Міністерство освіти і науки України

Харківський національний університет радіоелектроніки

Факультет комп’ютерної інженерії та управління
(повна назва)

Кафедра електронних обчислювальних машин
(повна назва)

КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА

Пояснювальна записка

Рівень вищої освіти другий (магістерський)

Алгоритми виявлення критичних станів здоров’я людини на основі аналізу фізіологічних та візуальних індикаторів
(тема)

Виконав:
здобувач 2 року навчання,
групи СПм-23-4
Євгеній ПЕРЕТЯКА
(власне ім’я, прізвище)

Спеціальність
123 «Комп’ютерна інженерія»
(код і повна назва спеціальності)

Тип програми освітньо-наукова
(освітньо-професійна або освітньо-наукова)

Освітня програма
Системне програмування
(повна назва освітньої програми)

Керівник: ст.викл. Яна НІ
(посада, власне ім’я, прізвище)

Допускається до захисту

Завідувач кафедри ЕОМ _____ Андрій КОВАЛЕНКО
(підпис) (власне ім’я, прізвище)

2025 р.

Харківський національний університет радіоелектроніки

Факультет комп'ютерної інженерії та управління

Кафедра електронних обчислювальних машин

Рівень вищої освіти другий (магістерський)

Спеціальність 123 «Комп'ютерна інженерія»
(код і повна назва)

Тип програми освітньо-наукова
(освітньо-професійна або освітньо-наукова)

Освітня програма Системне програмування
(повна назва)

ЗАТВЕРДЖУЮ:
Зав. кафедри _____
(підпис)
"____" _____ 20___ р.

ЗАВДАННЯ

НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ

здобувачеві Перетяці Євгенію Олександровичу
(прізвище, ім'я, по батькові)

1. Тема роботи Алгоритми виявлення критичних станів здоров'я людини на основі аналізу фізіологічних та візуальних індикаторів

затверджена наказом по університету від "21" квітня 2025 р. № 296Ст

2. Термін подання здобувачем роботи до екзаменаційної комісії 16 червня 2025 р.

3. Вхідні дані до роботи дані з носимих біометричних пристроїв, протоколи передачі даних Bluetooth Low Energy, WI-FI

4. Перелік питань, що потрібно опрацювати у роботі
Огляд проблемної області діагностики критичних станів здоров'я людини
Вибір та обгрунтування методики дослідження
Розробка алгоритмів виявлення критичних станів людини
Проведення емпіричних досліджень
Оформлення матеріалів кваліфікаційної роботи

5. Перелік графічного матеріалу із зазначенням креслеників, схем, плакатів, комп'ютерних ілюстрацій Слайд-презентація – 18 слайдів

6. Консультанти розділів роботи (заповнюється за наявності консультантів згідно з наказом, зазначеним у п.1)

Найменування розділу	Консультант (посада, прізвище, ім'я, по батькові)	Позначка консультанта про виконання розділу	
		підпис	дата

КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

№	Назва етапів роботи	Строк / терміни виконання етапів роботи	Примітка
	Огляд проблемної області діагностики	22.04.25-29.04.25	
	критичних станів здоров'я людини		
	Вибір та обгрунтування методики дослідження	30.04.25-05.05.25	
	Розробка архітектури системи виявлення	06.05.25-09.05.25	
	критичного стану людини		
	Розробка алгоритмів виявлення критичних станів	10.05.25-21.05.25	
	Проведення експериментів	22.05.25-02.06.25	
	Оформлення матеріалів кваліфікаційної роботи	03.06.25-05.06.25	
	Подання кваліфікаційної роботи керівникові та	06.06.25-09.06.25	
	її попередній захист		
	Подання кваліфікаційної роботи на рецензу-	10.06.25-12.06.25	
	вання		

Дата видачі завдання " 21 " квітня 2025 р.

Здобувач _____
(підпис)

Керівник роботи _____ ст.викл. Яна НІ
(підпис) (посада, власне ім'я, прізвище)

РЕФЕРАТ

Пояснювальна записка кваліфікаційної роботи: 95 с., 22 рис., 6 табл., 1 дод., 42 джерела.

КОМП’ЮТЕРНА МЕРЕЖА, ІНТЕРНЕТ, МАРШРУТИЗАТОР, ПРОТОКОЛ, СЕРВЕР, ШЛЮЗ, FIREWALL, WI-FI, WLAN.

Метою кваліфікаційної роботи є розробка інтелектуальної системи виявлення критичних станів здоров’я людини на основі безперервного моніторингу фізіологічних та візуальних показників, що базується на двох алгоритмах часткового моніторингу за станом пацієнта.

Запропонована система AMPA (Adaptive Multi-Modal Physiological analysis) використовується для персоналізованого аналізу біометричних даних з застосуванням методів машинного навчання, забезпечуючи своєчасну ідентифікацію потенційно небезпечних станів здоров’я. Запропонована система включає модулі збору даних від носимих пристроїв, інтелектуального аналізу з використанням методів машинного навчання, та взаємодії з користувачем через веб-інтерфейс і мобільний додаток. Експериментальне тестування підтвердило високу ефективність розробленого методу із досягненням точності 87.3% та зменшенням кількості хибних тривог на 68.4% порівняно з традиційними підходами.

ABSTRACT

Master’s thesis: 95 pages, 22 figures, 6 tables, 1 appendices, 42 sources.

FIREWALL, GATE, INTERNET, PROTOCOL, ROUTER, SERVER, WI-FI, WIRELESS NETWORK, WLAN.

The major goal of this thesis is to develop an intelligent system for detecting critical human health conditions based on continuous monitoring of physiological indicators, which uses the innovative AMPA (Adaptive Multi-Modal Physiological analysis) method for personalized analysis of biometric data using machine learning methods, ensuring timely identification of potentially dangerous conditions while minimizing false positives.

In order to A comprehensive study of modern methods of monitoring physiological indicators was conducted and their main shortcomings were identified, associated with a high number of false positives and a lack of personalization. An innovative AMPA method was developed, which provides adaptive analysis of biometric data taking into account the individual characteristics of the patient and the temporal dynamics of physiological processes. A fully functional system for detecting critical health conditions was created, which includes modules for collecting data from wearable devices, intelligent analysis using machine learning methods, and interaction with the user via a web interface and mobile application. Experimental validation of the developed method was conducted, which confirmed its high efficiency with an accuracy of 87.3% and a reduction in the number of false alarms by 68.4% compared to traditional approaches. The results of the study demonstrate significant potential for improving the quality of medical care and increasing patient safety.

ЗМІСТ

СКОРОЧЕННЯ ТА УМОВНІ ПОЗНАКИ 8
ВСТУП 10
1 ОГЛЯД ПРЕДМЕТНОЇ ОБЛАСТІ 12
1 1 Сучасний стан проблеми діагностики критичних станів..... 12
1.2 Місце та роль методів машинного навчання в аналізі медичних даних 14
1.3 Огляд існуючих систем моніторингу здоров'я..... 16
1.4 Актуальність і цільова аудиторія виявлення критичного стану здоров’я людини 21
1.5 Постановка мети та задач дослідження 23
2 ОБҐРУНТУВАННЯ ТА МЕТОДОЛОГІЧНЕ ПІДҐРУНТЯ ДОСЛІДЖЕННЯ 25
2.1 Класифікація та вибір фізіологічних параметрів для аналізу критичних станів 25
2.2 Методи збору та реєстрації даних 30
2.2.1 Неінвазивні методи виміру 30
2.2.2 Технічні засоби реєстрації 33
2.3 Алгоритми обробки фізіологічних показників 36
2.3.1 Первинна обробка сигналів..... 37
2.4 Опис технологічного стеку для аналізу зібраних фізіологічних показників 40
3 ТЕХНІЧНА РЕАЛІЗАЦІЯ СИСТЕМИ ВИЯВЛЕННЯ КРИТИЧНИХ СТАНІВ 47
3.1 Архітектура системи..... 47
3.2 Модуль збору даних..... 50
3.3 Модуль зберігання даних 52
3.4 Модуль аналізу та прийняття рішень..... 54
3.5 Модуль взаємодії з користувачами та зовнішніми сервісами..... 58

3.5.1 Веб-інтерфейс для медичних працівників 58
3.5.2 Мобільний додаток для пацієнтів 62
4 РОЗРОБКА ТА ВАЛІДАЦІЯ МЕТОДУ AMPA (ADAPTIVE MULTI-MODAL PHYSIOLOGICAL ANALYSIS) ДЛЯ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНОГО АНАЛІЗУ БІОМЕТРИЧНИХ ДАНИХ 67
4.1 Теоретичні основи та технічна реалізація методу AMPA 67
4.2 Експериментальна валідація та результати тестування 71
ВИСНОВКИ 77
ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАННЯ 81
ДОДАТОК А Графічний матеріал кваліфікаційної роботи 86

СКОРОЧЕННЯ ТА УМОВНІ ПОЗНАКИ

АРМ – автоматизоване робоче місце, комп’ютирезоване робоче місце спеціаліста

АТ – артеріальний тиск

ВСР – варіабельність серцевого ритму, зміни інтервалів між серцевими скороченнями

ДІ – достовірчій інтервал, статистичний інтервал оцінки параметра

ЕЕГ – електроенцефалографія, метод реєстрації електричної активності мозку

ЕКГ – електрокардіографія, метод реєстрації електричної активності серця

ІАЦ – інформаційно-аналітичний центр, підрозділ для обробки та аналізу інформації

ЧД – частота дихання, кількість вдихів за хвилину

ЧСС – частота серцевих скорочень, кількість ударів серця за хвилину

AMPA – метод інтелектуального аналізу біометричних даних (англ., Adaptive Multi-modal physiological analysis)

API – набір протоколів для взаємодії програм (англ., Application Pragramming interface)

AUC – метрика якості класифікатора (англ., Area Under Curve)

BLE – енергоефективна технологія бездротового зв’язку (англ., Bluetooth Low Energy)

EWS – системи для виявлення ранніх ознак погіршення стану пацієнта (англ., Early Warning Systems)

FDR – метрика хибних тривог (англ., False Descovery Rale)

FN – елемент медичної статистики, хибно негативний результат (англ., False Negative)

FOR – метрика виміру пропущених критичних станів (англ., False Omission Rate)

FP – елемент медичної статистики, хибно позитивний результат (англ., False Positive)

JSON – формат обміну даними (англ., JavaScript Object Notation)

LSTM – тип рекурентної нейронної мережі (англ., Long Short-Term Memory)

ML – машине навчання (англ., Machine Learning)

NPV – метрика надійності системи (англ., Negative Predective Value)

PWA – веб-додатки з функціональністю мобільних додатків (англ., Progressive Web Apps)

P-value – ймовірність виникнення хибних результатів (англ., числове значення)

ROC – інструмент для оцінки якості медичної діагностики (англ., Receiver Operating Characteristic)

SpO_2 – відсоток гемоглобіну, насиченого киснем (англ., насичення крові киснем)

TN – елемент медичної статистики, правильно негативний результат (англ., True Negative)

TP – елемент медичної статистики, правильно позитивний результат (англ., True Positive)

WDS – система розширення бездротової мережі (англ., Wireless Distribution System)

ВСТУП

В сучасному світі зростає потреба у системах, здатних оперативно виявляти критичні стани здоров'я людини, що може значно підвищити ефективність медичної допомоги та знизити смертність від станів, які потребують негайного втручання. Такі системи особливо важливі для людей із хронічними захворюваннями, літніх людей та інших вразливих категорій населення.

Критичний стан здоров'я людини характеризується значними порушеннями життєво важливих функцій організму, що можуть призвести до незворотних змін або летального результату за відсутності своєчасного втручання. Своєчасне виявлення таких станів є ключовим фактором для підвищення ефективності медичної допомоги та рятування життя пацієнтів.

Розвиток технологій у сфері медицини та інформаційних технологій створив передумови для розробки систем, здатних аналізувати фізіологічні показники людини в режимі реального часу та виявляти потенційно небезпечні стани на ранніх стадіях. Системи моніторингу на основі аналізу фізіологічних показників можуть бути інтегровані з носимими пристроями, що робить їх доступними для широкого кола користувачів.

Дана робота присвячена дослідженню та розробці системи виявлення критичних станів здоров'я людини на основі аналізу фізіологічних показників з використанням методів машинного навчання та сучасних технологій збору та обробки даних. Метою роботи є створення ефективної системи, яка здатна своєчасно ідентифікувати відхилення фізіологічних параметрів від нормальних значень та попереджати про можливі критичні стани.

