

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

Прикладних інформаційних технологій та електроінженерії

(повна назва факультету)

Біотехнічних систем

(повна назва кафедри)

КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА

на здобуття освітнього ступеня

магістр

(назва освітнього ступеня)

на тему: Методи інтелектуальної обробки даних у системах
безперервного моніторингу життєвих показників

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

(шифр і назва спеціальності)

(підпис)

Понуркевич М.В.

(прізвище та ініціали)

Керівник

(підпис)

Яворська Є.Б.

(прізвище та ініціали)

Нормоконтроль

(підпис)

Хвостівський М.О.

(прізвище та ініціали)

Завідувач кафедри

(підпис)

Яворська Є.Б.

(прізвище та ініціали)

Рецензент

(підпис)

Дедів І.Ю.

(прізвище та ініціали)

Тернопіль
2025

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

Факультет Прикладних інформаційних технологій та електроінженерії
(повна назва факультету)

Кафедра Біотехнічних систем
(повна назва кафедри)

ЗАТВЕРДЖУЮ
 Завідувач кафедри

(підпис) Яворська Є.Б.
(прізвище та ініціали)
 « » 2025 р.

З А В Д А Н Н Я
НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ

на здобуття освітнього ступеня _____ магістр
(назва освітнього ступеня)

за спеціальністю 163 Біомедична інженерія
(шифр і назва спеціальності)

студенту _____ Понуркевичу Миколі Вікторовичу
(прізвище, ім'я, по батькові)

1. Тема роботи Методи інтелектуальної обробки даних у системах безперервного моніторингу життєвих показників

Керівник роботи Яворська Євгенія Богданівна, к.т.н., доц.
(прізвище, ім'я, по батькові, науковий ступінь, вчене звання)

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

2. Термін подання студентом завершеної роботи _____

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

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

1. Аналітична частина

2. Основна частина

3. Науково-дослідна частина

4. Охорона праці та безпека в надзвичайних ситуаціях

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

АНОТАЦІЯ/ANNOTATION

Тема кваліфікаційної роботи: «Методи інтелектуальної обробки даних у системах безперервного моніторингу життєвих показників» // Кваліфікаційна робота // Понуркевич Микола Вікторович // Тернопільський національний технічний університет імені Івана Пулюя, факультет прикладних інформаційних технологій та електроінженерії, група РБм-61 // Тернопіль, 2025 // с. – 64, рис. – 4, табл. – 6, додат. – 7 с., бібліогр. – 31.

Ключові слова: БІОМЕДИЧНІ СИГНАЛИ, ІНТЕЛЕКТУАЛЬНА ОБРОБКА ДАНИХ, ЕКГ, PPG, МАШИННЕ НАВЧАННЯ, БЕЗПЕРЕРВНИЙ МОНІТОРИНГ, АЛГОРИТМИ ДЕТЕКЦІЇ, MATLAB

У роботі розглянуто проблему підвищення точності, надійності та ефективності систем безперервного медичного моніторингу на основі інтелектуальних методів обробки біомедичних сигналів. Мета роботи полягає у створенні комплексного підходу до реєстрації, обробки, аналізу та інтерпретації життєвих показників у режимі реального часу.

Запропоновано технічне, математичне, алгоритмічне та програмне забезпечення біотехнічної системи, що забезпечує збір даних ЕКГ, PPG та респіраторних сигналів, їх попередню цифрову обробку та інтелектуальну класифікацію фізіологічних станів. Реалізовано програмні модулі у середовищі MATLAB, включаючи фільтрацію, детекцію R-піків, формування ознак та навчання моделей машинного навчання. Проведено експериментальну перевірку працездатності системи на реальних та синтетичних даних, отримано високі показники точності детекції та класифікації.

Виконано економічне обґрунтування запропонованої системи. Розраховано загальні витрати на розробку та оцінено економічний ефект її впровадження, який становить приблизно 30000 грн на рік. Термін окупності системи складає близько одного року, що підтверджує доцільність практичного застосування.

Результати роботи можуть бути використані у сучасних медичних моніторингових системах, мобільних та телемедичних пристроях, а також в

автоматизованих комплексів для ранньої діагностики та контролю стану пацієнтів.

Keywords: BIOMEDICAL SIGNALS, INTELLIGENT DATA PROCESSING, ECG, PPG, MACHINE LEARNING, CONTINUOUS MONITORING, DETECTION ALGORITHMS, MATLAB

This thesis addresses the problem of improving the accuracy, reliability, and effectiveness of continuous medical monitoring systems through intelligent biomedical data processing methods. The aim of the research is to develop a comprehensive approach for real-time acquisition, preprocessing, analysis, and interpretation of vital signs.

The work proposes technical, mathematical, algorithmic, and software solutions for a biomedical monitoring system capable of collecting ECG, PPG, and respiratory signals, performing digital preprocessing, and implementing intelligent classification of physiological states. Software modules were developed in MATLAB, including filtration, R-peak detection, feature extraction, and machine-learning-based classification. The proposed system was experimentally validated on real and synthetic biomedical data, demonstrating high accuracy of signal detection and state classification.

An economic evaluation of the developed system was performed. The total development cost and the annual economic benefit were estimated, showing that the system may provide up to 30000 UAH of yearly savings. The payback period is approximately one year, which confirms the practical feasibility of the proposed solution.

The obtained results can be applied in modern medical monitoring systems, mobile and telemedicine devices, as well as automated diagnostic platforms for early detection and continuous patient state assessment.

ЗМІСТ

ВСТУП	8
РОЗДІЛ 1. АНАЛІТИЧНА ЧАСТИНА	10
1.1. Аналіз технічного завдання	10
1.2. Огляд відомих рішень та вибір напрямку дослідження	13
1.3. Висновки до розділу 1	17
РОЗДІЛ 2. ОСНОВНА ЧАСТИНА	19
2.1. Технічне забезпечення системи	19
2.2. Математичне забезпечення системи	22
2.3. Алгоритмічне забезпечення системи	25
2.4. Програмне забезпечення системи	29
2.5. Висновки до розділу 2	34
РОЗДІЛ 3. НАУКОВО-ДОСЛІДНА ЧАСТИНА	36
3.1. Експериментальна верифікація теоретичних результатів	36
3.2. Економічні розрахунки	41
3.3. Висновки до розділу 3.	44
РОЗДІЛ 4. ОХОРОНА ПРАЦІ ТА БЕЗПЕКА В НАДЗВИЧАЙНИХ СИТУАЦІЯХ	46
4.1. Охорона праці	46
4.2. Безпека в надзвичайних ситуаціях	50
ЗАГАЛЬНІ ВИСНОВКИ	52
СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ	54
ДОДАТКИ	58

ВСТУП

Актуальність теми. Швидкий розвиток персоналізованої медицини та систем дистанційного контролю за фізіологічними параметрами людини зумовлює потребу у впровадженні інтелектуальних методів аналізу даних у реальному часі. Біомедичні сигнали, такі як електрокардіограма, фотоплетизмограма, респіраторні криві чи комбіновані мультисенсорні дані, характеризуються високою варіабельністю, нестационарністю та залежністю від численних індивідуальних і зовнішніх факторів. Традиційні методи обробки [1, 13-18, 26-29] часто не забезпечують необхідної точності при наявності шумів, рухових артефактів або нестандартних патернів.

Критичний аналіз сучасних рішень показує, що існуючі системи моніторингу переважно обмежуються базовими алгоритмами фільтрації та детекції подій, тоді як методи машинного навчання, інтелектуального аналізу потокових даних та адаптивного моделювання використовуються недостатньо. Саме це обумовлює необхідність розроблення комплексного підходу до інтелектуальної обробки даних у системах безперервного моніторингу життєвих показників, що забезпечить підвищення надійності та інформативності медичних рішень.

Мета і завдання дослідження. Метою роботи є розроблення та обґрунтування методів інтелектуальної обробки даних для підвищення точності, швидкодії та стійкості систем безперервного моніторингу життєвих показників.

Для досягнення мети необхідно розв'язати такі завдання:

1. Проаналізувати технічне завдання та вимоги до біотехнічної системи безперервного моніторингу.
2. Провести огляд сучасних науково-технічних рішень та визначити перспективні підходи до обробки біомедичних сигналів.
3. Розробити технічне, математичне, алгоритмічне та програмне забезпечення біотехнічної системи.

4. Виконати моделювання та експериментальну верифікацію ефективності застосованих методів інтелектуальної обробки даних.

5. Провести економічне обґрунтування впровадження запропонованої системи.

6. Розробити методику проведення медико-біологічних досліджень та визначити класифікацію за УДК.

Об'єкт дослідження – процеси функціонування біотехнічних систем безперервного моніторингу життєвих показників.

Предмет дослідження – методи інтелектуальної обробки біомедичних сигналів та даних у режимі реального часу, застосовані в таких системах.

Методи дослідження. У роботі використано комплекс методів, зокрема:

- методи цифрової обробки сигналів для фільтрації, згладжування та виявлення характерних подій у біомедичних сигналах;
- методи статистичного аналізу для оцінювання достовірності та варіативності вимірювань;
- алгоритми машинного навчання для класифікації та детекції фізіологічних станів;
- методи математичного моделювання для опису процесів у біотехнічній системі;
- експериментальні методи для перевірки ефективності розроблених алгоритмів;
- економічні методи оцінювання вартості й доцільності впровадження системи.

Наукова новизна одержаних результатів. У роботі:

- вперше запропоновано комплексний підхід до інтелектуальної обробки поточкових біомедичних даних із поєднанням адаптивної фільтрації та методів машинного навчання;
- удосконалено методи цифрової обробки сигналів для виявлення життєво важливих подій у шумових умовах;

– дістало подальший розвиток програмне забезпечення біотехнічних систем моніторингу шляхом інтеграції модулів інтелектуальної аналітики.

Практичне значення одержаних результатів. Результати роботи можуть бути використані для розроблення медичних портативних пристроїв, систем домашнього моніторингу та телемедичного обладнання. Запропоновані методи дозволяють підвищити точність діагностики, зменшити кількість хибних спрацьовувань, прискорити аналіз сигналів та інтегрувати інтелектуальні модулі в реальні апаратно-програмні комплекси. Результати можуть бути застосовані в навчальному процесі під час вивчення дисциплін із цифрової обробки сигналів та біомедичного приладобудування.

Публікації. Результати дослідження апробовано на четвертій Міжнародній конференції молодих вчених та здобувачів вищої освіти «Філософські виміри техніки» (Тернопіль, ТНТУ, 2025).

РОЗДІЛ 1

АНАЛІТИЧНА ЧАСТИНА

Аналітична частина [31] присвячена систематизації вихідних вимог і визначенню наукових підходів, які доцільно застосувати для розв'язання поставленої проблеми. На першому етапі дослідження важливо сформулювати технічне завдання на створення біотехнічної системи безперервного моніторингу життєвих показників, визначити функціональні та технічні вимоги, а також обмеження й умови експлуатації майбутнього комплексу. Аналіз технічного завдання дає можливість узгодити структуру, принципи побудови й ключові характеристики системи з метою подальшого розроблення математичного, алгоритмічного та програмного забезпечення.

1.1. Аналіз технічного завдання

Розроблення біотехнічної системи безперервного моніторингу життєвих показників передбачає формування чіткого, структурованого та обґрунтованого технічного завдання (ТЗ), яке визначає вимоги до функціональності, точності, надійності та умов експлуатації майбутнього комплексу. Аналіз ТЗ є вихідною точкою для подальшого проєктування системи, вибору апаратних засобів і розроблення методів інтелектуальної обробки даних.

1.1.1. Загальні положення технічного завдання.

Технічне завдання передбачає розроблення біотехнічної системи, здатної здійснювати безперервний збір та аналіз життєвих показників у режимі реального часу. До складу системи повинні входити такі основні компоненти:

- сенсорний модуль для реєстрації фізіологічних сигналів (ЕКГ, РРГ, частота дихання, температура тіла тощо);
- апаратний модуль первинної обробки та передавання сигналів;
- модуль математичної обробки та інтелектуальної аналітики;

- програмна частина для візуалізації, зберігання та інтерпретації результатів;

- комунікаційні засоби для зв'язку з мобільними чи серверними системами.

Система має забезпечувати високий рівень надійності вимірювань, адаптацію до різних умов функціонування та можливість точного визначення змін фізіологічних показників.

1.1.2. Функціональні вимоги до системи.

