЛУ -----  
figure('Name','Один цикл ФПГ','Color','w');  
plot(t_cycle, direct_wave, 'g--', 'LineWidth', 1.2); hold on;  
plot(t_cycle, reflected_wave, 'm--', 'LineWidth', 1.2);  
plot(t_cycle, ppg_cycle, 'k', 'LineWidth', 2);  
xlabel('Час, с');  
ylabel('Амплітуда');  
title('Модель одного серцевого циклу ФПГ');  
legend('Пряма хвиля','Відбита хвиля','Сумарний сигнал');  
grid on;
```

Скрипт ПЗ виявлення аномалій серцевого ритму

```
%% Віконна вейвлет-обробка ФПГ з великим шрифтом і підписами збоку від ліній
clear; clc; close all;

%% === 1. Завантаження сигналу ===
filePath = 'C:\signalvaga.dat';
if ~exist(filePath,'file')
    error('Файл не знайдено: %s', filePath);
end

tmp = load(filePath);
if isstruct(tmp)
    fn = fieldnames(tmp);
    x = tmp.(fn{1});
else
    x = tmp;
end
x = double(x(:));
n = numel(x);

fd = 800;
t = (0:n-1)/fd;

%% === 2. Попередня обробка ===
x = x - mean(x,'omitnan');
mx = max(abs(x));
if mx > 0
    x = x ./ mx;
end

if exist('bandpass','file') == 2
    x = bandpass(x,[0.5 15],fd);
else
    Fn = fd/2;
    [b,a] = butter(4,[0.5 15]/Fn);
    x = filtfilt(b,a,x);
end

%% === 3. Параметри віконної обробки ===
Tw = 8;
Ts_win = 2;
Lw = round(Tw*fd);
Ls = round(Ts_win*fd);

if Lw > n
    Lw = n; Ls = Lw;
end
K = floor((n-Lw)/Ls)+1;
```

```

timeCenters = zeros(K,1);
periods = nan(K,1);

%% === 4. Віконна вейвлет-обробка ===
for k = 1:K
    idx = (1:Lw) + (k-1)*Ls;
    seg = x(idx);
    timeCenters(k) = mean(t(idx));

    [cfs,frq] = cwt(seg,'amor',fd);
    energy = sum(abs(cfs).^2,2);

    mask = (frq >= 0.5 & frq <= 5);
    if any(mask)
        [~,imax] = max(energy(mask));
        f0 = frq(mask);
        f0 = f0(imax);
    else
        [~,imax] = max(energy);
        f0 = frq(imax);
    end
    periods(k) = 1/f0;
end

%% === 5. Визначення аномалій (період за нормою ФПГ) ===
Tmin = 0.6;
Tmax = 1.2;
anom = (periods < Tmin) | (periods > Tmax);

zones = [];
k = 1;
while k <= length(anom)
    if anom(k)
        startIdx = k;
        while k < length(anom) && anom(k+1)
            k = k + 1;
        end
        endIdx = k;
        zones = [zones; timeCenters(startIdx), timeCenters(endIdx)];
    end
    k = k + 1;
end

%% === 6. Графік сигналу з великим шрифтом ===
figure; hold on;
plot(t,x,'b','LineWidth',1.2);
yL = ylim;
yMax = yL(2);

shiftStep = 0.05*(yMax - yL(1));
usedY = zeros(size(zones,1),1);

```

```

xOffset = 0.1*Tw;

for i = 1:size(zones,1)
    patch([zones(i,1) zones(i,2) zones(i,2) zones(i,1)], ...
          [yL(1) yL(1) yL(2) yL(2)], [1 0.8 0.8],
          'FaceAlpha',0.3,'EdgeColor','none');
    plot([zones(i,1) zones(i,1)], yL,'r--','LineWidth',1);
    plot([zones(i,2) zones(i,2)], yL,'r--','LineWidth',1);

    if i == 1
        usedY(i) = yMax - shiftStep;
    else
        if zones(i,1) - zones(i-1,2) < Tw
            usedY(i) = usedY(i-1) - shiftStep;
        else
            usedY(i) = yMax - shiftStep;
        end
    end

    text(zones(i,1)-xOffset,usedY(i),sprintf('Start: %.2f c',zones(i,1)), ...
          'Color','r','FontSize',12,'HorizontalAlignment','right','Rotation',90);
    text(zones(i,2)+xOffset,usedY(i),sprintf('End: %.2f c',zones(i,2)), ...
          'Color','r','FontSize',12,'HorizontalAlignment','left','Rotation',90);
end

xlabel('Час, c','FontSize',16); ylabel('Амплітуда','FontSize',16);
title('Сигнал ФПГ з зонами аномалій','FontSize',18);
grid on;
set(gca,'FontSize',14);

%% === 7. Графік еволюції періоду з великим шрифтом ===
figure; hold on;
plot(timeCenters,periods,'-o','LineWidth',1.5);
yLp = ylim;
yMaxP = yLp(2);
usedYp = zeros(size(zones,1),1);

for i = 1:size(zones,1)
    patch([zones(i,1) zones(i,2) zones(i,2) zones(i,1)], ...
          [yLp(1) yLp(1) yLp(2) yLp(2)], [1 0.9 0.9],
          'FaceAlpha',0.3,'EdgeColor','none');
    plot([zones(i,1) zones(i,1)], yLp,'r--','LineWidth',1);
    plot([zones(i,2) zones(i,2)], yLp,'r--','LineWidth',1);

    if i == 1
        usedYp(i) = yMaxP - shiftStep;
    else
        if zones(i,1) - zones(i-1,2) < Tw
            usedYp(i) = usedYp(i-1) - shiftStep;
        end
    end
end

```

```

        else
            usedYp(i) = yMaxP - shiftStep;
        end
    end

    text(zones(i,1)-xOffset,usedYp(i),sprintf('%.2f c',zones(i,1)), ...
        'Color','r','FontSize',12,'HorizontalAlignment','right','Rotation',90);
    text(zones(i,2)+xOffset,usedYp(i),sprintf('%.2f c',zones(i,2)), ...
        'Color','r','FontSize',12,'HorizontalAlignment','left','Rotation',90);
end

xlabel('Час, c','FontSize',16); ylabel('Період (с)','FontSize',16);
title('Еволюція періоду ФПГ з зонами аномалій','FontSize',18);
grid on;
set(gca,'FontSize',14);

```