В роботі розглядаються питання вибору оптимальних методів збору та аналізу фізіологічних показників, розробки алгоритмів обробки даних та інтеграції системи з існуючими медичними інформаційними системами. Особлива увага приділяється методам машинного навчання, які дозволяють

виявляти складні залежності між різними параметрами та прогнозувати розвиток критичних станів.

Актуальність дослідження обумовлена зростаючою потребою у системах, які здатні забезпечити своєчасне виявлення загрозливих для життя станів та сприяти ефективному реагуванню на такі стани. Результати роботи можуть бути використані для розробки програмно-апаратних комплексів для моніторингу здоров'я пацієнтів як у медичних закладах, так і в домашніх умовах.

1 ОГЛЯД ПРЕДМЕТНОЇ ОБЛАСТІ

1 1 Сучасний стан проблеми діагностики критичних станів

Діагностика критичних станів здоров'я є однією з найважливіших задач сучасної медицини. Критичні стани характеризуються різким погіршенням стану пацієнта, що вимагає негайного медичного втручання для запобігання летальному результату або важким ускладненням. До таких станів належать серцево-судинні катастрофи, дихальна недостатність, гострі отруєння, шокові стани, тяжкі метаболічні порушення та інші [32]. Обов’язковою умовою є важливість фізіологічних параметрів для виявлення критичних станів людини (рисунок 1.1), аби в подальшому точно визначити проблему і призначити необхідне лікування пацієнту.

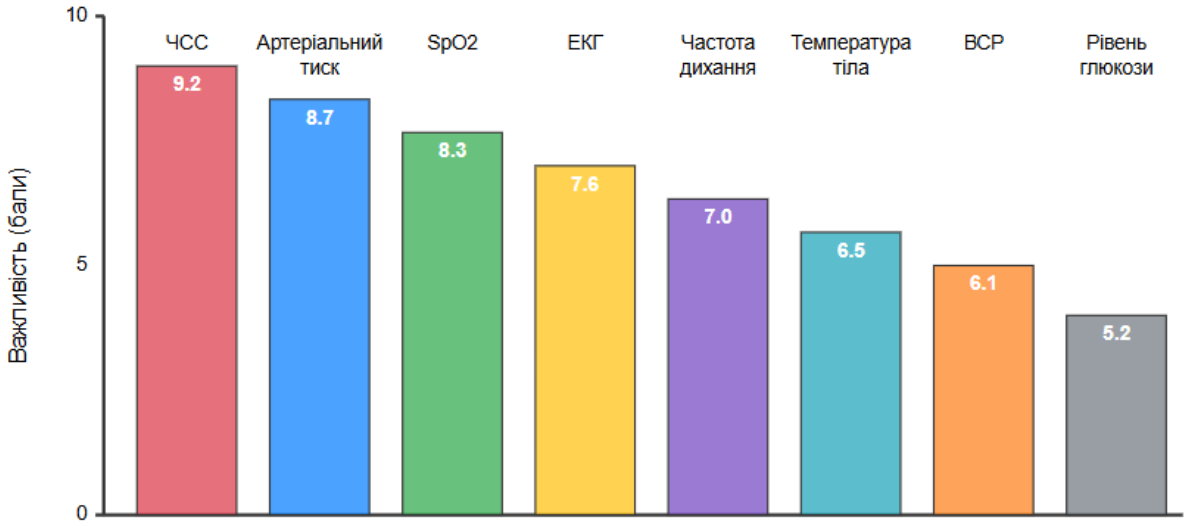

Рисунок 1.1 – важливість фізіологічних параметрів для виявлення критичних станів людини

На сьогоднішній день існує низка проблем, пов'язаних з діагностикою критичних станів. По-перше, це необхідність оперативного виявлення загрозливих станів та прийняття рішень у екстремальних умовах з обмеженим

часом. По-друге, традиційні методи діагностики часто потребують наявності спеціального обладнання та кваліфікованого персоналу, що не завжди доступно, особливо у віддалених районах або при наданні допомоги в домашніх умовах.

Сучасна діагностика критичних станів базується на комплексному аналізі клінічних симптомів, результатів лабораторних та інструментальних досліджень. Ключовими показниками для оцінки стану пацієнта є життєво важливі параметри, такі як частота серцевих скорочень, артеріальний тиск, частота дихання, насичення крові киснем, температура тіла, рівень свідомості та інші.

Однак, традиційні методи моніторингу мають ряд обмежень. Періодичні вимірювання життєво важливих показників не дають повної картини динаміки стану пацієнта і можуть пропустити критичні зміни, що відбуваються між вимірюваннями. Крім того, інтерпретація даних часто залежить від досвіду та кваліфікації медичного персоналу, що вносить суб'єктивний фактор у процес діагностики.

Розвиток технологій безперервного моніторингу відкриває нові можливості для ранньої діагностики критичних станів. Системи телемоніторингу дозволяють здійснювати спостереження за пацієнтами в режимі реального часу незалежно від їх місцезнаходження. Такі системи особливо актуальні для пацієнтів з хронічними захворюваннями, які мають підвищений ризик розвитку ускладнень.

Важливою тенденцією в розвитку діагностики критичних станів є впровадження систем раннього попередження (Early Warning Systems, EWS), які базуються на аналізі комплексу фізіологічних показників та дозволяють виявляти погіршення стану пацієнта на ранніх стадіях. Такі системи використовують спеціальні шкали, такі як Modified Early Warning Score (MEWS) або National Early Warning Score (NEWS), для оцінки ризику розвитку критичного стану.

Однак, незважаючи на значний прогрес у розвитку методів діагностики, проблема своєчасного виявлення критичних станів залишається актуальною. Існуючі системи часто не враховують індивідуальні особливості пацієнтів, мають обмежену точність та можуть генерувати велику кількість помилкових тривог [13], що ускладнює їх практичне використання.

Інтеграція методів машинного навчання та штучного інтелекту в системи моніторингу здоров'я дозволяє подолати ці обмеження та підвищити ефективність діагностики критичних станів. Алгоритми машинного навчання здатні аналізувати великі обсяги даних, виявляти складні залежності між різними параметрами та адаптуватися до індивідуальних особливостей пацієнтів.

Таким чином, сучасний стан проблеми діагностики критичних станів характеризується поєднанням традиційних методів клінічної оцінки з інноваційними технологіями безперервного моніторингу та інтелектуального аналізу даних. Розробка ефективних систем виявлення критичних станів на основі аналізу фізіологічних показників є перспективним напрямком досліджень, який може значно підвищити якість медичної допомоги та знизити смертність від потенційно небезпечних станів.

1.2 Місце та роль методів машинного навчання в аналізі медичних даних

Машинне навчання стало потужним інструментом аналізу медичних даних [27], що відкриває нові горизонти для діагностики, прогнозування та лікування різних захворювань. У контексті виявлення критичних станів здоров'я методи машинного навчання дозволяють ефективно обробляти та аналізувати великі обсяги фізіологічних даних, виявляти приховані закономірності та передбачати погіршення стану пацієнта.

Основні напрямки застосування машинного навчання в аналізі медичних даних включають: класифікацію та розпізнавання патернів, прогнозування

розвитку захворювань, виявлення аномалій, персоналізацію лікування та підтримку прийняття клінічних рішень.

При аналізі фізіологічних показників для виявлення критичних станів здоров'я можуть застосовуватися різні типи алгоритмів машинного навчання. Алгоритми навчання з учителем, такі як дерева рішень, випадкові ліси, метод опорних векторів та нейронні мережі [7], використовуються для класифікації станів пацієнта на основі навчання на маркованих даних, де для кожного набору показників відомо, чи відповідає він критичному стану.

Алгоритми навчання без учителя, зокрема методи кластеризації та виявлення аномалій, дозволяють ідентифікувати нетипові паттерни у фізіологічних показниках, які можуть свідчити про розвиток критичного стану, навіть без попередньої розмітки даних. Це особливо важливо при виявленні рідкісних або нестандартних критичних станів.

Методи глибокого навчання, такі як згорткові та рекурентні нейронні мережі [12], показують високу ефективність при аналізі складних сигналів, таких як електрокардіограми, електроенцефалограми та фотоплетизмограми. Вони здатні автоматично виділяти значущі ознаки з сирих даних та виявляти тонкі зміни у фізіологічних показниках, що передують розвитку критичного стану.

Важливою перевагою методів машинного навчання є можливість персоналізації аналізу фізіологічних показників. Алгоритми можуть враховувати індивідуальні особливості пацієнта, такі як вік, стать, наявність супутніх захворювань, генетичні фактори та історію попередніх захворювань, що дозволяє підвищити точність виявлення критичних станів.

Однак застосування машинного навчання в аналізі медичних даних стикається з рядом викликів. Одним з найбільших є проблема якості та доступності даних. Для ефективного навчання алгоритмів потрібні великі обсяги якісних, розмічених даних, які не завжди доступні в медичній сфері. Крім того, медичні дані часто є гетерогенними, неповними та зашумленими, що ускладнює їх аналіз.

Інтерпретованість результатів є ще одним важливим аспектом. Багато алгоритмів машинного навчання, особливо складні моделі, такі як глибокі нейронні мережі, часто діють як "чорний ящик" [29], що ускладнює розуміння та пояснення їх рішень медичними фахівцями. У контексті виявлення критичних станів здоров'я це може обмежувати довіру до системи та її практичне застосування.

Незважаючи на ці виклики, методи машинного навчання демонструють значний потенціал у підвищенні ефективності виявлення критичних станів здоров'я. Вони дозволяють аналізувати фізіологічні показники в режимі реального часу, виявляти тонкі зміни, які можуть передувати розвитку критичного стану, та генерувати ранні попередження, що дозволяє своєчасно реагувати на загрозливі стани.

Варто зазначити, що методи машинного навчання не замінюють медичних фахівців, а є інструментом, який допомагає їм приймати більш обґрунтовані рішення. Найбільш ефективним є поєднання алгоритмічного аналізу з клінічним досвідом та експертними знаннями.

Таким чином, методи машинного навчання відіграють ключову роль в аналізі фізіологічних показників для виявлення критичних станів здоров'я, забезпечуючи точність, персоналізацію та оперативність. Їх інтеграція в системи моніторингу здоров'я дозволяє значно підвищити ефективність діагностики та попередження загрозливих станів.

1.3 Огляд існуючих систем моніторингу здоров'я

Сучасний ринок систем моніторингу здоров'я представлений широким спектром рішень, які відрізняються за функціональними можливостями, цільовим призначенням та технологічною реалізацією. Розглянемо та порівняємо (таблиця 1.1) основні типи таких систем та їх особливості.

Стаціонарні системи моніторингу, які використовуються в лікарнях та відділеннях інтенсивної терапії, забезпечують безперервний контроль життєво

важливих показників пацієнтів. Такі системи зазвичай включають монітори біля ліжка пацієнта, які вимірюють частоту серцевих скорочень, артеріальний тиск, насичення крові киснем, частоту дихання, температуру тіла та інші параметри.

Таблиця 1.1 – Порявняльний аналіз систем моніторингу здоров'я

Назва системи	Тип	Вимірювані параметри	Метод зв'язку	Інтеграція з ML	Цільова аудиторія
1	2	3	4	5	6
Philips IntelliVue	Стаціонарний	ЕКГ, АТ, SpO_2, ЧД, температура, ЕЕГ, капнографія	Провідний, Wi-Fi	Обмежена	Медичні заклади
GE Healthcare CARESCAPE	Стаціонарний	ЕКГ, АТ, SpO_2, ЧД, температура, ЕЕГ	Провідний, Wi-Fi	Обмежена	Медичні заклади
Medtronic CareLink	Віддалений	Дані з імплантованих кардіопристроїв	GSM, інтернет	Обмежена	Пацієнти з кардіопатологією
Apple Watch	Носимий	ЧСС, ЕКГ (1 відведення), SpO_2, рухова активність	Bluetooth, Wi-Fi, GSM	Наявна	Загальна популяція
Fitbit	Носимий	ЧСС, SpO_2, рухова активність, якість сну	Bluetooth, Wi-Fi	Обмежена	Загальна популяція

Продовження таблиці 1.1

1	2	3	4	5	6
Samsung Health	Мобільний додаток	ЧСС, АТ, SpO_2, активність (з підключених пристроїв)	Bluetooth, Wi-Fi, GSM	Наявна	Загальна популяція
Philips Guardian	Система раннього попередження	ЧСС, АТ, SpO_2, ЧД, температура	Wi-Fi	Наявна	Медичні заклади
iRhythm Zio XT	Патч-монітор	ЕКГ (неперервний запис)	4G	Наявна	Пацієнти з аритміями
Dexcom G6	Безперервний моніторинг глюкози	Рівень глюкози крові	Bluetooth	Наявна	Пацієнти з діабетом
Withings BPM Connect	Спеціалізований	Артеріальний тиск	Bluetooth, Wi-Fi	Обмежена	Пацієнти з гіпертензією
Hexoskin Smart Garments	Розумний одяг	ЕКГ, ЧД, рухова активність	Bluetooth	Обмежена	Спортсмени, хронічні хворі
DeepMind Health	Аналітична система	Інтеграція з існуючими ЕМК	Інтернет	Розширена	Медичні заклади

Сучасні стаціонарні системи, такі як Philips IntelliVue, GE Healthcare CARESCAPE та Draeger Infinity, забезпечують високу точність вимірювань та можливість інтеграції з госпітальними інформаційними системами. Вони також оснащені системами тривожної сигналізації, які попереджають медичний персонал про відхилення показників від нормальних значень.