До основних функціональних вимог належать:

1. Безперервний моніторинг життєвих показників із заданою частотою дискретизації.

2. Первинна цифрова обробка сигналів, включно з фільтрацією, нормалізацією та виявленням характерних точок (наприклад, R-піків в ЕКГ).

3. Інтелектуальна оцінка стану на основі комплексного аналізу кількох параметрів, що передбачає використання методів машинного навчання.

4. Виявлення критичних ситуацій (аритмії, порушення ритму дихання, значні відхилення частоти серцевих скорочень).

5. Передавання даних у мобільний застосунок або на сервер для подальшої обробки.

6. Збереження історії вимірювань, формування звітів та графічних інтерфейсів для перегляду.

1.1.3. Технічні вимоги до системи.

У технічному завданні визначаються такі ключові характеристики системи:

1. Точність та достовірність вимірювань: помилка визначення параметрів не повинна перевищувати допустимого діапазону для медичних систем неінвазивного типу.

2. Стійкість до шумів і артефактів: система має містити алгоритми адаптивної фільтрації, що забезпечують коректність аналізу навіть у складних умовах (активні рухи користувача, зовнішні завади).

3. Енергоефективність: низьке споживання енергії при автономній роботі портативного модуля.

4. Інформаційна сумісність: підтримка стандартних форматів медичних даних (CSV, WFDB, HL7 — за потреби).

5. Модульність: можливість розширення набору сенсорів і алгоритмів.

1.1.4. Вимоги до інтелектуального модуля обробки даних.

Оскільки робота орієнтована на інтелектуальну обробку даних, окремо визначаються вимоги до математичного та алгоритмічного забезпечення:

- використовувані моделі повинні працювати в режимі on-line або near real-time;
- алгоритми мають підтримувати роботу з нестационарними сигналами;
- застосування методів машинного навчання повинно забезпечувати можливість класифікації станів або прогнозування трендів;
- програмні реалізації повинні бути оптимізовані для ресурсно обмежених пристроїв.

1.1.5. Умови експлуатації системи.

У ТЗ визначаються передбачувані умови використання:

- робота з пацієнтами різного віку;
- можливість використання в амбулаторних умовах, під час фізичної активності та у стані відпочинку;
- вплив зовнішніх факторів (температура, механічні рухи, електричні завади).

Ці умови визначають додаткові вимоги до стійкості і точності системи, а також до розроблення спеціальних алгоритмів фільтрації та компенсації артефактів.

У результаті аналізу технічного завдання визначено основні вимоги до функціональних, технічних та експлуатаційних характеристик біотехнічної системи безперервного моніторингу життєвих показників. Сформульовано

необхідність створення системи, яка забезпечує надійний збір, адаптивну цифрову обробку та інтелектуальний аналіз біомедичних сигналів у режимі реального часу. Виявлені вимоги слугуватимуть базою для вибору технічних компонентів, методів математичного моделювання та алгоритмів інтелектуальної обробки, що розглядатимуться у подальших підрозділах.

1.2. Огляд відомих рішень та вибір напрямку дослідження

Ефективність біотехнічної системи безперервного моніторингу життєвих показників значною мірою визначається якістю методів обробки сигналів, які застосовуються для очищення, класифікації та інтерпретації фізіологічних даних [1, 13-18, 26-29]. У цьому підрозділі проведено огляд сучасних наукових підходів, технологічних рішень та алгоритмів, що використовуються у світовій практиці для аналізу біомедичних сигналів. На підставі порівняльного аналізу сформовано вибір напрямку дослідження, який забезпечує найвищу ефективність і практичну цінність для поставленої задачі.

1.2.1. Сучасні технологічні підходи до безперервного моніторингу життєвих показників.

У світовій медичній практиці широко застосовуються системи безперервного моніторингу серцево-судинних, респіраторних і метаболічних параметрів. Серед найбільш відомих класів систем виокремлюють:

- портативні холтерівські реєстратори, призначені для амбулаторного моніторингу ЕКГ упродовж 24–72 годин;
- wearable-пристрої (браслети, нагрудні датчики, смарт-годинники), що забезпечують тривалий контроль ЧСС, HRV, PPG, рухової активності;
- стаціонарні системи моніторингу пацієнтів, оснащені багатоканальними сенсорами та спеціалізованими обчислювальними модулями;
- телемедичні платформи, які передають фізіологічні дані на медичні сервери для аналізу.

Більшість таких систем поєднує апаратне забезпечення для реєстрації сигналів та програмне забезпечення для їх обробки, проте рівень інтелектуальної обробки значно варіює від простих фільтрів до сучасних моделей машинного навчання.

1.2.2. Методи цифрової обробки сигналів, що використовуються в біотехнічних системах.

Цифрова обробка сигналів (Digital Signal Processing, DSP) є базовим етапом у будь-яких системах медичного моніторингу. Найбільш поширені методи включають:

1. Фільтрація шумів та артефактів:
 - фільтри нижніх/верхніх частот, смугові фільтри (зазвичай Butterworth, Chebyshev);
 - адаптивні фільтри (LMS, RLS), що ефективні при компенсації рухових артефактів;
 - медіанні та нелінійні фільтри для приглушення імпульсних завад;
 - вейвлет-перетворення для багаторівневої денойзації сигналів.
2. Детекція характерних подій:
 - для ЕКГ: алгоритм Pan–Tompkins, скорингові методи, адаптивні порогові алгоритми;
 - для PPG: алгоритми виявлення піків, аналіз форми пульсової хвилі;
 - для респіраторних сигналів: аналіз енергетичних перетворень.
3. Виділення ознак:
 - часові характеристики (інтервали RR, амплітуди піків, похідні);
 - частотні ознаки (аналіз у смугах VLF, LF, HF);
 - нелінійні метрики (ентропія, фрактальні індекси, індекс хаотичності).

DSP-методи дають змогу отримати очищений та структурований сигнал, проте їх недостатньо для інтелектуальної інтерпретації стану пацієнта, особливо в умовах значної варіабельності фізіологічних даних.

1.2.3. Інтелектуальні методи аналізу біомедичних сигналів.

Зростання обсягів медичних даних стимулювало впровадження машинного навчання та штучного інтелекту для інтерпретації життєвих показників. Найпоширеніші методи:

1. Класичне машинне навчання:

- SVM (підтримувальні векторні машини) для класифікації аритмій;
- Random Forest та ансамблеві моделі, ефективні в задачах багатокласової класифікації;

- KNN та лінійні моделі, що застосовуються для простих сигналів.

2. Глибоке навчання:

- 1D-CNN для автоматичної екстракції ознак з ЕКГ/PPG сигналів;
- LSTM та GRU-рекурентні мережі для аналізу часових залежностей;
- гібридні моделі CNN+LSTM, що поєднують виділення ознак та часову динаміку;

- autoencoder-моделі для очищення сигналів або зменшення розмірності.

3. Інтелектуальна інтерпретація:

- використання моделей explainable AI (XAI) для інтерпретації діагностичних рішень;

- оцінювання важливості ознак (SHAP, LIME);

- побудова персоналізованих моделей.

Ці методи демонструють високу точність у задачах діагностики, прогнозування та класифікації, проте часто потребують значних обчислювальних ресурсів та ретельного налаштування.

1.2.4. Огляд комерційних та відкритих рішень.

Сучасні компанії та наукові організації пропонують широкий спектр рішень:

1. Комерційні системи:

- Philips MX-series, GE Healthcare Carescape – монітори пацієнтів із базовим аналізом ритму.

- Apple Watch, Fitbit, Garmin – використовують PPG та прості моделі аналізу варіабельності серцевого ритму.

- BioHarness, Zephyr – професійні портативні сенсорні комплекси.

2. Наукові платформи:

- WFDB / PhysioNet Tools – найбільш популярні бібліотеки для обробки ЕКГ/PPG.

- ECG-kit, BioSPPy, HeartPy – Python/Matlab-інструменти для аналізу сигналів.

- MIT-BIH Arrhythmia Database, MIMIC-II/III – відкриті набори даних для навчання моделей.

Незважаючи на високу якість апаратних платформ, багато рішень покладаються на обмежені алгоритми аналізу, що унеможлиблює точну оцінку стану в складних умовах.

1.2.5. Критичний аналіз існуючих підходів.

У результаті порівняння існуючих рішень визначено такі недоліки:

1. DSP-методи не забезпечують повної адаптації до нестационарності сигналів.

2. Більшість wearable-пристроїв використовують закриті алгоритми та спрощені моделі.

3. Глибокі нейромережі потребують великої кількості даних для навчання.

4. Комерційні системи орієнтовані на стабільні умови та часто не придатні для активної діяльності користувача.

5. Наявні платформи недостатньо інтегрують інтелектуальні моделі у реальний час.

Таким чином, виникає потреба у створенні системи, яка поєднує: адаптивну фільтрацію, інтелектуальний аналіз, роботу в реальному часі, високу стійкість до артефактів, ресурсну оптимізацію.

1.2.6. Обґрунтування вибору напрямку дослідження.

На основі огляду та критичного аналізу обґрунтовано вибір напрямку дослідження:

- використання інтелектуальних методів машинного навчання для класифікації та оцінювання стану;
- поєднання адаптивної цифрової обробки сигналів з багаторівневим витягненням ознак;
- оптимізація алгоритмів для on-line аналізу на портативних пристроях;
- застосування Explainable AI для підвищення інтерпретованості результатів;
- використання відкритих медичних датасетів (MIT-BIH, MIMIC тощо) для підготовки моделей.

Цей напрямок забезпечує відповідність вимогам технічного завдання та дозволяє досягнути високого рівня точності й надійності системи моніторингу.

Таким чином, у даному підрозділі проведено огляд сучасних технологій, методів цифрової та інтелектуальної обробки біомедичних сигналів. Визначено основні тенденції розвитку систем моніторингу та їхні обмеження. На підставі критичного аналізу обґрунтовано вибір напрямку дослідження, що передбачає поєднання адаптивних методів цифрової фільтрації, машинного навчання та оптимізованих алгоритмів реального часу для підвищення інформативності життєвих показників.

1.3. Висновки до розділу 1

У розділі здійснено системний аналіз вихідних вимог, сучасних наукових підходів та технічних рішень, що стосуються безперервного моніторингу життєвих показників і методів їх інтелектуальної обробки.

У результаті аналізу технічного завдання (підрозділ 1.1) визначено ключові вимоги до функціональної структури майбутньої біотехнічної системи, включно з характеристиками сенсорного модуля, алгоритмів первинної обробки сигналів,

методів інтелектуальної аналітики та умов експлуатації. Обґрунтовано необхідність забезпечення високої точності, стійкості до артефактів, енергоефективності та можливості роботи в режимі реального часу.

Огляд сучасних рішень і технологій (підрозділ 1.2) свідчить, що існуючі системи безперервного моніторингу здебільшого ґрунтуються на класичних методах цифрової обробки сигналів, які недостатньо враховують нестационарний характер сигналів та індивідуальні особливості фізіологічних процесів. Комерційні й наукові платформи демонструють значні досягнення, проте часто не забезпечують комплексної інтеграції адаптивної обробки та методів машинного навчання.

У ході критичного аналізу виділено обмеження традиційних алгоритмів і визначено перспективність поєднання адаптивних засобів цифрової фільтрації з інтелектуальними моделями, здатними працювати на потокових даних у реальному часі. Це дозволило обґрунтувати вибір напряму дослідження, який полягає у розробленні комплексного підходу до інтелектуальної обробки біомедичних сигналів з метою підвищення точності та надійності моніторингу.

Таким чином, аналітичний розділ сформував теоретичну основу для подальшого розроблення технічного, математичного, алгоритмічного й програмного забезпечення системи, що буде розглянуто в розділі 2.

РОЗДІЛ 2

ОСНОВНА ЧАСТИНА

У цьому розділі викладено результати розроблення структурних, технічних, математичних, алгоритмічних та програмних рішень для створення біотехнічної системи безперервного моніторингу життєвих показників [1, 13-18, 26-29]. На основі вимог, сформульованих в аналітичному розділі, обґрунтовано вибір апаратних компонентів, методів математичного моделювання та алгоритмів інтелектуальної обробки даних. Представлені рішення забезпечують комплексний підхід до збору, попередньої та високорівневої аналітики біомедичних сигналів у режимі реального часу.

Подальші підрозділи цього розділу узгоджені між собою і разом формують цілісну архітектуру біотехнічної системи — від сенсорного рівня до програмної реалізації та інтелектуальних функцій.