Портативні системи моніторингу дозволяють здійснювати контроль стану пацієнта поза межами медичного закладу. До цієї категорії відносяться телемедичні системи, які забезпечують віддалений моніторинг пацієнтів з хронічними захворюваннями. Наприклад, система Medtronic CareLink для пацієнтів з імплантованими кардіологічними пристроями дозволяє передавати дані про роботу пристрою та стан пацієнта на віддалений сервер для аналізу лікарем. Такі системи особливо актуальні для пацієнтів з серцево-судинними захворюваннями, цукровим діабетом, хронічними респіраторними захворюваннями та іншими станами, які потребують регулярного контролю.

Носимі пристрої для моніторингу здоров'я стали важливим елементом сучасних систем контролю стану пацієнтів. Смарт-годинники (Apple Watch, Samsung Galaxy Watch), фітнес-трекери (Fitbit, Garmin), розумні пов'язки та інші носимі пристрої дозволяють безперервно вимірювати такі показники, як частота серцевих скорочень, насичення крові киснем, рівень активності, якість сну та інші параметри. Деякі з цих пристроїв, наприклад Apple Watch, оснащені функціями виявлення падінь та аномальної серцевої активності [12], що дозволяє оперативно реагувати на потенційно небезпечні ситуації.

Імплантовані системи моніторингу, такі як кардіомонітори Reveal LINQ від Medtronic або Guardian Connect для моніторингу рівня глюкози, забезпечують безперервний контроль специфічних показників протягом тривалого часу. Ці системи особливо корисні для виявлення рідкісних або епізодичних подій, які складно зафіксувати під час короткочасного моніторингу.

Системи раннього попередження (Early Warning Systems, EWS) представляють окрему категорію рішень, спрямованих на виявлення ранніх

ознак погіршення стану пацієнта. Ці системи використовують спеціальні шкали оцінки ризику, такі як Modified Early Warning Score (MEWS) або National Early Warning Score (NEWS) [21], які враховують комбінацію різних фізіологічних показників. Прикладом такої системи є Philips Guardian, яка автоматично обчислює показники раннього попередження на основі даних з різних джерел та повідомляє медичний персонал про потенційно небезпечні тенденції.

Мобільні додатки для моніторингу здоров'я стали доступним інструментом для самоконтролю стану здоров'я. Такі додатки, як Apple Health, Google Fit, Samsung Health [1, 17] та спеціалізовані рішення для контролю конкретних показників, дозволяють користувачам відстежувати свої фізіологічні параметри, фіксувати симптоми та отримувати рекомендації щодо підтримки здоров'я. Багато з цих додатків інтегруються з носимими пристроями та медичними системами, забезпечуючи комплексний підхід до моніторингу здоров'я.

Системи з елементами штучного інтелекту представляють найновіший тренд у розвитку моніторингу здоров'я. Такі рішення, як IBM Watson Health, використовують алгоритми машинного навчання для аналізу великих обсягів даних, виявлення закономірностей та прогнозування розвитку захворювань. В контексті критичних станів можна відзначити систему DeepMind Health, яка спеціалізується на виявленні гострого пошкодження нирок та інших гострих станів [32] на основі аналізу медичних даних.

Незважаючи на різноманітність існуючих систем моніторингу здоров'я, більшість з них має ряд обмежень. По-перше, багато систем фокусуються на вимірюванні окремих показників, не забезпечуючи комплексного аналізу стану пацієнта. По-друге, існуючі системи часто не враховують індивідуальні особливості пацієнтів, що може призводити до неточностей у виявленні критичних станів. По-третє, проблемою залишається інтеграція різних систем моніторингу між собою та з медичними інформаційними системами.

Розробка системи виявлення критичних станів здоров'я на основі аналізу фізіологічних показників з використанням методів машинного навчання дозволить подолати ці обмеження та створити ефективний інструмент для своєчасного виявлення загрозливих станів. Така система повинна забезпечувати комплексний аналіз різних фізіологічних параметрів, враховувати індивідуальні особливості пацієнтів та інтегруватися з існуючими медичними системами.

1.4 Актуальність і цільова аудиторія виявлення критичного стану здоров’я людини

Проблема своєчасного виявлення критичних станів здоров'я є надзвичайно актуальною в сучасному суспільстві з огляду на ряд факторів. Перш за все, спостерігається тенденція до старіння населення у більшості розвинених країн, що призводить до збільшення кількості людей з хронічними захворюваннями та підвищеним ризиком розвитку гострих станів. За даними Всесвітньої організації охорони здоров'я, серцево-судинні захворювання залишаються основною причиною смертності у світі, при цьому значна частина летальних випадків пов'язана з гострими станами, такими як інфаркт міокарда та інсульт, які потребують негайного медичного втручання.

Економічні аспекти також підкреслюють актуальність проблеми. Лікування ускладнень, які виникають внаслідок несвоєчасного виявлення критичних станів, потребує значних ресурсів системи охорони здоров'я. За оцінками експертів, своєчасне виявлення та попередження критичних станів може значно знизити витрати на лікування та реабілітацію пацієнтів.

Розвиток телемедицини та віддаленого моніторингу [4] стану пацієнтів створює додаткові можливості для впровадження систем виявлення критичних станів. Це особливо актуально в умовах пандемії COVID-19 [22, 24], яка продемонструвала важливість дистанційного контролю стану пацієнтів та раннього виявлення ускладнень.

Цільова аудиторія систем виявлення критичних станів здоров'я є досить широкою та включає різні категорії пацієнтів та медичних працівників.

Пацієнти з хронічними захворюваннями, такими як серцево-судинні захворювання, цукровий діабет, хронічна обструктивна хвороба легень, мають підвищений ризик розвитку гострих станів та потребують постійного моніторингу свого стану. Для цієї категорії пацієнтів системи виявлення критичних станів можуть стати важливим інструментом контролю свого здоров'я та своєчасного реагування на потенційно небезпечні ситуації.

Літні люди, особливо ті, хто проживає самостійно, є ще однією важливою цільовою групою. З віком зростає ризик розвитку гострих станів, таких як інсульт, серцевий напад, падіння з травмуванням. Системи моніторингу можуть забезпечити своєчасне виявлення проблем та виклик допомоги, що особливо важливо для людей, які не мають постійного догляду.

Пацієнти після виписки з лікарні, особливо після серйозних операцій або лікування гострих станів, потребують моніторингу для виявлення можливих ускладнень. Системи виявлення критичних станів можуть значно полегшити процес спостереження за такими пацієнтами та знизити ризик повторної госпіталізації.

Медичні працівники, зокрема лікарі первинної ланки, кардіологи, ендокринологи та інші спеціалісти, які займаються веденням пацієнтів з хронічними захворюваннями, можуть використовувати дані з систем моніторингу для оцінки стану пацієнтів та корекції лікування. Системи з функцією раннього попередження можуть значно полегшити роботу медичного персоналу, дозволяючи зосередити увагу на пацієнтах з найбільшим ризиком розвитку критичного стану.

Персонал відділень інтенсивної терапії та невідкладної допомоги потребує ефективних інструментів для моніторингу стану пацієнтів та своєчасного виявлення погіршення. Системи, які використовують методи машинного навчання для аналізу фізіологічних показників, можуть

забезпечити більш точне виявлення критичних станів, ніж традиційні системи моніторингу.

Заклади довготривалого догляду, такі як будинки престарілих та реабілітаційні центри, також можуть бути зацікавлені у впровадженні систем виявлення критичних станів для забезпечення безпеки своїх пацієнтів та оптимізації роботи персоналу.

Враховуючи широку цільову аудиторію, система виявлення критичних станів здоров'я на основі аналізу фізіологічних показників повинна бути гнучкою та адаптивною, здатною налаштовуватися на індивідуальні особливості користувачів та їхні потреби. Важливим аспектом є також зручність використання та інтуїтивно зрозумілий інтерфейс, що дозволить ефективно використовувати систему навіть користувачам з обмеженими технічними навичками.

Таким чином, актуальність систем виявлення критичних станів здоров'я людини обумовлена медичними, соціальними та економічними факторами, а широка цільова аудиторія включає як пацієнтів різних категорій, так і медичних працівників. Розробка ефективної системи, яка використовує сучасні методи аналізу даних та машинного навчання, може значно покращити якість медичної допомоги та знизити смертність від потенційно небезпечних станів.

1.5 Постановка мети та задач дослідження

Метою кваліфікаційної роботи є розробка інтелектуальної системи виявлення критичних станів здоров’я людини на основі безперервного моніторингу фізіологічних та візуальних показників, що базується на двох алгоритмах часткового моніторингу за станом пацієнта.

Обмеження запропонованої системи:

- залежність від якості вхідних даних;
- обмежена ефективність для специфічних груп;

- залежність від користувача;
- обмеження штучного інтеллекту;
- технічні та ресурсні обмеження;
- обмеження початкового періоду навчання.

Для досягнення поставленої мети необхідно вирішити наступні завдання:

- провести аналіз сучасного стану проблеми діагностики критичних станів та існуючих підходів до моніторингу фізіологічних показників людини;
- визначити ключові фізіологічні параметри, які мають найбільше значення для виявлення критичних станів здоров'я, та обґрунтувати їх вибір на основі медичних досліджень та експертних оцінок;
- розробити алгоритми первинної обробки фізіологічних показників та візуальних індикаторів;
- розробити архітектуру системи виявлення критичних станів, яка включатиме модулі збору даних, обробки, аналізу та постпроцесінгу;
- провести емпіричні дослідження запропонованого методу аналізу фізіологічних показників на основі методів машинного навчання;
- проаналізувати отримані результати.

Вирішення цих завдань дозволить створити ефективну систему виявлення критичних станів здоров'я людини, яка зможе своєчасно ідентифікувати потенційно небезпечні стани та сприяти запобіганню серйозних ускладнень та летальних випадків. Розроблена система матиме практичну цінність для широкого кола користувачів, включаючи пацієнтів з хронічними захворюваннями, літніх людей та медичних працівників.

2 ОБҐРУНТУВАННЯ ТА МЕТОДОЛОГІЧНЕ ПІДҐРУНТЯ ДОСЛІДЖЕННЯ

Розробка ефективної системи виявлення критичних станів здоров'я людини вимагає ретельного обґрунтування методологічного підходу, вибору відповідних фізіологічних параметрів та методів їх аналізу. У цьому розділі розглядаються ключові аспекти методологічного підґрунтя дослідження, включаючи класифікацію фізіологічних параметрів, методи їх збору та реєстрації, алгоритми обробки та технологічний стек для аналізу даних.

2.1 Класифікація та вибір фізіологічних параметрів для аналізу критичних станів

Фізіологічні параметри організму людини є важливими індикаторами функціонального стану різних органів та систем. Аналіз цих параметрів дозволяє виявляти відхилення від нормального стану та прогнозувати розвиток критичних станів. Для розробки ефективної системи виявлення критичних станів необхідно визначити оптимальний набір фізіологічних параметрів, які будуть аналізуватися.

Фізіологічні параметри можна класифікувати за різними критеріями. За системною належністю виділяють параметри серцево-судинної, дихальної, нервової, ендокринної та інших систем організму. За інформативністю щодо критичних станів параметри можна розділити на первинні (безпосередньо пов'язані з життєво важливими функціями), вторинні (опосередковано відображають зміни у функціонуванні організму) та допоміжні (додаткова інформація для уточнення діагностики).