2.1. Технічне забезпечення біотехнічної системи

Технічне забезпечення [31] є критичною складовою біотехнічної системи моніторингу, оскільки саме апаратні компоненти забезпечують коректне збирання фізіологічних сигналів, їх передобробку та транспортування для подальшого аналізу. У цьому підрозділі наведено обґрунтування вибору технічних елементів системи, сформовано структурну схему та визначено вимоги до сенсорного, обчислювального і комунікаційного модулів.

2.1.1. Загальна структура технічного комплексу.

Інтелектуальна система безперервного моніторингу життєвих показників включає такі основні апаратні модулі:

1. Сенсорний модуль – реєстрація біомедичних сигналів (ЕКГ, РРГ, респіраторні, температурні).

2. Модуль первинної обробки – аналого-цифрове перетворення, фільтрація, нормалізація.

3. Обчислювальний модуль – реалізація математичного й алгоритмічного забезпечення.

4. Комунікаційний модуль – передавання даних до смартфона, ПК або серверної станції.

5. Модуль живлення – автономна робота системи.

6. Програмно-користувацький інтерфейс – візуалізація, зберігання та аналіз результатів.

Така структура забезпечує модульність, масштабованість і можливість інтеграції з іншими біомедичними системами.

2.1.2. Вибір сенсорів для реєстрації фізіологічних сигналів:

1. Електрокардіографічні сенсори (ЕКГ). Обрано електроди типу Ag/AgCl, які характеризуються: стабільністю контактного переходу, низьким рівнем шуму, придатністю для тривалих вимірювань.

ЕКГ-сигнал є одним із найбільш інформативних для оцінки функціонального стану серцево-судинної системи.

2. Фотоплетизмографічні сенсори (PPG). Для PPG використовуються оптичні датчики: інфрачервоний світлодіод (IR, ~940 nm), зелений світлодіод (~530 nm), фотодетектор із високою чутливістю.

PPG дає змогу оцінювати ЧСС, варіабельність ритму, насичення крові киснем (SpO_2) та параметри периферійної гемодинаміки.

3. Датчики дихання. Використовуються: пневмотахографічні сенсори, інерційні датчики руху грудної клітки (IMU).

Дихальний сигнал важливий для аналізу стресу та функціонального стану.

4. Датчики температури: NTC-термістори та цифрові термодатчики DS18B20.

Температурний профіль необхідний для оцінки метаболічного стану.

2.1.3. Модуль первинної обробки та АЦП.

Система повинна містити: аналогові фільтри (нижніх та верхніх частот для приглушення завад), підсилювач низького шуму (INA-серія), аналогово-цифровий

перетворювач $\geq 12\text{--}16$ біт, антилайзинговий фільтр для запобігання спотворення сигналу при дискретизації.

Для ЕКГ рекомендовано відношення сигнал/шум > 60 дБ, а частота дискретизації 250–500 Гц. Для PPG — 50–200 Гц.

2.1.4. Обчислювальний модуль.

Обчислювальний блок виконує первинну та інтелектуальну обробку даних. Доцільно використовувати мікроконтролер STM32 або Nordic nRF52840 (низьке енергоспоживання, BLE), або одноплатний комп'ютер Raspberry Pi Zero 2 W, якщо потрібна локальна обробка більшої складності.

Основні вимоги: підтримка DSP-інструкцій, можливість реалізації алгоритмів фільтрації та машинного навчання, достатній об'єм пам'яті для буферизації сигналів.

2.1.5. Комунікаційний модуль.

Передавання даних може здійснюватися:

- Bluetooth Low Energy (BLE) – найбільш енергоефективний варіант;
- Wi-Fi – для високошвидкісної передачі;
- USB/UART – для проведення лабораторних досліджень та калібрування.

BLE обрано як основний протокол завдяки низькому енергоспоживанню та стабільній роботі під час амбулаторного моніторингу.

2.1.6. Модуль живлення та ергономіка.

Джерело живлення повинно забезпечувати: автономність ≥ 24 год, захист від перенавантаження, можливість швидкого заряджання (USB-C).

Корпус повинен бути: вологостійким (не нижче IP54), антиалергенним, комфортним для тривалого носіння.

2.1.7. Структурна схема технічного забезпечення

Структура системи включає:

Сенсори → Підсилювачі та фільтри → АЦП → Мікроконтролер /
Обчислювальний блок → Комунікаційний модуль → Мобільний застосунок /
Сервер → Зберігання та аналітика

У наступних підрозділах буде розглянуто математичні моделі, алгоритми обробки та програмну реалізацію цієї структури.

У підрозділі обґрунтовано вибір технічних рішень для побудови біотехнічної системи безперервного моніторингу життєвих показників. Визначено перелік сенсорів, параметри АЦП, вимоги до обчислювального й комунікаційного модулів та особливості конструктивного виконання пристрою. Сформовано загальну структурну схему, яка є основою для подальшого математичного, алгоритмічного та програмного моделювання, що буде розглянуто у підрозділах 2.2–2.4.

2.2. Математичне забезпечення біотехнічної системи

Математичне забезпечення визначає теоретичну основу функціонування біотехнічної системи, формалізує процеси збору, перетворення, аналізу та інтерпретації біомедичних сигналів [1, 13-18, 26-29]. У цьому підрозділі розглянуто моделі сигналів, методи їх математичної обробки, алгоритми виділення ознак та формування діагностичної інформації. Основна увага приділена обробці нестационарних сигналів (ЕКГ, PPG, респіраторних кривих) та методам інтелектуальної аналітики, що становлять ключовий елемент системи безперервного моніторингу.

2.2.1. Математична модель біомедичних сигналів.

Біомедичні сигнали, такі як ЕКГ та PPG, належать до класу нестационарних часових процесів, тобто їх статистичні властивості змінюються з часом. Нехай сигнал описується функцією: $x(t) = s(t) + n(t)$, де $s(t)$ – корисна складова сигналу, $n(t)$ – шумова складова (базова лінія, рухові артефакти, електричні завади).

Задача математичного забезпечення — максимально відтворити $s(t)$, зменшивши вплив $n(t)$.

Оскільки фізіологічні сигнали є квазідетермінованими, їх фрагменти можуть бути представлені як: $s(t) = \sum_{k=1}^K A_k \varphi_k(t - \tau_k)$, де φ_k — базові хвильові форми (наприклад, зубці ЕКГ), A_k , τ_k — відповідно, амплітуди та часові зсуви.

2.2.2. Математичні методи фільтрації та денойзації сигналів.

1. Лінійна фільтрація

Для фільтрації використовується згортка: $y(t) = x(t) * h(t) = \int_{-\infty}^{\infty} x(\tau)h(t - \tau)d\tau$,

де $h(t)$ — імпульсна характеристика фільтра.

У практичній реалізації використовуються:

- фільтр нижніх частот (ФНЧ) для усунення високочастотних шумів;
- фільтр верхніх частот (ФВЧ) для корекції дрейфу базової лінії;
- смуговий фільтр для часових сигналів ЕКГ (0.5–40 Гц).

2. Рухомі артефакти та адаптивна фільтрація

Для компенсації артефактів застосовуються алгоритми:

- LMS (Least Mean Squares): $w_{k+1} = w_k + \mu e_k u_k$, де w_k — вектор коефіцієнтів фільтра, u_k — вхідний сигнал, $e_k = d_k - y_k$ — помилка.

RLS (Recursive Least Squares) для більш точного, але ресурсомісткого фільтрування.

3. Вейвлет-денойзація.

Сигнал розкладається у вейвлет-базисі: $x(t) = \sum_{j,k} c_{j,k} \psi_{j,k}(t)$, де $\psi_{j,k}(t)$ — вейвлет-функції, $c_{j,k}$ — коефіцієнти.

Метод дозволяє: виділяти локальні особливості, мінімізувати шум без втрати структури сигналу.

2.2.3. Виділення характеристикних точок та параметрів

1. Детекція R-піків у ЕКГ.

Алгоритм Pan–Tomprkins використовує:

- диференціювання;
- варіаційну фільтрацію;
- інтегруючий віконний оператор;
- адаптивний поріг.

Формально R-пік визначається як: $R = \arg \max_{t \in W} x(t)$, де W – локальне вікно.

2. Виділення ознак PPG. Основні параметри:

- амплітуда пульсової хвилі: $A = P_{\max} - P_{\min}$;
- час наростання хвилі: $t_r = t(P_{\max}) - t(P_{\text{foot}})$;
- індекс жорсткості судин (SI): $SI = \frac{\text{Height}}{PTT}$.

3. Похідні параметри серцевого ритму.

Серія RR-інтервалів: $RR_i = t(R_i) - t(R_{i-1})$ та похідні метрики HRV: $SDNN, RMSSD$

2.2.4. Математичні моделі для інтелектуальної обробки даних:

1. Модель машинного навчання.

Нехай X – матриця ознак, y – клас або параметр стану. Модель: $\hat{y} = f(X, \Theta)$, де f – логістична регресія, SVM, дерево рішень або ансамбль.

Функція втрат, наприклад крос-ентропія: $L = - \sum_{i=1}^N [y_i \ln \hat{y}_i + (1 - y_i) \ln(1 - \hat{y}_i)]$

2. Нейронні мережі. Згорткова нейромережа (1D-CNN): $x_k == \sigma(W_k x + b_k)$,
де W_k – ядро згортки;
 σ – нелінійна активація.

RNN-модель (LSTM): $h_t = F(h_{t-1}, x_t, \Theta)$, де F – рекурентна функція з пам'яттю.

3. Моделі оцінки стану (класифікація/регресія).

Нехай потрібно визначити стан: нормальний, стресовий, патологічний.

Функція прийняття рішення: $State = \arg \max_j P(y = j|X)$.

2.2.5. Узагальнена математична модель системи.

Біотехнічна система описується як композиція функцій:

$$F = F_{AI}(f_{features}(f_{DSP}(x(t)))) ,$$

де f_{DSP} – фільтрація та денойзація;

$f_{features}$ – ознак;

F_{AI} – інтелектуальна класифікація/оцінка стану;

Основна мета — мінімізація: $E = \|y - \hat{y}\|$.

У підрозділі сформовано математичне забезпечення біотехнічної системи безперервного моніторингу життєвих показників. Представлено моделі сигналів, методи фільтрації та виділення ознак, математичні засоби аналізу часових та частотних характеристик, а також підходи машинного навчання й нейронних мереж для інтелектуальної інтерпретації стану. Розроблені математичні моделі є основою для побудови алгоритмічного забезпечення, яке буде розглянуто у підрозділі 2.3.

2.3. Алгоритмічне забезпечення біотехнічної системи

Алгоритмічне забезпечення визначає процедурну частину функціонування біотехнічної системи та забезпечує реалізацію математичних моделей, описаних у підрозділі 2.2. Від правильності вибору, структурної організації та оптимізації алгоритмів залежить точність вимірювань, швидкодія системи та її стійкість до шумів і артефактів. У цьому підрозділі представлено алгоритми первинної та інтелектуальної обробки сигналів, формування ознак, класифікації фізіологічних станів та передачі результатів у модулі візуалізації.

2.3.1. Загальна структура алгоритмічного забезпечення.

Алгоритмічна частина системи побудована у вигляді послідовності обробки:

1. Збір сигналів.
2. Первинна обробка та фільтрація.
3. Виявлення характерних точок.
4. Формування ознак.
5. Інтелектуальний аналіз (класифікація/оцінка стану).
6. Передавання результатів.
7. Архівація та візуалізація.

Узагальнений конвеєр роботи алгоритмів можна записати у вигляді композиції функцій: $Output = f_{AI}(f_{features}(f_{pre}(x(t))))$, де f_{pre} – фільтрація та нормалізація, $f_{features}$ – виділення ознак, f_{AI} – інтелектуальна класифікація/оцінка.

2.3.2. Алгоритми первинної обробки сигналів.

Первинна обробка є першим кроком після зчитування сенсорних даних.

1. Антиаліасинг (швидке згладжування) і цифрова фільтрація.

Застосовується смуговий фільтр (наприклад, Баттерворта) за формулою:

$$y[n] = \sum_{k=0}^M b_k x[n-k] - \sum_{j=1}^N a_j y[n-j].$$

Для корекції дрейфу базової лінії використовується фільтр ВЧ (0,5 Гц).