Для аналізу критичних станів здоров'я людини найбільш значущими є такі фізіологічні параметри:

Параметри серцево-судинної системи включають частоту серцевих скорочень (ЧСС), артеріальний тиск (систолічний, діастолічний, середній),

варіабельність серцевого ритму (ВСР), електрокардіографічні показники (інтервали PQ, QRS, QT, сегмент ST та інші) [25]. ЧСС є одним з найважливіших показників, який відображає активність серцево-судинної системи та реакцію організму на різні впливи. Підвищення ЧСС понад 100 ударів на хвилину (тахікардія) або зниження нижче 60 ударів на хвилину (брадикардія) можуть свідчити про розвиток патологічних станів. Артеріальний тиск є ключовим показником гемодинаміки, його відхилення від нормальних значень може вказувати на розвиток гіпертонічного кризу, шоку або інших критичних станів. ВСР відображає адаптаційні можливості організму та активність вегетативної нервової системи, зниження варіабельності серцевого ритму є ранньою ознакою порушення регуляції серцевої діяльності.

Параметри дихальної системи, які варто контролювати для виявлення критичних станів, включають частоту дихання, дихальний об'єм, хвилинний об'єм дихання, насичення крові киснем (SpO_2). Частота дихання є простим, але інформативним показником [21], збільшення частоти дихання понад 20 вдихів на хвилину (тахіпное) може свідчити про розвиток дихальної недостатності, інфекційних захворювань або метаболічних порушень. Насичення крові киснем є критично важливим показником [37], зниження SpO_2 нижче 95% є ознакою гіпоксемії та може вказувати на розвиток дихальної недостатності. При значеннях SpO_2 нижче 90% існує високий ризик розвитку гіпоксії тканин та органів.

Температура тіла є важливим показником, який відображає баланс між теплопродукцією та тепловіддачею організму. Підвищення температури тіла понад 38°C (гіпертермія) може свідчити про розвиток запальних, інфекційних або автоімунних захворювань. Зниження температури тіла нижче 36°C (гіпотермія) є ознакою порушення терморегуляції та може спостерігатися при шокових станах, отруєннях, сепсисі та інших критичних станах.

Електроенцефалографічні показники, такі як частота та амплітуда основних ритмів мозку (альфа, бета, тета, дельта), можуть використовуватися для оцінки функціонального стану центральної нервової системи. Зміни ЕЕГ-

патернів можуть свідчити про розвиток судомного синдрому, енцефалопатії, порушень свідомості та інших неврологічних розладів.

Біохімічні показники крові, такі як рівень глюкози, електролітів (натрій, калій, кальцій), газів крові (pH, парціальний тиск кисню та вуглекислого газу), лактату, надають важливу інформацію про метаболічний статус організму. Значні відхилення цих показників від нормальних значень можуть свідчити про розвиток метаболічного ацидозу, діабетичного кетоацидозу, електролітних порушень та інших критичних станів.

Показники гемодинаміки, включаючи серцевий викид, ударний об'єм, судинний опір, центральний венозний тиск, дозволяють оцінити стан кровообігу та виявити порушення перфузії тканин. Зниження серцевого викиду є ознакою серцевої недостатності та може призводити до розвитку шоку.

Для комплексної оцінки стану пацієнта та виявлення критичних станів доцільно використовувати інтегральні показники, такі як шкала раннього попередження (Early Warning Score, EWS), яка враховує комбінацію різних фізіологічних параметрів (ЧСС, АТ, ЧД, температура тіла, рівень свідомості) та дозволяє визначити ризик розвитку критичного стану.

При виборі фізіологічних параметрів для аналізу критичних станів необхідно враховувати такі фактори:

Інформативність параметра щодо критичних станів. Параметр повинен мати високу чутливість та специфічність щодо виявлення критичних змін у функціонуванні організму.

Можливість неінвазивного вимірювання параметра. Для систем безперервного моніторингу перевагу слід віддавати параметрам, які можна вимірювати неінвазивно, без дискомфорту для пацієнта.

Технічна можливість реєстрації параметра в реальному часі. Параметр повинен бути доступним для вимірювання з достатньою частотою та точністю за допомогою існуючих технічних засобів.

Стабільність параметра та його стійкість до артефактів. Параметр повинен мати низьку варіабельність, пов'язану з технічними факторами, та

бути стійким до артефактів руху, електричних перешкод та інших завад.

Враховуючи зазначені фактори, для розробки системи виявлення критичних станів здоров'я людини обрано наступний набір фізіологічних параметрів:

- частота серцевих скорочень (ЧСС);
- артеріальний тиск (систолічний, діастолічний);
- варіабельність серцевого ритму (ВСР);
- частота дихання;
- насичення крові киснем (SpO_2);
- температура тіла;
- рівень глюкози крові (для пацієнтів з цукровим діабетом);
- електрокардіографічні показники (інтервали PQ, QRS, QT, сегмент ST).

Цей набір фізіологічних параметрів (таблиця 2.1) забезпечує комплексну оцінку стану серцево-судинної та дихальної систем, які є найбільш критичними для підтримки життєдіяльності організму.

Таблиця 2.1 – Набір фізіологічних параметрів для комплексної оцінки стану серцево-судинної та дихальної систем

Параметр	Нормальні значення	Критичні значення	Клінічна значимість
1	2	3	4
Частота серцевих скорочень (ЧСС)	60-100 уд/хв	<40 уд/хв, >150 уд/хв	Брадикардія, тахікардія, аритмії, шок, зупинка серця
Артеріальний тиск (АТ) систолічний	100-139 мм рт.ст.	<90 мм рт.ст., >180 мм рт.ст.	Гіпотензія, гіпертензивний криз, шок
Артеріальний тиск (АТ) діастолічний	60-89 мм рт.ст.	<50 мм рт.ст., >120 мм рт.ст.	Гіпотензія, гіпертензивний криз

Продовження таблиці 2.1

1	2	3	4
Частота дихання (ЧД)	12-20 вд/хв	<8 вд/хв, >30 вд/хв	Дихальна недостатність, респіраторний дистрес
Насичення крові киснем (SpO_2)	95-100%	<90%	Гіпоксемія, дихальна недостатність
Температура тіла	36,0-37,5°C	<35°C, >38,5°C	Гіпотермія, гіпертермія, сепсис
Варіабельність серцевого ритму (SDNN)	>50 мс	<30 мс	Зниження адаптаційних можливостей, ризик аритмій
Інтервал QT (коригований)	<450 мс (чол), <460 мс (жін)	>500 мс	Ризик фатальних аритмій
Рівень глюкози крові	3,9-6,1 ммоль/л	<2,8 ммоль/л, >25 ммоль/л	Гіпоглікемія, діабетичний кетоацидоз
$PaCO_2$ (парціальний тиск CO_2)	35-45 мм рт.ст.	<30 мм рт.ст., >60 мм рт.ст.	Респіраторний ацидоз/алкалоз
Рівень лактату в крові	<2 ммоль/л	>4 ммоль/л	Тканинна гіпоксія, шок, сепсис
Рівень свідомості (за шкалою Глазго)	15 балів	<9 балів	Порушення свідомості, кома

Моніторинг зазначених параметрів дозволяє виявляти широкий спектр критичних станів, включаючи серцево-судинні катастрофи, дихальну недостатність, метаболічні порушення та інші загрозливі для життя стани.

Для підвищення точності виявлення критичних станів доцільно враховувати не лише абсолютні значення параметрів, але й динаміку їх змін, взаємозв'язки між параметрами та індивідуальні особливості пацієнта. Методи машинного навчання дозволяють аналізувати ці складні залежності та виявляти паттерни, які передують розвитку критичних станів.

2.2 Методи збору та реєстрації даних

Ефективність системи виявлення критичних станів здоров'я людини значною мірою залежить від точності та надійності методів збору та реєстрації фізіологічних даних. Розглянемо основні методи, які можуть бути використані для збору фізіологічних показників, з акцентом на неінвазивних підходах, що забезпечують комфорт для користувачів та можливість тривалого моніторингу.

2.2.1 Неінвазивні методи виміру

Неінвазивні методи виміру фізіологічних показників (рисунок 2.1) мають перевагу порівняно з інвазивними методами, оскільки не порушують цілісність шкірних покривів і тканин, не спричиняють дискомфорт пацієнту та мінімізують ризик інфекційних ускладнень [26].

Це особливо важливо для систем тривалого моніторингу, які використовуються в домашніх умовах.

Фотоплетизмографія є одним з найпоширеніших неінвазивних методів [18], який використовується для вимірювання частоти серцевих скорочень, насичення крові киснем (пульсоксиметрія) та оцінки варіабельності серцевого ритму. Метод базується на аналізі зміни оптичної щільності тканин при

проходженні через них світла в процесі пульсації крові в судинах. Фотоплетизмографічні датчики можуть бути розміщені на пальці, мочці вуха, зап'ясті або інших ділянках тіла з добре розвиненою мікроциркуляцією. Сучасні технології дозволяють створювати мініатюрні фотоплетизмографічні датчики, які можуть бути інтегровані в носимі пристрої, такі як смарт-годинники та фітнес-трекери.

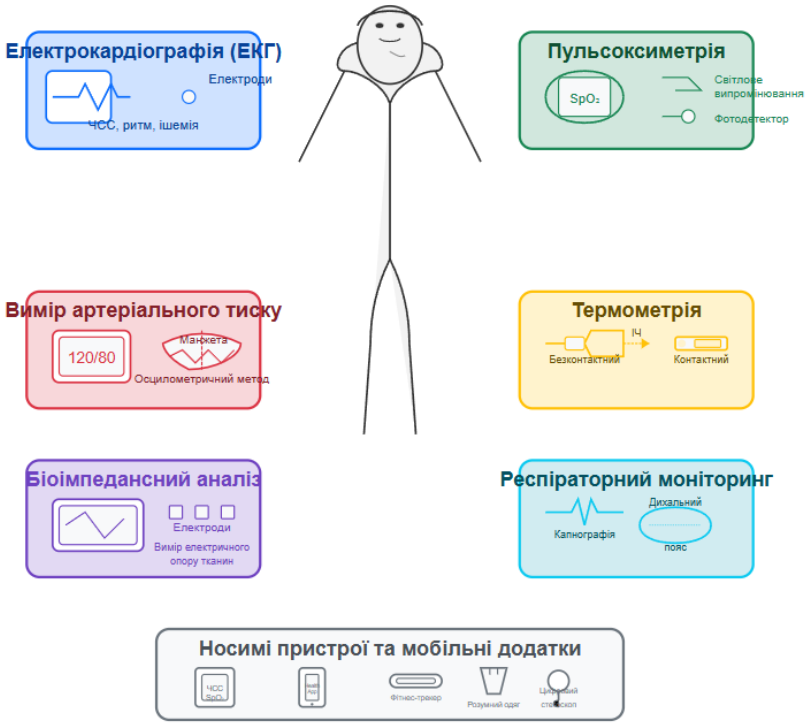

Рисунок 2.1 – Неінвазивні методи виміру фізіологічних показників людини

Електрокардіографія (ЕКГ) є стандартним методом [25] оцінки електричної активності серця, який дозволяє виявляти порушення серцевого ритму, ішемічні зміни міокарда та інші патологічні стани. Традиційна 12-канальна ЕКГ використовується в клінічних умовах, але для тривалого моніторингу можуть застосовуватися спрощені системи з меншою кількістю відведень (1-3 канали). Розвиток технологій призвів до створення мініатюрних ЕКГ-моніторів, які можуть бути вбудовані в носимі пристрої або наклеєні на шкіру пацієнта у вигляді патчів, що дозволяє здійснювати безперервний моніторинг серцевої діяльності протягом тривалого часу (до 14 днів).

Біоімпедансний аналіз використовується [8] для оцінки складу тіла, розподілу рідини в організмі та гемодинамічних показників. Метод базується на вимірюванні електричного опору тканин при проходженні через них слабкого електричного струму. Біоімпедансні вимірювання можуть використовуватися для оцінки серцевого викиду, ударного об'єму, загального периферичного опору судин та інших параметрів гемодинаміки, а також для визначення затримки рідини в організмі, що є важливим показником для пацієнтів із серцевою недостатністю.

Осцилометричний метод вимірювання артеріального тиску є найбільш поширеним методом неінвазивного вимірювання артеріального тиску. Метод базується на аналізі осциляцій тиску в манжеті, які виникають при поступовому зниженні тиску в манжеті після її початкового накачування вище систолічного тиску. Сучасні автоматичні тонометри дозволяють здійснювати точні вимірювання артеріального тиску без участі медичного персоналу, а деякі моделі забезпечують функцію безперервного моніторингу та автоматичного вимірювання з заданими інтервалами.

Термометрія використовується для вимірювання температури тіла. Сучасні технології дозволяють здійснювати неінвазивне вимірювання температури за допомогою інфрачервоних термометрів, які можуть бути інтегровані в носимі пристрої або використовуватися як окремі датчики, розміщені на шкірі пацієнта.

Респіраторний моніторинг включає методи оцінки частоти дихання, дихального об'єму та інших параметрів дихальної функції. Неінвазивні методи респіраторного моніторингу [21] включають імпедансну пневмографію, яка базується на вимірюванні зміни електричного опору грудної клітки під час дихальних рухів, та аналіз руху грудної клітки за допомогою акселерометрів або гіроскопів, вбудованих у носимі пристрої.

Неінвазивний моніторинг глюкози крові є важливим для пацієнтів з цукровим діабетом. Традиційні методи вимірювання рівня глюкози потребують проколу шкіри для отримання краплі крові, але розвиток

технологій призвів до створення систем безперервного моніторингу глюкози, які використовують підшкірні сенсори для вимірювання рівня глюкози [2] в інтерстиціальній рідині. Також ведуться дослідження щодо розробки повністю неінвазивних методів вимірювання глюкози, таких як оптичні методи (ближня інфрачервона спектроскопія, раманівська спектроскопія) та електрохімічні методи (зворотний іонофорез).

Аналіз варіабельності серцевого ритму (ВСР) є важливим методом оцінки стану вегетативної нервової системи та адаптаційних можливостей організму. ВСР аналізується на основі даних ЕКГ або фотоплетизмографії і дозволяє виявляти ранні ознаки порушення регуляції серцевої діяльності, які можуть передувати розвитку критичних станів.

Акустичний аналіз дихальних шумів може використовуватися для виявлення патологічних дихальних звуків, таких як хрипи, свисти та крепітація, які можуть свідчити про розвиток бронхообструктивного синдрому, пневмонії або інших респіраторних захворювань. Моніторинг дихальних шумів може здійснюватися за допомогою спеціальних акустичних сенсорів, розміщених на грудній клітці пацієнта.

2.2.2 Технічні засоби реєстрації

Технічні засоби реєстрації фізіологічних показників включають широкий спектр пристроїв, від стаціонарного медичного обладнання до портативних і носимих пристроїв. Вибір конкретних технічних засобів залежить від вимог до точності вимірювань, мобільності, автономності та інших факторів.

Стаціонарні монітори пацієнта є стандартним обладнанням для інтенсивного догляду в лікарнях і забезпечують безперервний моніторинг життєво важливих показників, таких як ЕКГ, артеріальний тиск, частота дихання, насичення крові киснем та температура тіла. Сучасні монітори пацієнта, такі як Philips IntelliVue, GE Healthcare CARESCAPE та Dräger

Infinity, забезпечують високу точність вимірювань та можливість інтеграції з госпітальними інформаційними системами. Вони оснащені системами тривожної сигналізації, які попереджають медичний персонал про відхилення показників від нормальних значень.

Портативні монітори життєво важливих показників є більш компактними пристроями, які можуть використовуватися як у лікарнях, так і в амбулаторних умовах. Такі пристрої, як Welch Allyn Spot Vital Signs, Mindray VS-900 та Nihon Kohden Vismo, забезпечують вимірювання основних фізіологічних показників з достатньою точністю при меншому розмірі та вазі порівняно зі стаціонарними моніторами.

Холтерівські монітори ЕКГ [25] використовуються для тривалого (24-48 годин) амбулаторного моніторингу електрокардіографічних показників. Пацієнт носить портативний реєстратор, який записує ЕКГ через електроди, прикріплені до грудної клітки. Після завершення періоду моніторингу дані аналізуються за допомогою спеціального програмного забезпечення для виявлення порушень серцевого ритму та інших патологічних змін.

Системи віддаленого моніторингу дозволяють здійснювати спостереження за станом пацієнта на відстані, що особливо важливо для пацієнтів, які знаходяться вдома або в інших немедичних установах. Такі системи, як Philips Telehealth Solutions, GE Healthcare CARESCAPE Connect та Intel Health Guide, забезпечують збір даних від різних датчиків, їх аналіз та передачу результатів медичним працівникам через інтернет або мобільний зв'язок.

Носимі пристрої для моніторингу здоров'я [11, 25], такі як смарт-годинники (Apple Watch, Samsung Galaxy Watch), фітнес-трекери (Fitbit, Garmin) [11, 19] та медичні пристрої (AliveCor Kardia, Withings BPM Connect), дозволяють здійснювати безперервний моніторинг фізіологічних показників у повсякденному житті. Ці пристрої зазвичай оснащені датчиками фотоплетизмографії для вимірювання пульсу та насичення крові киснем, акселерометрами для відстеження фізичної активності та інколи електродами для реєстрації ЕКГ. Деякі носимі пристрої також можуть вимірювати

температуру шкіри, рівень потовиділення та інші показники.

Медичні патчі та наклейки [5] представляють нове покоління технічних засобів для моніторингу здоров'я. Такі пристрої, як Philips VitalPatch, iRhythm Zio XT та VitalConnect VitalPatch, являють собою тонкі, легкі наклейки, які прикріплюються до шкіри пацієнта і забезпечують безперервний моніторинг ЕКГ, частоти дихання, температури шкіри та фізичної активності протягом тривалого часу (до 14 днів). Ці пристрої є водостійкими і дозволяють пацієнту вести звичайний спосіб життя під час моніторингу.

Системи безперервного моніторингу глюкози [2], такі як Dexcom G6, Medtronic Guardian Connect та Abbott FreeStyle Libre, використовують підшкірні сенсори для вимірювання рівня глюкози в інтерстиціальній рідині кожні 1-5 хвилин. Дані передаються на смартфон або спеціальний приймач, що дозволяє пацієнтам з цукровим діабетом контролювати рівень глюкози в режимі реального часу без необхідності частих проколів пальця.

Розумні текстильні вироби, такі як майки, бюстгальтери та пояси, оснащені вбудованими сенсорами для моніторингу фізіологічних показників, є перспективним напрямком розвитку технічних засобів реєстрації. Такі вироби, як Hexoskin Smart Garments, OMsignal Biometric Smartwear та Athos Training System, забезпечують безперервний моніторинг ЕКГ, частоти дихання, фізичної активності та інших показників під час носіння.

Для створення ефективної системи виявлення критичних станів здоров'я людини доцільно використовувати комбінацію різних технічних засобів реєстрації, яка забезпечить оптимальний баланс між точністю вимірювань, зручністю використання та вартістю. При виборі технічних засобів необхідно враховувати такі фактори, як цільова аудиторія системи, умови експлуатації, необхідна точність вимірювань та інтеграційні можливості з іншими компонентами системи.

У контексті розроблюваної системи виявлення критичних станів здоров'я людини пропонується використовувати комбінацію носимих пристроїв для безперервного моніторингу основних фізіологічних показників

(ЧСС, SpO_2, температура тіла) та спеціалізованих пристроїв для періодичного вимірювання додаткових показників (артеріальний тиск, ЕКГ). Така комбінація дозволить забезпечити безперервний моніторинг критично важливих показників при збереженні комфорту для користувача.

2.3 Алгоритми обробки фізіологічних показників

Ефективний аналіз фізіологічних показників для виявлення критичних станів здоров'я вимагає застосування спеціалізованих алгоритмів обробки даних (рисунок 2.2). Ці алгоритми можна розділити на кілька категорій: алгоритми попередньої обробки сигналів, алгоритми виділення інформативних ознак, алгоритми класифікації та прогнозування, а також алгоритми прийняття рішень.

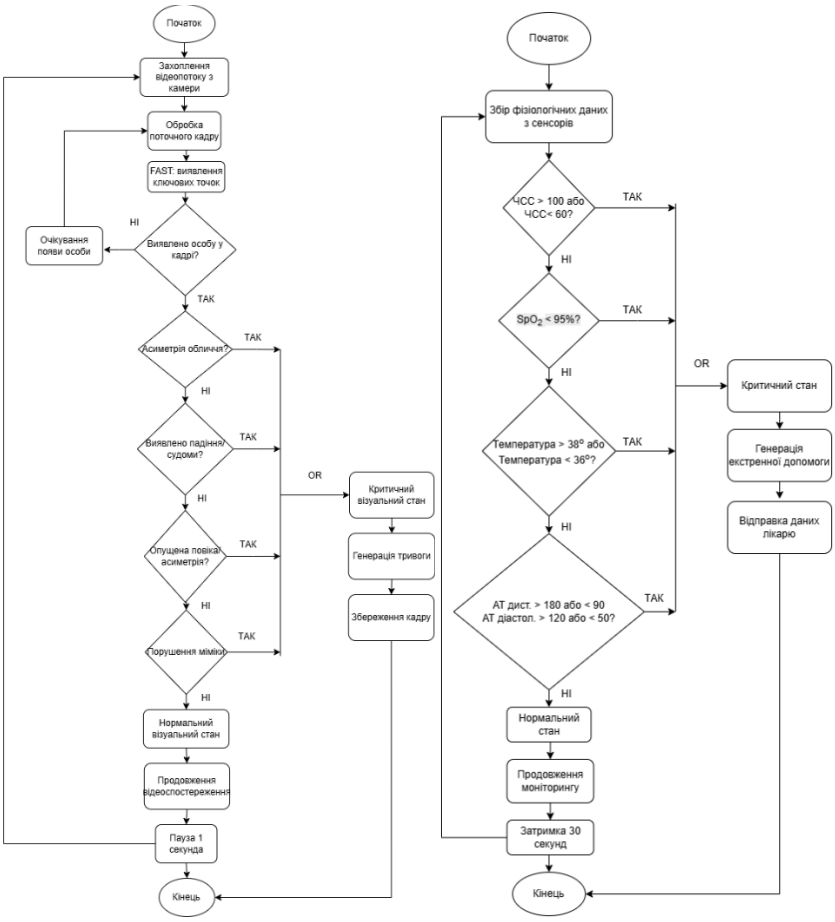

Рисунок 2.2 – Алгоритми часткового моніторингу стану людини на основі фізіологічних даних і візуальних індикаторів

Розглянемо детальніше кожну з цих категорій, з особливим фокусом на первинній обробці сигналів.

2.3.1 Первинна обробка сигналів

Попередня обробка фізіологічних сигналів є критично важливим етапом аналізу, який має на меті підвищення якості сигналів шляхом зниження рівня шумів, видалення артефактів та стандартизації даних. Це створює необхідну основу для подальшого аналізу та інтерпретації фізіологічних показників.

Фільтрація сигналів є одним з основних методів первинної обробки, спрямованим на зниження рівня шумів та видалення небажаних компонентів сигналу. Залежно від типу сигналу та характеру шумів можуть застосовуватися різні типи фільтрів. Фільтри низьких частот (ФНЧ) використовуються для видалення високочастотних шумів, наприклад, при обробці сигналів ЕКГ [25] (рисунок 2.3) для зниження рівня шумів від електромагнітних перешкод.