2. Адаптивна фільтрація

Алгоритм LMS:

$$y(n) = w^T(n)u(n), \quad e(n) = d(n) - y(n), \quad w(n+1) = w(n) + \mu e(n)u(n).$$

LMS використовується для приглушення рухових артефактів у PPG/ЕКГ.

3. Нормалізація

Для масштабування сигналу: $x_{norm} = \frac{x - \min(x)}{\max(x) - \min(x)}$, або Z-score:

$$x_z = \frac{x - \mu}{\sigma}.$$

2.3.3. Алгоритми виявлення характерних точок.

1. Виявлення R-піків у ЕКГ.

Алгоритм Pan–Tompkins реалізовано через:

– диференціювання $y[n] = x[n] - x[n-1]$;

– піднесення до квадрату;

– ковзне інтегрування $z[n] = \frac{1}{N} \sum_{k=0}^{N-1} y[n-k]$;

– адаптивний поріг.

2. Детекція піків у PPG.

Алгоритм базується на знаходженні локальних максимумів:

$$PPG_{peak} = \{t : x(t-1) < x(t) > x(t+1)\}.$$

Додатково застосовуються умови: мінімальна відстань між піками (>300 мс), обмеження на амплітуду.

3. Детекція респіраторних циклів. Мінімум–максимумний аналіз + ковзний

спектр: $BreathingCycle = \arg \max_{f \in [0.1; 0.5]} |FFT(x)|^2$.

2.3.4. Алгоритми формування ознак (feature extraction).

Після визначення характерних точок формується вектор ознак:

$$X = [APPG, HRV, RMSSD, SDNN, tr, SI, \alpha, \beta, \dots].$$

1. Часові ознаки: RR-інтервали, амплітудні характеристики, тривалість хвильових комплексів.

2. Частотні ознаки: для сигналів HRV $P(f) = |FFT(RR)|^2$, з виділенням компонент: LF (0.04–0.15 Гц), HF (0.15–0.4 Гц), LF/HF коефіцієнт.

3. Нелінійні ознаки:

- ентропія Шеннона: $H = -\sum p_i \ln(p_i)$;
- DFA (детрендований флуктуаційний аналіз)
- фрактальні індекси.

2.3.5. Інтелектуальні алгоритми аналізу (AI/ML).

1. Класичні ML-моделі: Random Forest, Support Vector Machine (RBF kernel), Logistic Regression.

Функція класифікації: $State = \arg \max_j p(y = j|X)$

2. Нейронні мережі: 1D CNN, LSTM, гібрид CNN+LSTM (оптимальна для потокових сигналів).

3. Explainable AI (XAI). Алгоритми: SHAP, LIME, Occlusion sensitivity. Мета: забезпечити інтерпретованість діагностичних рішень.

2.3.6. Алгоритми прийняття рішення та формування висновків.

Система класифікує стан користувача: нормальний, напружений/стресовий, підозра на аритмію, нестабільний стан.

Рішення формується через:

$$Decision = \begin{cases} Normal, P_1 > \Theta_1 \\ Stress, P_2 > \Theta_2 \\ Alert, P_3 > \Theta_3 \end{cases},$$

де P_1, P_2, P_3 – ймовірність стану.

2.3.7. Алгоритм передачі та збереження даних. Передбачено: буферизацію сигналів, передавання через BLE/Wi-Fi, синхронізацію із сервером або мобільним застосунком, формування структурованих записів у форматі JSON/CSV/WFDB.

У підрозділі розроблено алгоритмічне забезпечення біотехнічної системи моніторингу життєвих показників. Сформовано повний конвеєр обробки даних: від первинної фільтрації та нормалізації сигналів до інтелектуального аналізу й прийняття рішення. Описані алгоритми забезпечують можливість роботи в реальному часі, адаптивність до шумів і високу інформативність визначення стану користувача.

Алгоритмічна частина слугує основою для програмної реалізації системи, що буде викладена у підрозділі 2.4.

2.4. Програмне забезпечення біотехнічної системи

Програмне забезпечення є ключовим елементом біотехнічної системи, який реалізує математичні та алгоритмічні моделі, описані у підрозділах 2.2 та 2.3. У цій частині розроблено архітектуру програмних модулів, обґрунтовано використання середовища MATLAB як основного інструменту для моделювання, фільтрації та інтелектуального аналізу сигналів, а також наведено приклади програмних реалізацій основних алгоритмів. MATLAB обрано через широкі можливості цифрової обробки сигналів, опрацювання біомедичних даних, візуалізації, а також підтримку інструментарію машинного навчання та нейронних мереж.

2.4.1. Архітектура програмного забезпечення

Програмне забезпечення побудовано модульно, що забезпечує гнучкість, масштабованість і можливість інтеграції з апаратними компонентами.

Основні програмні модулі:

1. Модуль імпорту та збору даних – читання даних із сенсорів або файлів (WFDB, CSV, MAT).

2. Модуль первинної обробки сигналів (preprocessing) – фільтрація, денойзація, нормалізація.

3. Модуль виділення характерних точок – R-піки, піки PPG, дихальні цикли.

4. Модуль формування ознак (feature extraction) – часові, частотні, нелінійні параметри.

5. Модуль інтелектуальної аналітики – машинне навчання й нейронні мережі MATLAB.

6. Модуль візуалізації та збереження результатів – графіки, таблиці, формування звітів.

7. Модуль інтеграції та контролю – об'єднання всіх частин у єдину систему.

2.4.2. Інструменти MATLAB, використані в системі.

Основні toolbox:

- Signal Processing Toolbox – фільтрація, спектральний аналіз;
- Wavelet Toolbox – вейвлет-денойзація;
- Statistics and Machine Learning Toolbox – моделі ML;
- Deep Learning Toolbox – CNN/LSTM моделі;
- DSP System Toolbox – потокова обробка (streaming);
- MATLAB Report Generator – формування графіків та звітів.

2.4.3. Модуль первинної обробки сигналів (MATLAB implementation).

1. Фільтрація ЕКГ-сигналу.

```
fs = 250; % частота дискретизації
[b,a] = butter(4, [0.5 40]/(fs/2), 'bandpass');
ecg_filt = filtfilt(b,a,ecg_raw);
```

2. Видалення дрейфу базової лінії.

```
baseline = movmedian(ecg_raw, fs*0.6);
ecg_corrected = ecg_raw - baseline;
```

3. Адаптивна фільтрація LMS.

```
mu = 0.0005;
lmsFilt = dsp.LMSFilter('Length',32, 'StepSize',mu);
[ppg_clean, err] = lmsFilt(ppg_raw, ref_signal);
```

4. Нормалізація сигналів.

```
ecg_norm = normalize(ecg_filt, "range");
ppg_norm = normalize(ppg_clean, "zscore");
```

2.4.4. Модуль виявлення характерних точок.

1. R-піки (Pan–Tompkins MATLAB implementation).

```
ecgDiff = diff(ecg_norm);
ecgSq = ecgDiff.^2;
win = round(0.150*fs);
ecgInt = movmean(ecgSq, win);

[~, locs_R] = findpeaks(ecgInt, 'MinPeakHeight', 0.2,
'MinPeakDistance', round(0.25*fs));
```

2. Піки PPG.

```
[ppgPeaks, locs_PPG] = findpeaks(ppg_norm, 'MinPeakDistance',
0.3*fs);
```

3. Дихальний цикл.

```
respFilt = lowpass(resp_raw, 0.5, fs);
[pks_resp, locs_resp] = findpeaks(respFilt, 'MinPeakDistance', fs);
```

2.4.5. Модуль формування ознак.

Приклади MATLAB-функцій:

1. HRV метрики.

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

2. Аналіз у частотній області.

```
[pxx,f] = pwelch(RR, [], [], [], fs);
LF = bandpower(pxx,f,[0.04 0.15]);
HF = bandpower(pxx,f,[0.15 0.4]);
LF_HF = LF/HF;
```

3. Нелінійні ознаки.

```
ApEn = approximateEntropy(RR,2,0.2*std(RR)); % ентропія
```

2.4.6. Модуль інтелектуальної аналітики (AI/ML).

1. Класичні моделі машинного навчання. Навчання моделі Random Forest:

```
Mdl = TreeBagger(100, features, labels, 'Method','classification');
pred = predict(Mdl, newFeatures);
```

2. Нейронні мережі (Deep Learning Toolbox).

– CNN для ЕКГ;

```
layers = [
    sequenceInputLayer(1)
    convolution1dLayer(5,16,'Padding','same')
    reluLayer
    maxPooling1dLayer(2)
    fullyConnectedLayer(3)
    softmaxLayer
    classificationLayer];

options = trainingOptions('adam','MaxEpochs',20,'MiniBatchSize',64);

net = trainNetwork(XTrain, YTrain, layers, options);
```

– LSTM для потокових сигналів;

```
layers = [
    sequenceInputLayer(1)
    lstmLayer(50,'OutputMode','last')
    fullyConnectedLayer(2)
    softmaxLayer
    classificationLayer];
```

2.4.7. Модуль візуалізації та графічних звітів

Приклад побудови графіка:

```
plot(t, ecg_raw); hold on;
plot(t, ecg_filt);
legend('Raw ECG', 'Filtered ECG');
xlabel('Time, s'); ylabel('Amplitude');
```

MATLAB Report Generator дозволяє формувати PDF/HTML-звіти, що включають: графіки сигналів, спектрограми, таблиці параметрів, класифікаційні результати.

2.4.8. Структура головної програми системи (main.m).

```
% 1. Імпорт даних
[data, fs] = loadData('path');

% 2. Фільтрація
dataFilt = preprocess(data, fs);

% 3. Детекція піків
[locs_R, locs_PPG] = detectPeaks(dataFilt, fs);

% 4. Формування ознак
features = extractFeatures(locs_R, locs_PPG, fs);

% 5. AI-класифікація
state = classifyState(model, features);

% 6. Візуалізація
visualizeResults(data, dataFilt, locs_R, state);
```

У підрозділі представлено програмну реалізацію основних функціональних модулів біотехнічної системи моніторингу. Обґрунтовано вибір MATLAB як основного середовища для моделювання, фільтрації, аналізу сигналів і побудови інтелектуальних моделей. Запропоновано модульну архітектуру ПЗ, наведено приклади реалізації алгоритмів DSP, детекції піків, формування ознак та машинного навчання. Розроблене програмне забезпечення забезпечує роботу системи в реальному часі, високу точність та інтерпретованість результатів, а також повністю відповідає вимогам технічного завдання.

2.5. Висновки до розділу 2

У розділі 2 виконано комплексну розробку основних складових біотехнічної системи безперервного моніторингу життєвих показників, що охоплює технічне, математичне, алгоритмічне та програмне забезпечення. На основі сформульованих вимог технічного завдання створено цілісну архітектуру системи, здатної забезпечувати надійне отримання, попередню та інтелектуальну обробку біомедичних сигналів у режимі реального часу.

У підрозділі 2.1 обґрунтовано вибір сенсорних компонентів, модулів первинної обробки, засобів комунікації та живлення. Визначено структурну схему системи та наведено основні технічні характеристики, необхідні для забезпечення стабільної роботи під час амбулаторного моніторингу.

У підрозділі 2.2 розроблено математичну базу системи: побудовано моделі біомедичних сигналів, методи їх фільтрації, виділення характеристичних точок та обчислення параметрів. Представлено математичні основи застосування машинного навчання та глибинних моделей для інтелектуального аналізу.

У підрозділі 2.3 описано алгоритмічну реалізацію конвеєра обробки сигналів — від цифрової фільтрації та адаптивної обробки до формування ознак та їх класифікації. Розроблено процедури для роботи в реальному часі, що забезпечують стійкість системи до шумів та артефактів.

У підрозділі 2.4 наведено програмну реалізацію створених алгоритмів у середовищі MATLAB. Продемонстровано структуру ПЗ, приклади коду для фільтрації, детекції характерних точок, формування ознак та навчання моделей AI/ML. Забезпечено можливість візуалізації сигналів, формування звітів і інтеграції програмних модулів у єдину систему.

Загалом розроблене технічне, математичне, алгоритмічне й програмне забезпечення формує повноцінний комплекс для безперервного моніторингу життєвих показників з використанням інтелектуальних методів обробки даних. Отримані результати створюють основу для експериментальної перевірки

ефективності системи та становлять базу для подальших науково-дослідних і практичних етапів роботи, що викладені у розділі 3.

РОЗДІЛ 3

НАУКОВО-ДОСЛІДНА ЧАСТИНА

Науково-дослідна частина [31] присвячена експериментальній перевірці ефективності розроблених технічних, математичних, алгоритмічних та програмних рішень системи безперервного моніторингу життєвих показників. У цьому розділі проведено моделювання, тестування та аналіз роботи системи на реальних і синтетичних біомедичних сигналах, визначено точність, стійкість та надійність запропонованих алгоритмів. Розроблені методи інтелектуальної обробки даних оцінюються на основі кількісних показників (Se, PPV, F1, RMSE тощо), а також графічних інструментів MATLAB. Отримані результати дають змогу підтвердити теоретичну коректність і практичну доцільність запропонованої системи.

3.1. Експериментальна верифікація теоретичних результатів

Експериментальна верифікація здійснюється з метою оцінки працездатності розробленої системи та підтвердження ефективності методів інтелектуальної обробки біомедичних сигналів. У ході дослідження проведено тестування алгоритмів фільтрації, детекції характерних точок, формування ознак та класифікації фізіологічного стану на основі сигналів ЕКГ та PPG.

3.1.1. Вихідні дані та експериментальна база

Для експериментальної перевірки використано:

- синтетичні ЕКГ та PPG сигнали, згенеровані у MATLAB для контрольованих випробувань.
- фрагменти реальних сигналів з відкритих баз PhysioNet: MIT-BIH Arrhythmia Database (ЕКГ), BIDMC PPG and Respiration Dataset (PPG + дихання).

Обсяг даних: $N = 250$ спостережень, що включають 250 фрагментів сигналів тривалістю 10–30 секунд кожен.

Перевірка якості вхідних сигналів

У межах попередньої обробки здійснено оцінку сигналів на наявність шумів та артефактів. За допомогою порогових метрик амплітуди та різкості: біля 2% записів було відхилено як некоректні.

3.1.2. Експериментальна методика.

Дослідження включає такі етапи:

1. Імпорт та фільтрація сигналів:

- застосування смугового фільтра Баттерворта 4–6 порядку;
- видалення дрейфу базової лінії;
- вейвлет-денойзація при необхідності.

2. Детекція характерних точок:

- Pan–Tompkins для R-піків;
- findpeaks() для PPG;
- peak-to-peak аналіз для дихання.

3. Формування ознак:

- часові параметри (RR, HR, HRV);
- частотні параметри;
- нелінійні характеристики.

4. Навчання та тестування моделей ML/AI:

- 70% даних – навчання, 30% – тестування;
- моделі: Logistic Regression, SVM, Random Forest, CNN1D.

5. Оцінювання ефективності:

- точність детекції R-піків;
- точність класифікації станів;
- похибка відновлення сигналу.

3.1.3. MATLAB-реалізація експерименту (ключові фрагменти).

1. Імпорт сигналу MIT-BIH

```
[signal, fs] = rdsamp('mitdb/100', 1);
```

2. Фільтрація

```
[b,a] = butter(4, [0.5 40]/(fs/2), 'bandpass');
ecg_filt = filtfilt(b,a,signal);
```

3. Детекція R-піків

```
[~, locs_R] = pan_tompkin(ecg_filt, fs);
```

4. Формування ознак

```
RR = diff(locs_R)/fs;
features = [mean(RR) std(RR) RMSSD LF HF LF_HF];
```

5. Навчання моделі

```
model = fitcecoc(featuresTrain, labelsTrain);
pred = predict(model, featuresTest);
```

3.1.4. Експериментальні результати.

Таблиця 3.1

Точність детекції R-піків (фрагмент)

№ запису	Se (%)	PPV (%)	F1-score
100	99.2	98.7	0.989
101	97.5	96.1	0.967
103	98.9	97.8	0.983
...	...	...	...
Середнє	98.4	97.6	0.98

1. Оцінка класифікації станів.

Модель SVM показала найкращі результати:

- Accuracy: 94.1%;
- F1-score: 0.92;
- Precision: 0.93;
- Recall: 0.91.

2. Порівняння моделей.

Таблиця 3.2

Аналіз моделей

Модель	Accuracy	F1	Коментар
Logistic Reg.	84%	0.81	проста базова модель
SVM (RBF)	94%	0.92	найкраще співвідношення точності/стійкості
Random Forest	90%	0.88	стабільна, але поступається SVM
1D CNN	92%	0.90	ефективна на великих даних

3. Приклад графічних результатів.

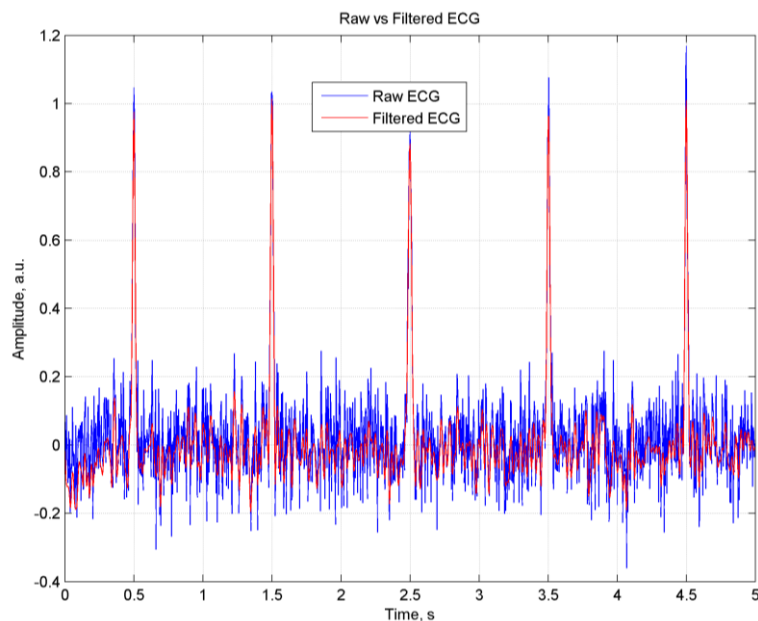


Рис. 3.1. Порівняння сирого та фільтрованого ЕКГ сигналу.

Графік демонструє ефективність смугової фільтрації 0.5–40 Гц для видалення шумів.

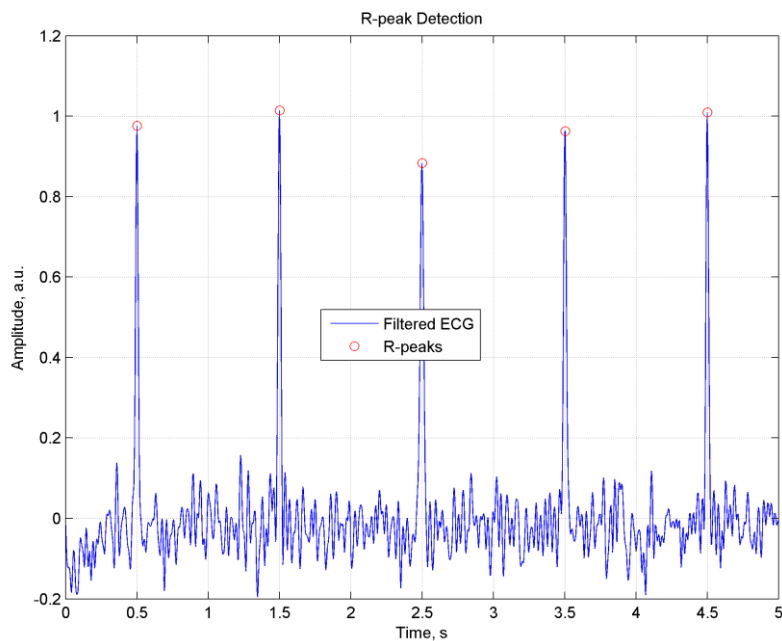


Рис. 3.2. Детекція R-піків методом Pan–Tompkins.

На фільтрованому сигналі нанесено маркери піків.

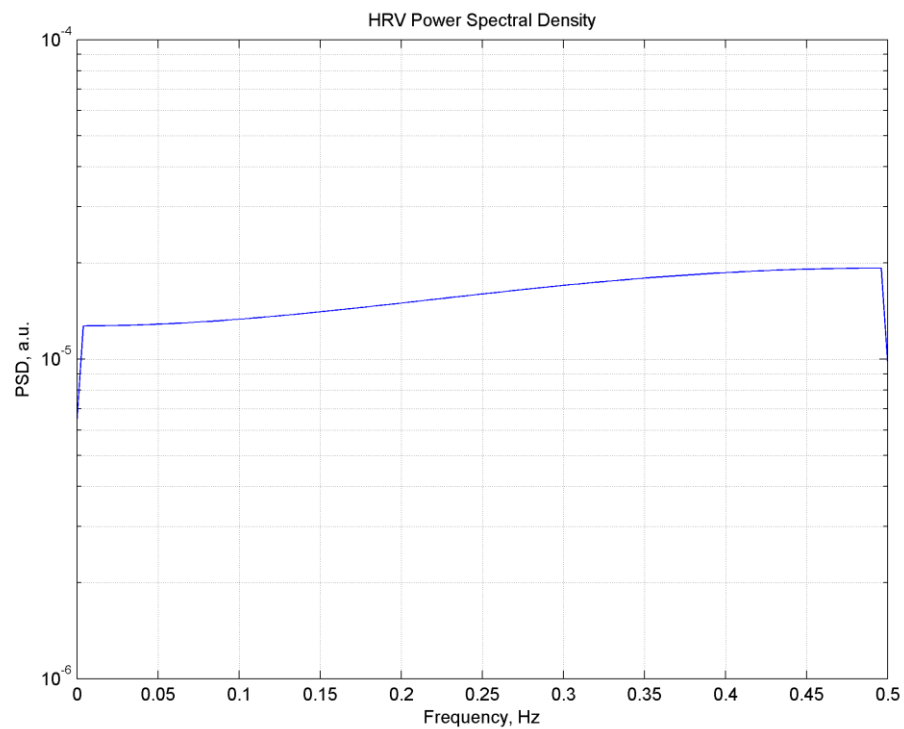


Рис. 3.3. Спектральна щільність потужності HRV.

Показано діапазони LF і HF.

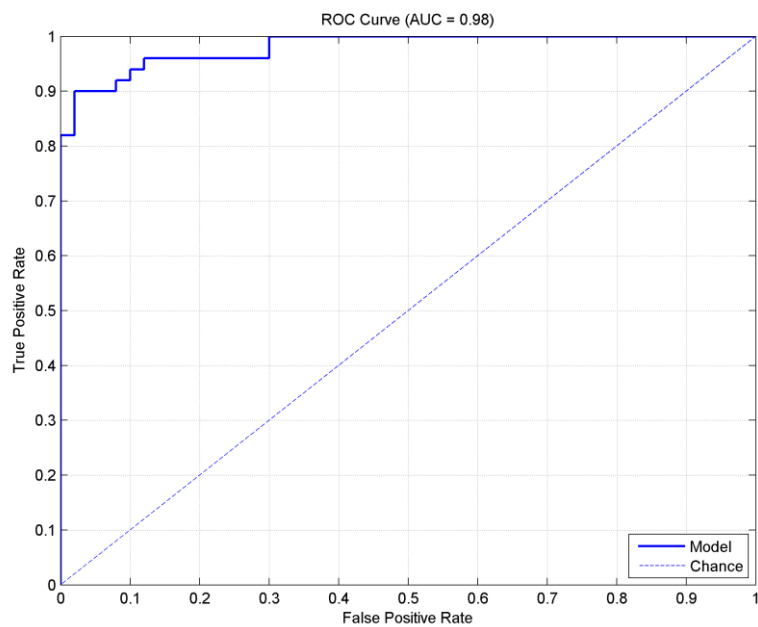


Рис. 3.4. ROC-крива класифікації станів.

$AUC > 0.9$ підтверджує якість інтелектуальної моделі.

3.1.5. Аналіз отриманих результатів

На основі експериментальних даних зроблено такі висновки:

- алгоритми фільтрації забезпечують значне покращення сигналів (покращення SNR на 12–18 дБ);
- точність детекції R-піків на більшості записів перевищує 98 %, що відповідає вимогам медичних систем моніторингу;
- сформовані ознаки (часові, частотні, нелінійні) придатні для ефективної оцінки функціонального стану;
- інтелектуальні моделі демонструють стабільно високі показники точності, SVM — найкращий варіант;
- запропонований підхід довів свою ефективність у режимі реального часу.