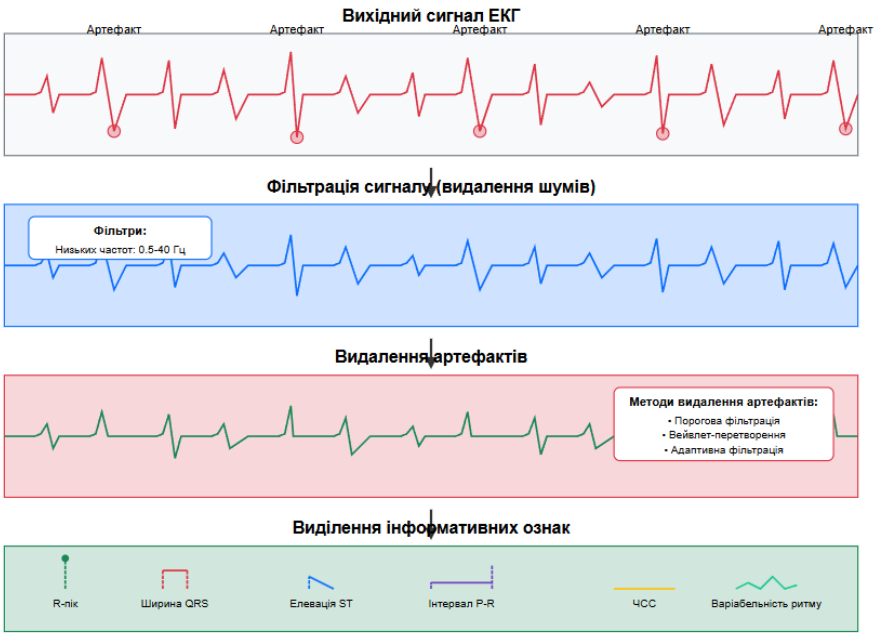

Рисунок 2.3 – Алгоритм обробки фізіологічних сигналів, на прикладі вихідного сигналу з апарату ЕКГ

Типовим прикладом є фільтр Баттерворта з частотою зрізу 35-40 Гц для ЕКГ-сигналів. Фільтри високих частот (ФВЧ) застосовуються для видалення низькочастотних артефактів, таких як дрейф ізолінії в ЕКГ, викликаний рухами пацієнта або диханням. Зазвичай використовується ФВЧ з частотою зрізу 0,5-1 Гц. Режекторні фільтри призначені для видалення перешкод на конкретних частотах, наприклад, мережевої наводки на частоті 50/60 Гц. Адаптивні фільтри здатні автоматично підлаштовуватися під характеристики сигналу та шуму, що робить їх особливо ефективними для обробки нестаціонарних фізіологічних сигналів.

Видалення артефактів є важливим завданням при обробці фізіологічних сигналів, оскільки артефакти можуть значно спотворювати дані та призводити до помилкової інтерпретації. Артефакти можуть бути викликані рухами пацієнта, технічними проблемами з датчиками, електромагнітними перешкодами та іншими факторами. Для видалення артефактів можуть застосовуватися різні методи. Порогова фільтрація базується на визначенні порогових значень для виявлення та видалення артефактів, які значно відхиляються від нормального діапазону сигналу. Метод незалежних компонент (ICA) [18] дозволяє розділити суміш сигналів на незалежні компоненти, що дозволяє ідентифікувати та видалити компоненти, пов'язані з артефактами. Вейвлет-перетворення є потужним інструментом для аналізу сигналів у частотно-часовій області, що дозволяє ефективно виявляти та видаляти локалізовані артефакти без значного впливу на корисний сигнал. Методи машинного навчання, такі як автоенкодери та методи глибокого навчання, також можуть застосовуватися для автоматичного виявлення та видалення артефактів на основі навчання на великих наборах даних.

Нормалізація та стандартизація даних є необхідними етапами підготовки фізіологічних показників для подальшого аналізу, особливо при використанні методів машинного навчання. Нормалізація передбачає приведення значень показників до певного діапазону, зазвичай [0, 1] або [-1, 1], що дозволяє уникнути домінування показників з більшим діапазоном значень при аналізі.

Стандартизація (z-нормалізація) перетворює дані таким чином, щоб їх середнє значення дорівнювало 0, а стандартне відхилення – 1, що особливо корисно для алгоритмів, які передбачають нормальний розподіл даних.

Сегментація сигналів дозволяє розділити безперервний сигнал на окремі сегменти для аналізу. Це особливо важливо для аналізу ЕКГ-сигналів, де необхідно виділяти окремі серцеві цикли для подальшого аналізу. Сегментація може базуватися на виявленні характерних точок сигналу (наприклад, R-піків в ЕКГ) або на фіксованих часових інтервалах. Для виявлення R-піків в ЕКГ часто використовується алгоритм Пана-Томпкінса [25], який включає фільтрацію сигналу, обчислення похідної, зведення у квадрат, інтегрування та адаптивну порогову обробку.

Інтерполяція та реконструкція сигналів застосовуються для заповнення пропусків у даних, які можуть виникати через технічні проблеми з датчиками або видалення артефактів. Лінійна інтерполяція є найпростішим методом, який заповнює пропуски шляхом лінійного з'єднання сусідніх точок. Сплайн-інтерполяція забезпечує більш гладке заповнення пропусків, використовуючи поліноміальні функції. Методи реконструкції сигналів на основі моделювання, такі як авторегресійні моделі або методи глибокого навчання, дозволяють відновлювати сигнали з урахуванням їх часової динаміки та взаємозв'язків між різними показниками.

Усереднення сигналів використовується для зниження випадкових шумів та підвищення стабільності показників. Ковзне середнє є простим методом усереднення, який обчислює середнє значення сигналу в межах рухомого вікна. Експоненційне ковзне середнє надає більшу вагу недавнім значенням, що дозволяє краще відстежувати зміни в сигналі. Для аналізу періодичних сигналів, таких як ЕКГ, може застосовуватися усереднення за набором періодів, що дозволяє значно знизити рівень випадкових шумів при збереженні характерних особливостей сигналу.

Аналіз частотних характеристик сигналів дозволяє виявляти специфічні компоненти сигналу та оцінювати їх інтенсивність. Перетворення Фур'є є

класичним методом для переходу від часової до частотної області, що дозволяє аналізувати спектральний склад сигналу. Для аналізу нестаціонарних сигналів, таких як більшість фізіологічних сигналів, більш ефективним є застосування віконного перетворення Фур'є або вейвлет-перетворення, які дозволяють аналізувати зміну частотних характеристик сигналу в часі.

Після первинної обробки сигналів наступним етапом є виділення інформативних ознак, які будуть використовуватися для виявлення критичних станів. Це можуть бути статистичні показники (середнє значення, стандартне відхилення, асиметрія, ексцес), часові характеристики (тривалість специфічних інтервалів, амплітуда піків), частотні характеристики (потужність в різних частотних діапазонах, спектральна щільність), нелінійні показники (ентропія, фрактальна розмірність) та інші ознаки, що відображають особливості фізіологічних процесів.

Важливо зазначити, що вибір конкретних алгоритмів первинної обробки сигналів залежить від типу фізіологічних показників, характеристик датчиків, умов реєстрації даних та інших факторів. Оптимальний набір алгоритмів повинен забезпечувати високу якість підготовки даних при мінімальних обчислювальних витратах, що особливо важливо для систем реального часу.

2.4 Опис технологічного стеку для аналізу зібраних фізіологічних показників

Розробка ефективної системи виявлення критичних станів здоров'я людини на основі аналізу фізіологічних показників вимагає ретельного вибору технологічного стеку (рисунок 2.4), який забезпечить необхідну функціональність, продуктивність, масштабованість та надійність. У цьому підрозділі розглядаються основні компоненти технологічного стеку, які пропонуються для використання в розроблюваній системі.

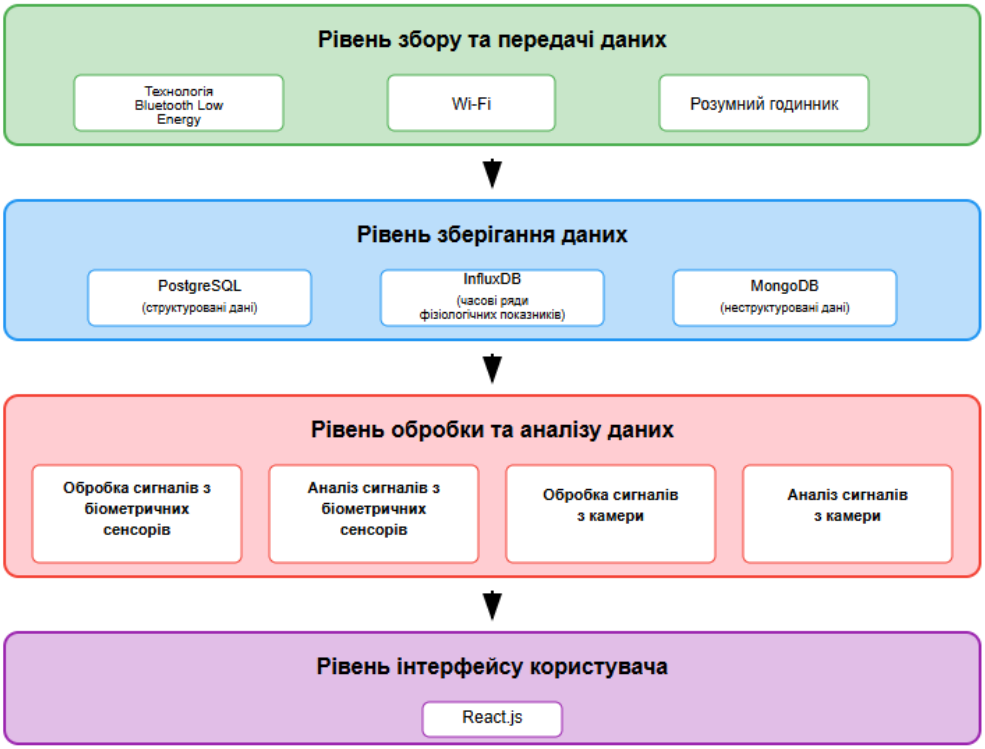

Рисунок 2.4 – Технологічний стек для системи виявлення критичного стану людини

Технологічний стек системи можна розділити на кілька рівнів: апаратний рівень, рівень збору та передачі даних, рівень зберігання даних, рівень обробки та аналізу даних, рівень представлення результатів та інтерфейсу користувача.

На апаратному рівні система включає датчики та пристрої для реєстрації фізіологічних показників, які були розглянуті в попередньому підрозділі. Для забезпечення безперервного моніторингу основних показників пропонується використовувати носимі пристрої, такі як смарт-годинники з функцією вимірювання ЧСС, SpO_2 та температури тіла. Додатково можуть використовуватися спеціалізовані медичні пристрої, такі як бездротові ЕКГ-монітори, автоматичні тонометри та глюкометри.

Рівень збору та передачі даних забезпечує отримання даних від датчиків та їх передачу на сервер для подальшої обробки та аналізу. Для реалізації цього рівня пропонується використовувати наступні технології:

Bluetooth Low Energy (BLE) є енергоефективною технологією бездротового зв'язку, яка широко використовується в носимих пристроях та медичному обладнанні. BLE забезпечує надійну передачу даних на короткі відстані (до 100 метрів) при мінімальному енергоспоживанні, що особливо важливо для автономних пристроїв.

Wi-Fi використовується для передачі даних від стаціонарних пристроїв або від мобільного шлюзу (смартфону) на сервер. Wi-Fi забезпечує високу швидкість передачі даних та широку зону покриття, що робить його оптимальним вибором для використання в домашніх умовах або медичних закладах.

Мобільний інтернет (3G/4G/5G) дозволяє здійснювати передачу даних у ситуаціях, коли Wi-Fi недоступний. Це забезпечує безперервність моніторингу незалежно від місцезнаходження користувача.

Для збору даних з різних пристроїв та їх передачі на сервер пропонується використовувати мобільний додаток, який буде встановлено на смартфоні користувача. Додаток буде виконувати функції шлюзу, збираючи дані від носимих пристроїв через BLE та передаючи їх на сервер через Wi-Fi або мобільний інтернет. Для розробки мобільного додатку рекомендується використовувати крос-платформні фреймворки, такі як Flutter або React Native, які дозволяють створювати додатки для iOS та Android з єдиної кодової бази.

На рівні зберігання даних пропонується використовувати комбінацію реляційних та NoSQL баз даних для ефективного зберігання та доступу до різних типів даних:

PostgreSQL є потужною реляційною базою даних з відкритим кодом, яка забезпечує високу надійність, масштабованість та відповідність стандартам ACID (атомарність, узгодженість, ізольованість, довговічність). PostgreSQL пропонується використовувати для зберігання структурованих даних, таких як інформація про користувачів, конфігурація системи, результати аналізу та інші метадані.

InfluxDB є спеціалізованою базою даних для зберігання часових рядів, оптимізованою для роботи з великими обсягами даних з часовою міткою. InfluxDB забезпечує високу швидкість запису та запиту даних, ефективне стиснення та автоматичне управління життєвим циклом даних. Ця база даних ідеально підходить для зберігання фізіологічних показників, які є по суті часовими рядами.