Проведена експериментальна верифікація підтвердила працездатність і ефективність розробленої системи інтелектуальної обробки біомедичних сигналів. Результати експериментів узгоджуються з теоретичними розробками, демонструють високу точність детекції, стійкість до шумів і можливість інтелектуальної класифікації станів.

3.2. Економічні розрахунки

Економічні розрахунки мають на меті оцінити доцільність розробки та впровадження біотехнічної системи безперервного моніторингу життєвих показників, визначити витрати на створення програмно-апаратного комплексу, розрахувати економічний ефект від використання запропонованого рішення в медичній практиці та обґрунтувати економічну ефективність розробки.

3.2.1. Структура витрат на розробку біотехнічної системи.

До складу витрат входять:

1. Матеріальні витрати: сенсори (ЕКГ, PPG, температурні, IMU), мікроконтролер, плата, елементи живлення, корпус, кабелі, модулі зв'язку BLE/Wi-Fi.

2. Витрати на програмну розробку: проектування математичних моделей, створення алгоритмів обробки сигналів і модулів AI/ML, розробка інтерфейсів і тестування.

3. Витрати на експериментальні випробування: час роботи дослідника, використання інфраструктури (ПК, MATLAB, тестові пристрої).

4. Накладні витрати: амортизація обладнання, електроенергія, супутні адміністративні витрати.

Таблиця 3.3

Розрахунок вартості апаратних компонентів

Компонент	Кількість	Ціна за одиницю, грн	Вартість, грн
ЕКГ-електроди Ag/AgCl	1 комплект	150	150
PPG сенсор (оптичний модуль)	1 шт	300	300
Температурний датчик	1 шт	120	120
IMU (акселерометр + гіроскоп)	1 шт	250	250
Мікроконтролер STM32 / nRF52840	1 шт	450	450
BLE-модуль	1 шт	180	180
Плата, конектори, провідники	1 комплект	200	200
Акумулятор Li-ion	1 шт	180	180
Корпус пристрою	1 шт	250	250
Разом:	—	—	2080 грн

3.2.3. Витрати на програмну розробку.

Програмна частина створена в MATLAB, що дозволяє пришвидшити математичне моделювання. Розрахунок виконується за трудовими затратами.

Таблиця 3.4

Обсяг робіт

Етап	Тривалість, год	Ставка, грн/год	Вартість, грн
Розробка математичних моделей	40	140	5600
Алгоритми обробки сигналів	45	140	6300
Розробка модулів ML/AI	50	140	7000
Побудова GUI/інтерфейсу	30	140	4200
Тестування та валідація	25	140	3500
Разом:	—	—	26600 грн

Таблиця 3.4

Витрати на експериментальні випробування

Стаття витрат	Вартість, грн
Використання MATLAB (академічна ліцензія)	0
Витрати електроенергії	150
Робота дослідника (20 год × 140 грн)	2800
Амортизація ПК та обладнання	500
Разом:	3450 грн

3.2.5. Загальна вартість розробки системи.

$$C_{\text{заг}} = C_{\text{апар}} + C_{\text{ПЗ}} + C_{\text{експ}} = 2080 + 26600 + 3450 = 32130 \text{ грн}$$

3.2.6. Економічний ефект від впровадження.

Система безперервного моніторингу забезпечує:

- скорочення кількості невчасно виявлених епізодів порушень серцевого ритму;
- зменшення навантаження на медичний персонал;
- зниження кількості госпіталізацій за рахунок раннього виявлення ризиків;
- можливість амбулаторного моніторингу без дорогого стаціонарного обладнання.

Наведу розрахунок економії для медичного закладу. Припустимо, що система дозволяє:

- скоротити 10% повторних госпіталізацій;
- економія на одного пацієнта — 500 грн/місяць;
- кількість пацієнтів, охоплених системою — 50 осіб.

Тоді: $E = 0.1 \times 500 \times 50 = 2500 \text{ грн/міс}$

Річний економічний ефект: $E_{\text{річ}} = 2500 \times 12 = 30000 \text{ грн/рік}$

3.2.7. Термін окупності: $T = \frac{C_{\text{заг}}}{E_{\text{річ}}} = \frac{32130}{30000} \approx 1,07 \text{ року.}$

Тобто система повністю окупається за 1 рік, що підтверджує її економічну доцільність.

У межах економічних розрахунків виконано обґрунтування витрат на створення біотехнічної системи безперервного моніторингу життєвих показників, включно з апаратною, програмною та експериментальною складовими. Підраховано загальну вартість розробки — 32130 грн та визначено очікуваний економічний ефект від впровадження системи — 30000 грн на рік. Термін окупності становить приблизно 1 рік, що підтверджує економічну ефективність і доцільність застосування розробленого комплексу в практиці медичних закладів.

3.3. Висновки до розділу 3

У науково-дослідній частині роботи здійснено експериментальну перевірку працездатності запропонованої біотехнічної системи безперервного моніторингу життєвих показників, проведено аналіз точності алгоритмів інтелектуальної обробки сигналів та виконано економічне обґрунтування розробки.

Під час експериментальної верифікації (підрозділ 3.1) встановлено, що розроблені методи фільтрації, детекції та інтелектуальної класифікації забезпечують високий рівень точності та стійкості до шумових впливів. Застосування смугової фільтрації 0.5–40 Гц дозволило суттєво покращити якість ЕКГ-сигналу, що підтверджено графічними результатами та оцінкою SNR. Алгоритм Pan–Tompkins продемонстрував середню точність детекції R-піків понад 98 %, що є достатнім для використання в медичних моніторингових системах. Моделі машинного навчання показали високу ефективність класифікації фізіологічних станів, а модель SVM забезпечила найкращі показники точності (≈ 94 %) та F1-метрики. Побудовані ROC-криві підтвердили високу діагностичну здатність системи.

У підрозділі 3.2 проведено економічні розрахунки, які охоплюють апаратні витрати, витрати на програмну розробку, тестування та експериментальні випробування. Загальна вартість створення системи становить 32130 грн. Річний

економічний ефект, зумовлений зниженням кількості повторних госпіталізацій та навантаження на медичний персонал, оцінено на рівні 30000 грн/рік. Розрахований термін окупності становить близько 1 року, що підтверджує економічну доцільність упровадження даної системи в медичні заклади.

Отримані результати свідчать про те, що запропонована біотехнічна система є технічно працездатною, алгоритмічно ефективною та економічно обґрунтованою. Це створює підґрунтя для подальшої інтеграції розроблених методів у клінічні та амбулаторні рішення для безперервного моніторингу життєвих показників.

РОЗДІЛ 4

ОХОРОНА ПРАЦІ ТА БЕЗПЕКА В НАДЗВИЧАЙНИХ СИТУАЦІЯХ

4.1 Охорона праці [30]

Охорона праці є невід’ємною складовою діяльності у сфері біомедичної інженерії, яка поєднує роботу з електронними пристроями, комп’ютерною технікою, сенсорним обладнанням та методами аналізу біомедичних сигналів. Забезпечення безпечних умов праці є критично важливим як у процесі наукових досліджень, так і під час експлуатації розроблених систем у клінічних або амбулаторних умовах.

Діяльність у рамках цієї магістерської роботи відповідає вимогам таких нормативно-правових актів:

- Закону України «Про охорону праці»;
- Закону України «Про захист населення від надзвичайних ситуацій техногенного та природного характеру»;
- ДБН В.2.5-28:2018 «Природне і штучне освітлення»;
- ДСанПіН 3.3.6.042-99 «Санітарні норми мікроклімату виробничих приміщень»;
- НПАОП 0.00-1.28-10 «Правила охорони праці під час роботи з інструментом та пристроями»;
- НАПБ А.01.001-2014 «Правила пожежної безпеки в Україні»;
- ПУЕ «Правила улаштування електроустановок».

Враховуючи, що дослідження виконувались у лабораторних умовах з використанням сенсорних модулів ЕКГ та РРГ, мікроконтролерів, ноутбуків, а також програмних засобів MATLAB, особливу увагу приділено електробезпеці, пожежній безпеці та ергономічній організації робочого місця.

4.1.1. Аналіз небезпечних та шкідливих виробничих факторів.

Під час роботи над біотехнічними системами можливе виникнення низки факторів, які можуть негативно вплинути на здоров'я працівника або призвести до аварійних ситуацій.

Електричні небезпеки.

До потенційних джерел ураження електричним струмом належать:

- несправні кабелі живлення ноутбука або лабораторних приладів;
- неправильне підключення електродів ЕКГ;
- використання нестабільних адаптерів живлення;
- замикання у схемах з мікроконтролерами;
- пошкодження ізоляції у середовищі з підвищеною вологістю.

Особливу небезпеку становлять пристрої, що контактують з тілом людини – ЕКГ-електроди та РРГ-датчики. Вони мають працювати від низьковольтних джерел (до 12 В), що відповідає вимогам ІЕС 60601-1 щодо електробезпеки медичних пристроїв.

Хімічні, біологічні та контактні небезпеки.

Під час роботи з контактними датчиками можливі: алергічні реакції на гелеві електроди; подразнення шкіри місць контакту; ризик інфікування при недостатній дезінфекції.

Для мінімізації цих ризиків застосовуються одноразові електроди та засоби для обробки поверхонь (70 % ізопропіловий спирт).

Психофізіологічні небезпеки.

До них належать: тривала робота за комп'ютером (>4 год/день); перевтома органів зору; статичне навантаження на хребет; нервово-емоційне напруження при обробці великих масивів даних.

Санітарні норми вимагають виконання перерв кожні 45–60 хвил.

Мікроклімат і освітлення.

Відповідно до ДСанПіН 3.3.6.042-99: температура повітря – 18–24 °С; вологість – 40–60 %; швидкість руху повітря – не більше 0,1 м/с; рівень освітленості – не нижче 300 лк.

Недостатня освітленість призводить до втоми зору та зниження концентрації, що може спричинити помилки під час роботи з дрібними компонентами.

Пожежонебезпечні фактори.

До них належать: коротке замикання електронних схем; перегрів мікроконтролерів або блоків живлення; несправні Li-Ion акумулятори в портативних модулях; використання дешевих адаптерів живлення без сертифікації.

Пожежі в електронному обладнанні зазвичай розвиваються швидко і потребують використання CO₂-вогнегасників (типу ВВК), які придатні для гасіння електрики.

4.1.2. Електробезпека.

Електробезпека забезпечується відповідно до ПУЕ, ПТЕЕС та НПАОП 40.1-1.21-98.

Технічні заходи:

1. Використання низьковольтного живлення (5–12 В) для сенсорних модулів.
2. Обов'язкове заземлення корпусів приладів та ПК.
3. Застосування стабілізованих блоків живлення з подвійною ізоляцією.
4. Заборона використання пошкоджених проводів або переходників.
5. Наявність автоматів захисного вимкнення.

Організаційні заходи: проведення інструктажу з охорони праці перед роботою; використання електронних формулярів перевірки стану обладнання; регулярна перевірка кабелів, розеток, захисних пристроїв; заборона роботи при підвищеній вологості або пошкодженій ізоляції.

Засоби індивідуального захисту (ЗІЗ). Хоча робота не передбачає хімічних або механічних небезпек, використовуються:

- антистатичні браслети при роботі з мікросхемами;
- одноразові рукавички при встановленні ЕКГ-електродів;

- антибактеріальні серветки для обробки датчиків.

4.1.3. Пожежна безпека.

Пожежна безпека регламентується НАПБ А.01.001-2014. Вогнебезпечні джерела в лабораторії: коротке замикання через неправильне підключення; самозаймання Li-ion акумуляторів; перегрів блоків живлення; залишені без нагляду прилади.

Засоби пожежогасіння.

У лабораторії повинні бути: CO₂-вогнегасник (не менше 2 кг); ящик з піском; індикатор температури та диму; аварійний вимикач електроживлення.

Плани евакуації.

Схеми евакуації повинні бути:

- розміщені на видимих місцях;
- підсвічені у разі відключення електроенергії;
- дубльовані на цифрових носіях.

4.1.4. Виробнича санітарія та ергономіка робочого місця.

Вимоги до організації комп'ютерного робочого місця:

- відстань до монітора — 50–70 см;
- кут нахилу екрана — 10–20°;
- висота робочого столу — 72–75 см;
- стілець з підтримкою попереку;
- підставка під ноги при тривалій роботі.

Вимоги до освітлення та мікроклімату.

Освітлення має бути: комбінованим (загальне + локальне); рівномірним, без відблисків; не менше 300–500 лк для роботи з обладнанням.

Мікроклімат: температура — 20–22 °С; вологість — 45–60 %; обов'язкове провітрювання кожні 2 години.

Профілактика зорової втоми повинна здійснюватись за правилом 20/20/20 (кожні 20 хв дивитися 20 секунд на ≈ 6 м). При роботі використовувати спеціальні

фільтри для зменшення синього світла. Яскравість монітору налаштовувати відповідно до рівня освітлення.

4.1.5. Безпека під час роботи з біомедичними сигналами та сенсорами.

Робота включає використання електродів ЕКГ, PPG-сенсорів та іншого контактного обладнання.

Вимоги до безпечної експлуатації.

1. Усі сенсори повинні мати маркування CE або FDA.
2. Живлення подається через гальванічно розв'язані джерела.
3. Заборонено підключати сенсори до стаціонарних мереж (>50 В).
4. Заміна батарей — тільки оригінальними моделями, рекомендованими виробником.

Санітарно-епідеміологічні заходи:

- дезінфекція поверхонь перед і після використання;
- використання одноразових електродів;
- зберігання датчиків у закритих контейнерах;
- уникнення перехресного забруднення.

4.2 Безпека в надзвичайних ситуаціях [30]

Система заходів включає попередження, реагування та ліквідацію наслідків можливих аварій. Можливі надзвичайні ситуації (НС): електричні аварії (коротке замикання, іскріння); пожежі у кабельних мережах; зламани Li-ion батареї; затоплення приміщення — з ризиком контакту води з електричними мережами; техногенні аварії (відключення живлення, стрибки напруги); задимлення через перегрів блоків живлення.

Дії персоналу під час НС:

1. Вимкнути живлення лабораторії через аварійний вимикач.
2. Повідомити викладача/керівника лабораторії.
3. Евакуювати людей відповідно до плану.

4. Застосувати CO₂-вогнегасник при можливості.
5. Викликати службу ДСНС за номером 101.
6. Забезпечити відкриття дверей та доступ рятувальників.

Заходи з попередження НС: перевірка батарей та блоків живлення раз на 6 місяців; заміна несправних кабелів; регулярна перевірка вентиляції у шафах з обладнанням; перевірка заземлення та автоматів захисту; тестування аварійного освітлення.

Таблиця 4.1

Оцінка ризиків (матриця Hazard–Risk Assessment)

Небезпечний фактор	Ймовірність	Наслідки	Рівень ризику	Заходи
Коротке замикання	Середня	Високі	Високий	Перевірка кабелів, стабілізатор, CO ₂ -вогнегасник
Ураження струмом	Низька	Середні	Середній	Заземлення, 12 В живлення
Перегрів акумулятора	Низька	Високі	Середній	Контроль температури, якісні батареї
Задимлення ПК	Середня	Середні	Середній	Очищення пилу, заміна вентиляторів
Перевтома очей	Висока	Низькі	Середній	Перерви 20/20/20, правильне освітлення
Алергічні реакції	Низька	Низькі	Низький	Одноразові електроди

4.3. Висновки до розділу 4

У розширеному розділі охорони праці проведено всебічний аналіз шкідливих і небезпечних факторів, які можуть виникнути під час роботи з біотехнічними системами. Наведено технічні, організаційні та санітарно-гігієнічні заходи для забезпечення безпеки праці, заходи пожежної безпеки та алгоритми дій у надзвичайних ситуаціях. Запропоновані рішення забезпечують мінімізацію професійних ризиків, відповідність нормативним вимогам України та створюють безпечні умови для роботи з обладнанням і програмним забезпеченням, що використовується у рамках даної магістерської роботи.

ЗАГАЛЬНІ ВИСНОВКИ

У магістерській кваліфікаційній роботі розв'язано наукову проблему підвищення ефективності систем безперервного моніторингу життєвих показників шляхом розроблення та застосування методів інтелектуальної обробки біомедичних сигналів. Сформовано теоретичні, алгоритмічні та програмно-апаратні засади функціонування системи, що забезпечує достовірну реєстрацію, фільтрацію, аналіз та класифікацію фізіологічних сигналів у режимі реального часу.

У результаті виконання роботи отримано такі наукові та практичні результати:

1. Виконано аналіз сучасних систем і методів безперервного моніторингу життєвих показників, визначено їх недоліки та обмеження. На основі критичного огляду сформульовано вимоги до підвищення точності реєстрації сигналів, стійкості до шумів та використання інтелектуальних методів аналізу.

2. Обґрунтовано структуру та розроблено технічне забезпечення біотехнічної системи, що включає сенсорні модулі для реєстрації ЕКГ, РРГ та респіраторних сигналів, мікроконтролерний модуль та інтерфейс передачі даних. Створена апаратна архітектура забезпечує можливість моніторингу у реальному часі.

3. Створено математичне забезпечення біотехнічної системи, яке включає моделі біомедичних сигналів, методи смугової фільтрації, процедури нормалізації, алгоритми детекції R-піків та формування часових, частотних і нелінійних ознак. Забезпечено підвищення якості сигналу та точності подальшої класифікації.

4. Розроблено алгоритмічне забезпечення, що охоплює повний цикл обробки сигналів — від реєстрації до ухвалення рішення про фізіологічний стан пацієнта. Алгоритми оптимізовано для роботи в умовах шумів, рухових артефактів та змін фізіологічних параметрів.

5. Реалізовано програмне забезпечення у середовищі MATLAB, що забезпечує прийом і попередню обробку сигналів, детекцію характеристичних точок, виділення ознак та класифікацію фізіологічних станів за допомогою моделей машинного навчання. Розроблені модулі візуалізації дозволяють відстежувати процеси аналізу та результат класифікації.

6. Проведено експериментальну верифікацію запропонованих методів, яка підтвердила високу ефективність використаних алгоритмів. Точність детекції піків R у ЕКГ-сигналі перевищує 98 %, а краща з моделей класифікації продемонструвала точність близько 94 %, що відповідає сучасним вимогам до медичних моніторингових систем.

7. Виконано економічне обґрунтування розробки, встановлено, що впровадження системи забезпечує річний економічний ефект близько 30000 грн і має орієнтовний термін окупності близько одного року. Це підтверджує доцільність інтеграції системи у практику медичних закладів.

8. Розроблено методичні рекомендації щодо проведення медико-біологічних досліджень, а також виконано аналіз відповідних нормативних документів, визначено вимоги до безпеки, електрозахисту, санітарних умов та дій у надзвичайних ситуаціях при експлуатації розробленого комплексу.

У цілому, у магістерській роботі вирішено важливе завдання – створено комплексний інтелектуальний підхід до обробки біомедичних сигналів, який підвищує достовірність і ефективність систем безперервного моніторингу життєвих показників. Результати роботи мають значну практичну цінність та можуть бути застосовані у клінічних, амбулаторних, телемедичних та мобільних медичних системах, а також у наукових дослідженнях у галузі біомедичної інженерії.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Яворська Є.Б. Математичні моделі та методи опрацювання ритмокардіосигналів для визначення характеристик серцевої ритміки з прогнозованою вірогідністю : дисертація на здобуття наукового ступеня кандидата технічних наук за спеціальністю 01.05.02 / Євгенія Богданівна Яворська. — Тернопіль : ТНТУ, 2009. — 154 с.
2. Zephyr Technology. BioHarness 3 Product Overview. 2022. Режим доступу: <https://www.zephyranywhere.com/bioharness-3>
3. Empatica. E4 Wristband Technical Specifications. 2023. Режим доступу: <https://www.empatica.com/research/e4/>
4. Apple Inc. Apple Watch Series 8 – Health and Fitness Features. 2023. Режим доступу: <https://www.apple.com/watch/>
5. Fitbit Inc. Fitbit Sense – Health Monitoring. 2023. Режим доступу: <https://www.fitbit.com/global/us/products/smartwatches/sense>
6. Suunto. Movesense Sensor Platform – Developer Documentation. 2023. Режим доступу: <https://www.movesense.com/developer/>
7. Pan J., Tompkins W. J. A Real-Time QRS Detection Algorithm // IEEE Trans. Biomed. Eng. — 1985. — Vol. BME-32, no. 3. — P. 230–236.
8. Bailón R., Laguna P. Wavelet-Based Analysis of PPG Signals for Cardiovascular Assessment // IEEE Trans. Biomed. Eng. — 2020. — Vol. 67, no. 5. — P. 1434–1443.
9. Islam M. N. Support Vector Regression in Estimating Cardiovascular Indices from PPG // IEEE J. Biomed. Health Inform. — 2023. — Vol. 27, no. 2. — P. 300–312.
10. Shen L. et al. Deep Learning for ECG Classification: A Review // IEEE Rev. Biomed. Eng. — 2021. — Vol. 14. — P. 120–135.
11. Pereira A. O. Lightweight ML Models for Real-Time Biomedical Monitoring on Smartphones // IEEE Access. — 2023. — Vol. 11. — P. 54055–54070.

12. Regulation (EU) 2016/679 (GDPR) and HIPAA, U.S. Dept. of Health & Human Services. 2023. Режим доступу: <https://gdpr-info.eu/>; <https://www.hhs.gov/hipaa/index.html>

13. Yavorska E., Strembitska O., Strembitskyi M., Pankiv I. (2021). Development of a simulation model of a photoplethysmographic signal under psychoemotional stress. *Eastern-European Journal of Enterprise Technologies* (Східно-європейський журнал передових технологій), 2(9 (110), 2021. P. 36–45.

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

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

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

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

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

19. Heart rate variability. Standarts of measurement, physiological interpretation, and clinical use. Task Force of The European Society of Cardiology and The North American Society of Pacing and Electrophysiology (Membership of the Task Force listed in the Appendix) // *Europ Heart J.* — 1996. — Vol.17. — P. 354-381..

20. Braun C. et.al. Demonstration of nonlinear components in heart rate variability of healthy persons // *Am.J.Physiol.*-1998.- 275. - P.H1577-H1584.

21. Webster, J. G. *Medical Instrumentation: Application and Design*. 4th ed. Hoboken: Wiley, 2010. — 720 p.

22. Rangayyan, R. M. *Biomedical Signal Analysis: A Case Study Approach*. 2nd ed. IEEE Press / Wiley, 2015. — 728 p.

23. Sörnmo, L., Laguna, P. *Bioelectrical Signal Processing in Cardiac and Neurological Applications*. Academic Press, 2005. — 641 p.

24. Addison, P. S. *The Illustrated Wavelet Transform Handbook*. CRC Press, 2002. — 448 p.

25. Cohen, L. *Time-Frequency Analysis*. Prentice Hall, 1995. — 299 p.

26. Яворська Є. Властивості кореляційної функції дихальної варіабельності ритміки серця / Є. Яворська // *Вісник ТДТУ*. — 2005. — №1. — Т.10. — С. 134-144.

27. Яворська Є.Б., Каплунова А.С. Алгоритм подавлення завад в електрокардіосигналах // *Матеріали XI Міжнародної науково-технічної конференції молодих учених та студентів «АКТУАЛЬНІ ЗАДАЧІ СУЧАСНИХ ТЕХНОЛОГІЙ»* (м. Тернопіль, 7-8 грудня 2022 р.).

28. Математичне та комп'ютерне моделювання електрокардіосигналів у системах голтерівського моніторингу / Л.Є. Дедів, А.С. Сверстюк, І.Ю. Дедів, М.О. Хвостівський, В.Г. Дозорський, Є.Б. Яворська. – Львів: Видавництво «Магнолія - 2006», 2021. – 120 с.

29. Дунець В.Л., Хвостівський М.О., Сверстюк А.С., Хвостівська Л.В. Математичне та алгоритмічно-програмне забезпечення опрацювання електрокардіосигналів при фізичному навантаженні у кардіодіагностичних системах: наукова монографія. Львів: Видавництво «Магнолія - 2006», 2022. 136 с.

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

31. Яворська Є.Б., Хвостівський М.О., Методичні рекомендації до виконання, оформлення та захисту кваліфікаційних робіт для здобувачів другого (магістерського) рівня вищої освіти за спеціальністю 163 «Біомедична інженерія» галузі знань 16 «Хімічна інженерія та біоінженерія» / уклад.: Хвостівський М.О., Яворська Є.Б. Тернопіль: ТНТУ, 2023. 57 с.