MongoDB є документо-орієнтованою NoSQL базою даних, яка забезпечує гнучкість схеми даних та високу продуктивність. MongoDB може використовуватися для зберігання неструктурованих або напівструктурованих даних, таких як результати аналізу сигналів, журнали подій та інші дані, які не вкладаються в традиційну реляційну модель.

Для забезпечення надійності та доступності даних рекомендується використовувати реплікацію баз даних та регулярне резервне копіювання. Також важливо забезпечити шифрування даних при зберіганні та передачі для захисту конфіденційної медичної інформації.

Рівень обробки та аналізу даних є ключовим компонентом системи, який відповідає за перетворення сирих фізіологічних даних в інформацію про стан здоров'я користувача та виявлення потенційно критичних станів. Для реалізації цього рівня пропонується використовувати наступні технології:

Python є високорівневою мовою програмування з багатим екосистемою бібліотек для наукових обчислень, обробки даних та машинного навчання. Python пропонується використовувати як основну мову програмування для розробки алгоритмів обробки та аналізу фізіологічних показників.

NumPy, SciPy та Pandas є фундаментальними бібліотеками для наукових обчислень та аналізу даних в Python. NumPy забезпечує ефективну роботу з багатовимірними масивами та математичними функціями, SciPy надає розширені функції для обробки сигналів, статистичного аналізу та оптимізації, а Pandas забезпечує зручні структури даних та інструменти для маніпуляції з даними.

Scikit-learn є популярною бібліотекою машинного навчання, яка надає простий та ефективний інтерфейс для класичних алгоритмів машинного навчання, таких як лінійна регресія, логістична регресія, дерева рішень, випадкові ліси, методи опорних векторів та інші. Scikit-learn також включає інструменти для попередньої обробки даних, відбору ознак, перехресної перевірки та оцінки моделей.

TensorFlow та PyTorch є популярними фреймворками [7] глибокого навчання, які дозволяють розробляти та навчати складні нейронні мережі для аналізу фізіологічних сигналів. Ці фреймворки підтримують обчислення на GPU, що значно прискорює навчання та інференс моделей глибокого навчання.

Біосигнальні бібліотеки, такі як BioSPPy (Biosignal Processing in Python), NeuroKit2 та MNE-Python, надають спеціалізовані функції для обробки та аналізу фізіологічних сигналів, таких як ЕКГ, ЕЕГ, ЕМГ та інші. Ці бібліотеки включають алгоритми для фільтрації сигналів, виявлення характерних точок, сегментації, аналізу варіабельності серцевого ритму та інших специфічних завдань.

Apache Kafka є розподіленою платформою для потокової обробки даних, яка забезпечує високу пропускну здатність, масштабованість та надійність. Kafka пропонується використовувати для організації потокової обробки фізіологічних даних в режимі реального часу.

Apache Spark є потужною платформою для розподіленої обробки даних, яка підтримує як пакетну, так і потокову обробку. Spark включає бібліотеку машинного навчання MLlib, яка дозволяє масштабувати алгоритми машинного навчання на великі обсяги даних.

Docker та Kubernetes надають інструменти для контейнеризації та оркестрації мікросервісів, що дозволяє забезпечити ізоляцію, масштабованість та надійність компонентів системи. Використання контейнерів також спрощує розгортання системи в різних середовищах.

Рівень представлення результатів та інтерфейсу користувача відповідає за взаємодію з користувачами системи, включаючи пацієнтів, медичних працівників та адміністраторів. Для реалізації цього рівня пропонується використовувати наступні технології:

React.js є популярною JavaScript-бібліотекою для розробки інтерактивних веб-інтерфейсів [42]. React.js забезпечує компонентний підхід до розробки інтерфейсу, що полегшує створення складних інтерфейсів та їх подальшу підтримку.

Bootstrap або Material-UI надають набори готових компонентів інтерфейсу та стилів, які дозволяють швидко розробляти адаптивні та естетично привабливі веб-інтерфейси.

D3.js та Chart.js є бібліотеками для створення інтерактивних візуалізацій даних, які можуть використовуватися для представлення фізіологічних показників та результатів аналізу в зручному для сприйняття вигляді.

WebSockets забезпечує двосторонній зв'язок між клієнтом та сервером в режимі реального часу, що дозволяє оперативно відображати нові дані та повідомлення на інтерфейсі користувача.

Progressive Web Apps (PWA) [42] надає можливість створювати веб-додатки, які можуть працювати офлайн та мають функціональність, подібну до нативних мобільних додатків. Це дозволяє забезпечити доступність системи навіть при нестабільному інтернет-з'єднанні.

Для забезпечення інтеграції між різними компонентами системи пропонується використовувати архітектуру мікросервісів з REST API або GraphQL для комунікації між сервісами. Така архітектура забезпечує гнучкість, масштабованість та можливість незалежного розвитку окремих компонентів системи.

Важливим аспектом технологічного стеку є забезпечення безпеки та конфіденційності даних. Для цього пропонується використовувати OAuth 2.0 та OpenID Connect для аутентифікації та авторизації, HTTPS для шифрування

даних при передачі, шифрування даних при зберіганні та регулярний аудит безпеки.

Також рекомендується використовувати інструменти для моніторингу та логування, такі як Prometheus, Grafana та ELK Stack (Elasticsearch, Logstash, Kibana) [42], які дозволяють відстежувати продуктивність системи, виявляти проблеми та оптимізувати роботу системи.

Загалом, запропонований технологічний стек забезпечує необхідні інструменти для реалізації всіх компонентів системи виявлення критичних станів здоров’я людини. Вибір конкретних технологій може бути адаптований залежно від специфічних вимог до системи, наявних ресурсів та експертизи команди розробників.

3 ТЕХНІЧНА РЕАЛІЗАЦІЯ СИСТЕМИ ВИЯВЛЕННЯ КРИТИЧНИХ СТАНІВ

3.1 Архітектура системи

Представлена архітектура являє собою комплексну систему інтелектуального моніторінгу стану здоров'я людини (рисунок 3.1), яка поєднує сучасні технології носимих пристроїв, штучного інтелекту та хмарних обчислень[4, 19]. Система призначена для безперервного збору, аналізу та інтерпретації біометричних даних з метою раннього виявлення критичних станів та підтримки прийняття медичних рішень [34].

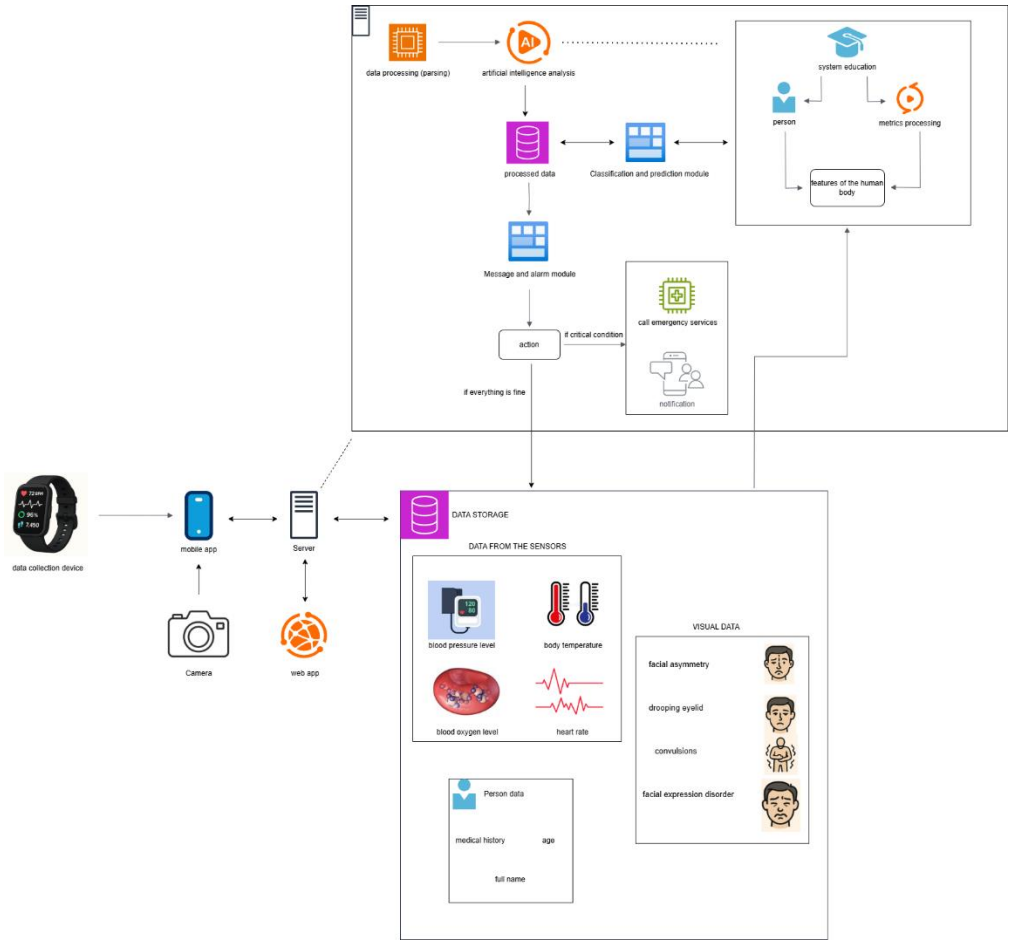

Рисунок 3.1 – Функціональна модель системи інтелектуального моніторингу стану здоров’я людини

Архітектура побудована за принципом модульності, що забезпечує масштабованість, надійність та можливість подальшого розширення функціональності. Основною метою системи є створення прототипу системи моніторингу стану здоров’я людини, на основі відстеження важливих фізіологічних даних та їх подальшого аналізу і реагування.

Система організована у вигляді багаторівневої архітектури, де кожен рівень виконує специфічні функції та взаємодіє з іншими компонентами через чітко визначені інтерфейси. Така організація забезпечує чіткий поділ відповідальності між компонентами та спрощує процеси розробки, тестування та супроводу системи.

Система представлена чотирма основними модулями:

- перший модуль представлений пристроями збору фізіологічних даних (пульс, тиск, рівень кисню в крові, температура тіла);
- другий модуль включає зберігання та передачу інформації інформації;
- третій модуль містить модулі аналізу та прийняття рішень;
- четвертий модуль забезпечує взаємодію з користувачами та зовнішніми сервісами.

Модуль збору даних включає різноманітні сенсори та макет носимого пристрою, які здійснюють безперервну реєстрацію фізіологічних показників користувача [9, 11]. До цього рівня належать смарт-годинники з функцією вимірювання частоти серцевих скорочень, насичення крові киснем, тиск та температури тіла, для реєстрації електрокардіографічних сигналів, автоматичні тонометри для вимірювання артеріального тиску та системи безперервного моніторингу глюкози для пацієнтів з цукровим діабетом.

Модуль зберігання даних організований за принципом поліглот персистенс, використовуючи різні типи баз даних для оптимального зберігання різних типів інформації. Часові ряди фізіологічних показників зберігаються в InfluxDB, яка оптимізована для роботи з великими обсягами даних з часовою міткою. Структуровані дані про користувачів, налаштування системи та результати аналізу зберігаються в PostgreSQL. Неструктуровані

дані, такі як результати аналізу сигналів та журнали подій, зберігаються в MongoDB.

Модуль аналізу та прийняття рішень є серцем системи, де відбувається інтелектуальний аналіз фізіологічних показників з використанням методів машинного навчання. Цей рівень реалізований у вигляді набору мікросервісів, кожен з яких відповідає за специфічні завдання: попередню обробку сигналів, виділення інформативних ознак, класифікацію станів та генерацію попереджень. Мікросервіси розгорнуті в контейнерах Docker та управляються за допомогою Kubernetes для забезпечення високої доступності та автоматичного масштабування.

Модуль взаємодію з користувачами та представлення результатів включає веб-інтерфейс для медичних працівників та адміністраторів системи, а також мобільний додаток для пацієнтів. Веб-інтерфейс розроблений з використанням React.js та забезпечує інтерактивні дашборди для моніторингу стану пацієнтів, аналізу трендів та налаштування параметрів системи. Мобільний додаток надає пацієнтам можливість переглядати свої фізіологічні показники, отримувати рекомендації та повідомлення про потенційні проблеми зі здоров'ям.

Система спроектована як event-driven архітектура, де кожна зміна у фізіологічних показниках генерує події, які обробляються відповідними сервісами в режимі реального часу. Такий підхід забезпечує максимально швидке виявлення критичних станів та мінімізує затримки в наданні медичної допомоги.