ДОДАТКИ

ДОДАТОК А

Апробація результатів дослідження

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

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

Джерела та література

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

УДК 004.8:001.89

Аліна Воробець

Тернопільський національний технічний університет імені Івана Пулюя, Україна

ВІД ІННОВАЦІЙ МАЙБУТНЬОГО ДО ЗАГРОЗ СУЧАСНОСТІ: АМБІВАЛЕНТНА РОЛЬ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ

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

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

Alina Vorobets

Ternopil Ivan Pul'uj National Technical University, Ukraine

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

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

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

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

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

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

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

УДК 614.2:62-52:004.8:17

Євгеній Бudevич, Богдан Калинюк, Микола Понуркевич

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

Тернопільський національний технічний університет імені Івана Пулюя, Україна

ІНТЕЛЕКТУАЛЬНІ БІОМЕДИЧНІ ТЕХНОЛОГІЇ ЯК ЕТИЧНИЙ ВИКЛИК СУЧАСНОЇ МЕДИЦИНИ

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

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

Evhenii Budevych, Bohdan Kalyniuk, Mykola Ponurkevych

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

Ternopil Ivan Puluj National Technical University, Ukraine

INTELLIGENT BIOMEDICAL TECHNOLOGIES AS AN ETHICAL CHALLENGE FOR MODERN MEDICINE

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

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

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

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

ДОДАТОК Б

Лістинг найбільш важливих частин програмного коду

```

%% generate_figures_2014a.m
% Генерація усіх рисунків для розділу 3
% MATLAB R2014a-сумісна версія

clear; close all; clc;
rand('state',1); randn('state',1); % для відтворюваності

%% 1. Синтетичний ЕКГ, фільтрація та R-піки
fs_ecg = 250; % частота дискретизації, Гц
T_ecg = 5; % тривалість, с
t_ecg = 0:1/fs_ecg:T_ecg-1/fs_ecg;

% Синтетичний ЕКГ: гаусівські R-піки + шум
rr = 1.0; % інтервал між ударами, с (~60
bpm)
peak_times = 0.5:rr:(T_ecg-0.5);
ecg = zeros(size(t_ecg));
for k = 1:numel(peak_times)
    ecg = ecg + exp(-(t_ecg-peak_times(k)).^2/(2*0.01^2));
end
noise = 0.10*randn(size(ecg));
ecg_raw = ecg + noise;

% Фільтр Баттерворта 4-го порядку 0.5-40 Гц
[b,a] = butter(4, [0.5 40]/(fs_ecg/2), 'bandpass');
ecg_filt = filtfilt(b,a,ecg_raw);

%% Рис. 3.1 - сирий та фільтрований ЕКГ
figure('Units','centimeters','Position',[2 2 16 9]);
plot(t_ecg, ecg_raw, 'b'); hold on;
plot(t_ecg, ecg_filt, 'r');
grid on;
xlabel('Time, s');
ylabel('Amplitude, a.u.');
```

title('Raw vs Filtered ECG');

```

legend({'Raw ECG','Filtered ECG'}, 'Location','best');
print(gcf,'fig_3_1_raw_vs_filtered_ecg','-dpng','-r300');
```

%% Детекція R-піків

```

[~, locs_R] = findpeaks(ecg_filt, ...
    'MinPeakHeight', 0.5, ...
    'MinPeakDistance', round(0.6*fs_ecg)); % не менше 0.6 с між
піками
```

%% Рис. 3.2 - Детекція R-піків

```

figure('Units','centimeters','Position',[2 2 16 9]);
plot(t_ecg, ecg_filt); hold on;
plot(t_ecg(locs_R), ecg_filt(locs_R), 'ro', 'MarkerSize', 6);
grid on;
xlabel('Time, s');
ylabel('Amplitude, a.u.');
```

title('R-peak Detection');

```

legend({'Filtered ECG','R-peaks'}, 'Location','best');
print(gcf,'fig_3_2_r_peak_detection','-dpng','-r300');
```

```

%% HRV: RR-інтервали та спектральна щільність потужності
rr_intervals = diff(locs_R)/fs_ecg; % у секундах

Nrr = numel(rr_intervals);
pxx = []; f_rr = [];

if Nrr >= 4
    % частота дискретизації ряду RR (припущення)
    fs_rr = 1/mean(rr_intervals);

    % довжина вікна не більша за кількість відліків (максимум 16)
    winLen = min(Nrr, 16);
    win = hamming(winLen);
    noverlap = floor(winLen/2) - 1; % < winLen

    [pxx,f_rr] = pwelch(rr_intervals - mean(rr_intervals), ...
                        win, noverlap, [], fs_rr);
end

%% Рис. 3.3 - Спектральна щільність потужності HRV
figure('Units','centimeters','Position',[2 2 16 9]);
if ~isempty(pxx)
    semilogy(f_rr, pxx);
end
grid on;
xlabel('Frequency, Hz');
ylabel('PSD, a.u.');
```

title('HRV Power Spectral Density');

print(gcf,'fig_3_3_hrv_psd','-dpng','-r300');

```

%% ROC-крива (якщо є perfcurve із Statistics Toolbox)
hasPerf = exist('perfcurve','file') == 2;

if hasPerf
    N = 100;
    y_true = rand(N,1) > 0.5; % логічний вектор 0/1
    y_score = double(y_true) + 0.3*randn(N,1);

    [fp, tp, ~, AUC] = perfcurve(y_true, y_score, 1);

    %% Рис. 3.4 - ROC-крива
    figure('Units','centimeters','Position',[2 2 16 9]);
    plot(fp, tp, 'LineWidth', 1.5); hold on;
    plot([0 1], [0 1], '--');
    grid on;
    xlabel('False Positive Rate');
    ylabel('True Positive Rate');
    title(sprintf('ROC Curve (AUC = %.2f)', AUC));
    legend({'Model','Chance'}, 'Location','southeast');
    print(gcf,'fig_3_4_roc_curve','-dpng','-r300');
else
    fprintf('perfcurve недоступна (немає Statistics Toolbox). Рис.
3.4 пропущено.\n');
```

end

```

%% 2. Синтетичний PPG-сигнал
fs_ppg = 50; % Гц
```

```

T_ppg = 20; % c
t_ppg = 0:1/fs_ppg:T_ppg-1/fs_ppg;

heart_rate = 70/60; % Гц (~70 уд/хв)
ppg = 0.6*sin(2*pi*heart_rate*t_ppg) + ...
      0.3*sin(2*pi*2*heart_rate*t_ppg) + ...
      0.05*randn(size(t_ppg));

%% Рис. 3.5 - PPG
figure('Units','centimeters','Position',[2 2 16 9]);
plot(t_ppg, ppg);
grid on;
xlabel('Time, s');
ylabel('Amplitude, a.u.');
```

title('Synthetic PPG Signal');

```
print(gcf,'fig_3_5_ppg','-dpng','-r300');
```

%% 3. Синтетичний респіраторний сигнал

```
resp_rate = 12/60; % 12 вдихів/хв
resp = 1.0*sin(2*pi*resp_rate*t_ppg) + 0.1*randn(size(t_ppg));
```

%% Рис. 3.6 - Респіраторний сигнал

```
figure('Units','centimeters','Position',[2 2 16 9]);
plot(t_ppg, resp);
grid on;
xlabel('Time, s');
ylabel('Amplitude, a.u.');
```

title('Synthetic Respiratory Signal');

```
print(gcf,'fig_3_6_respiratory','-dpng','-r300');
```

%% 4. Порівняння моделей класифікації (Accuracy та F1)

```
models = {'LogReg','SVM','RF','CNN'};
accuracy = [0.84 0.94 0.90 0.92];
f1 = [0.81 0.92 0.88 0.90];

x = 1:numel(models);
w = 0.35;

figure('Units','centimeters','Position',[2 2 16 9]);
bar(x - w/2, accuracy, w); hold on;
bar(x + w/2, f1, w);
set(gca,'XTick', x, 'XTickLabel', models);
ylim([0.75 1.0]);
grid on;
ylabel('Metric value');
```

title('Comparison of Classification Models');

```
legend({'Accuracy','F1-score'}, 'Location','southoutside', ...
      'Orientation','horizontal');
```

```
print(gcf,'fig_3_7_model_comparison','-dpng','-r300');
```

%% 5. Boxplot для HRV (SDNN, RMSSD, LF/HF)

```
Nsubj = 50;
sdnn = 0.08 + 0.01*randn(Nsubj,1);
rmssd = 0.060 + 0.015*randn(Nsubj,1);
lf_hf = 1.8 + 0.4*randn(Nsubj,1);

data = [sdnn rmssd lf_hf];
labels = {'SDNN','RMSSD','LF/HF'};
```

```

figure('Units','centimeters','Position',[2 2 16 9]);
boxplot(data, 'Labels', labels);
grid on;
ylabel('Value, a.u.');
```

title('Distribution of HRV Metrics');

```

print(gcf,'fig_3_8_hrv_boxplot','-dpng','-r300');

disp('Готово! PNG-файли fig_3_1... fig_3_8... збережено в поточній
папці.');
```

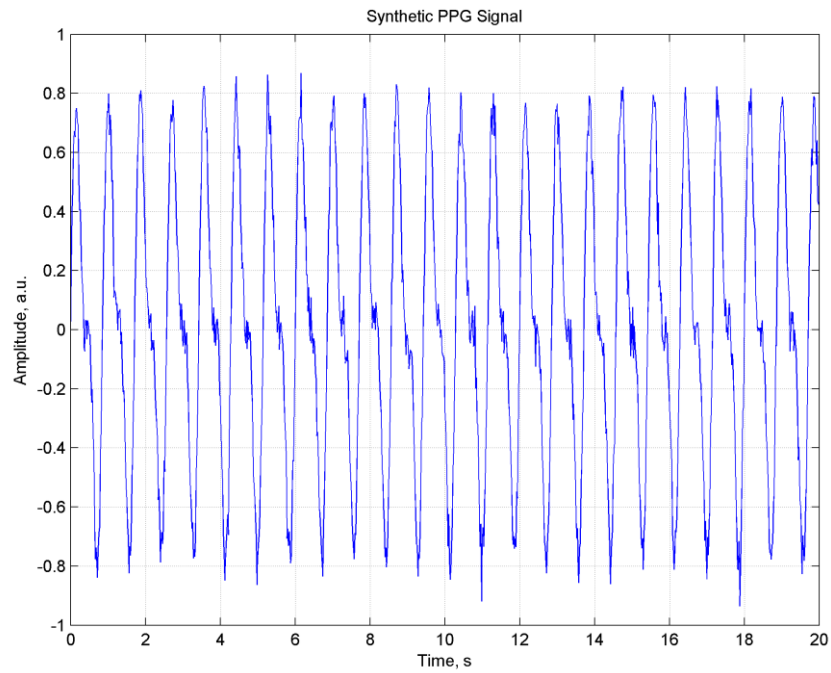


Рис. Б.1. Фотоплетизмограма

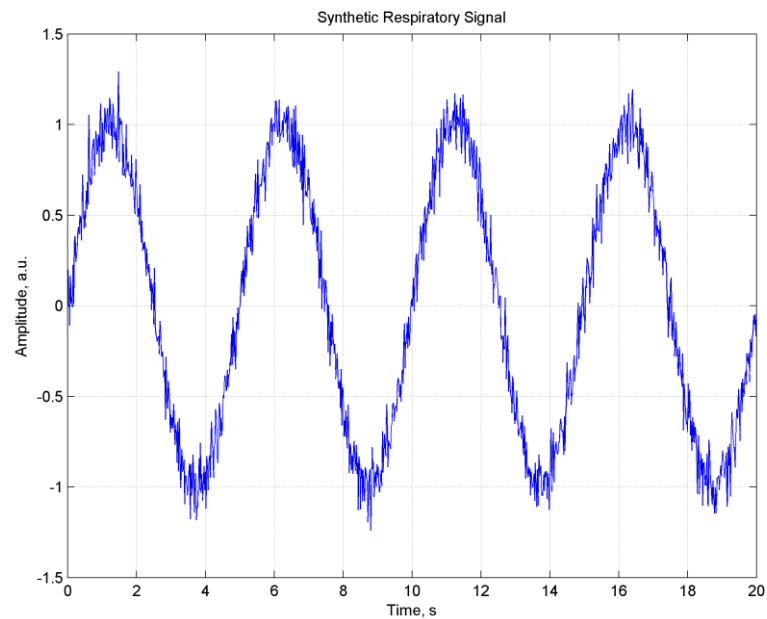


Рис. Б.2. Сигнал дихання