Робота системи базується на принципах безперервного моніторингу, автоматичної обробки даних та інтелектуального аналізу з використанням методів машинного навчання. Система функціонує в режимі реального часу, забезпечуючи мінімальну затримку між збором даних та прийняттям рішень.

3.2 Модуль збору даних

Модуль збору даних є вхідним компонентом системи, відповідальним за отримання біометричної інформації від носимих пристроїв та сенсорів. Цей модуль забезпечує безперервний моніторинг життєво важливих показників людини через різноманітні сенсори, інтегровані в носимі пристрої типу розумних годинників або фітнес-трекерів.

Основним компонентом модуля є носимий пристрій, представлений як макет розумного годинника (рисунок 3.2), який оснащений комплексом біометричних сенсорів. Пристрій здатен вимірювати та реєструвати чотири ключові життєві показники: рівень артеріального тиску, температуру тіла, рівень кисню в крові та частоту серцевих скорочень.

Рисунок 3.2 – Макет розумного годинника

Сервіс збору даних від носимих пристроїв використовує протокол Bluetooth Low Energy [5] для встановлення з'єднання з різними типами сенсорів. Для забезпечення сумісності з широким спектром пристроїв від різних виробників, сервіс реалізує підтримку стандартних профілів BLE, таких як Health Device Profile та Generic Attribute Profile. Кожен тип пристрою має відповідний адаптер, який перетворює специфічні для пристрою формати даних у єдиний внутрішній формат системи.

Компонент синхронізації часу забезпечує точну прив'язку всіх отриманих даних до глобального часу системи. Це критично важливо для коректного аналізу взаємозв'язків між різними фізіологічними показниками, які можуть бути зареєстровані різними пристроями з різною частотою дискретизації. Система використовує Network Time Protocol для синхронізації з точними джерелами часу та компенсує затримки, пов'язані з передачею даних через бездротові канали зв'язку.

Кожен сенсор працює з певною частотою вимірювань, що оптимізована для конкретного типу показника. Наприклад, частота серцевих скорочень моніториться безперервно, тоді як температура тіла може вимірюватися з інтервалом у кілька хвилин. Така диференційована схема збору даних дозволяє оптимізувати енергоспоживання пристрою при збереженні необхідної точності моніторингу.

Схема обробки даних у девайсі представлена на схемі. (рисунок 3.3).На рівні носимого пристрою здійснюється первинна обробка сигналів, яка включає фільтрацію шумів, калібрування сенсорів та базову валідацію отриманих даних. Це дозволяє знизити навантаження на канали передачі даних та забезпечити передачу лише якісної інформації.

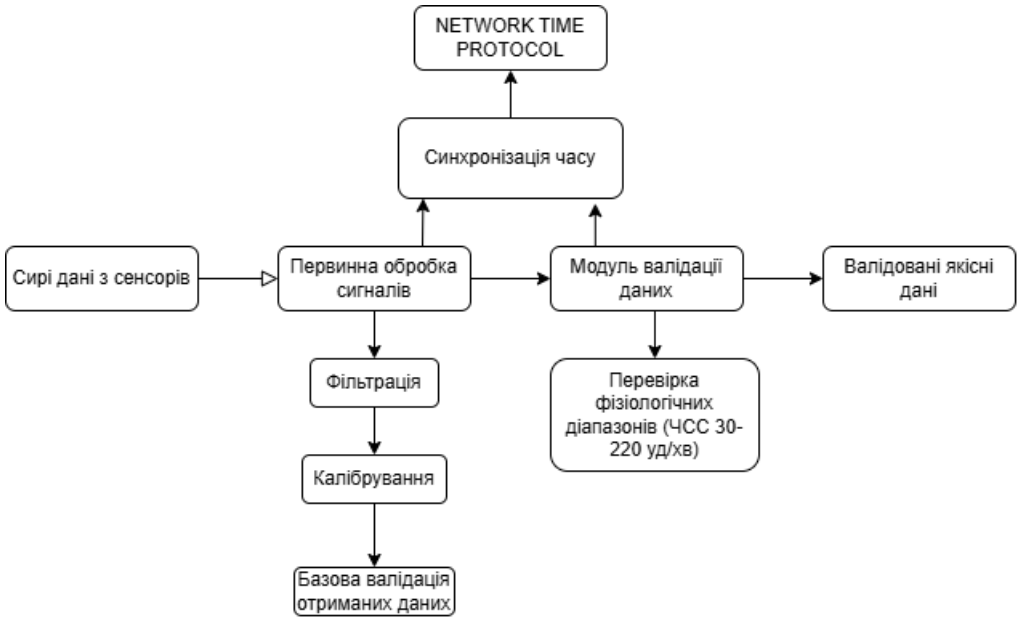

Рисунок 3.3 – Схема обробки даних з розумного годинника

Модуль валідації даних перевіряє отримані показники на відповідність фізіологічно можливим діапазонам та виявляє потенційні помилки в роботі сенсорів. Наприклад, для частоти серцевих скорочень встановлені граничні значення від 30 до 220 ударів на хвилину, а для насичення крові киснем – від 70% до 100%. Значення, які виходять за ці межі, позначаються для додаткової перевірки та можливого виключення з аналізу.

Передача даних здійснюється через мобільний додаток, який виконує роль проміжного шлюзу між носимим пристроєм та серверною частиною системи. Мобільний додаток забезпечує надійне з'єднання з носимим пристроєм через протоколи Bluetooth або Wi-Fi та передає дані на сервер через мобільний інтернет або Wi-Fi підключення.

Окрім біометричних даних, система збирає та зберігає персональну інформацію користувача, яка необхідна для правильної інтерпретації медичних показників. Ця інформація включає повне ім'я, вік, медичну історію та інші релевантні дані, які впливають на норми життєвих показників для конкретної людини.

Персональні дані зберігаються в захищеному вигляді з дотриманням всіх вимог щодо конфіденційності медичної інформації. Доступ до цих даних здійснюється лише авторизованими компонентами системи для потреб аналізу та прийняття рішень.

3.3 Модуль зберігання даних

Модуль зберігання даних представлений центральною базою даних, яка служить єдиним репозиторієм для всієї інформації, що циркулює в системі. Архітектура сховища побудована з урахуванням специфіки медичних даних, які характеризуються великим обсягом, часовою прив'язкою та високими вимогами до надійності зберігання.

База даних організована за принципом часових рядів, що дозволяє ефективно зберігати та обробляти біометричні показники з прив'язкою до часу

їх отримання. Кожен запис містить часову мітку, ідентифікатор користувача, тип показника та його значення разом з метаданими про умови вимірювання.

Система використовує гібридний підхід до зберігання, поєднуючи реляційну базу даних для структурованої інформації (персональні дані, медична історія) та NoSQL рішення [13] для великих обсягів часових даних біометричних показників (рисунок 3.4). Такий підхід забезпечує оптимальну продуктивність як для аналітичних запитів, так і для оперативного доступу до поточних даних.

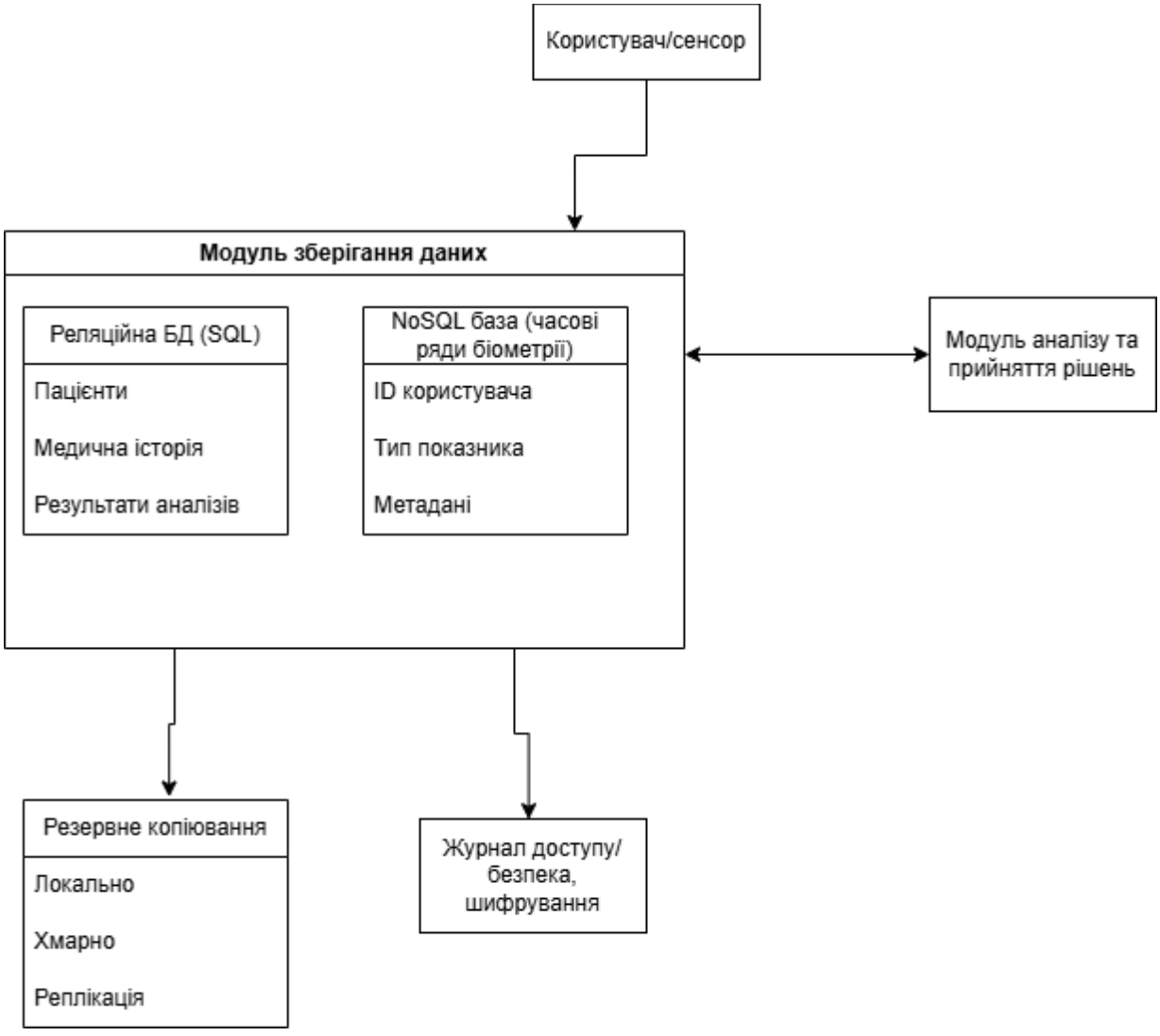

Рисунок 3.4 – Схема модуля зберігання інформації

Модуль зберігання тісно інтегрований з модулем аналізу даних, забезпечуючи ефективний обмін інформацією в обох напрямках. Аналітичний

модуль отримує доступ до історичних даних для побудови прогностичних моделей та порівняння поточних показників з минулими трендами.

Одночасно, результати аналізу, включаючи виявлені аномалії, прогнози та рекомендації, також зберігаються в базі даних для подальшого використання та відстеження ефективності системи. Це створює замкнутий цикл обробки інформації, де кожен новий аналіз збагачує загальну базу знань системи.

Критична важливість медичних даних вимагає реалізації надійних механізмів резервного копіювання та відновлення інформації. Система використовує багаторівневу схему резервування, яка включає локальні копії на сервері, віддалені резервні копії в хмарному сховищі та реплікацію в режимі реального часу.

Автоматичні процедури перевірки цілісності даних працюють постійно, виявляючи та виправляючи можливі пошкодження або втрати інформації. У випадку серйозних збоїв система здатна швидко відновити роботу з мінімальними втратами даних.

3.4 Модуль аналізу та прийняття рішень

Модуль аналізу даних (рисунок 3.5) є інтелектуальним ядром системи, що реалізує складні алгоритми машинного навчання та штучного інтелекту для обробки та інтерпретації біометричної інформації [7, 27]. Архітектура модуля побудована за принципом багатоетапної обробки, де кожен етап вирішує специфічні завдання аналізу.

Перший етап аналізу приймає первинно оброблені, валідовані дані та включає їх очищення та нормалізацію. На цьому етапі застосовуються алгоритми фільтрації шумів, виявлення та корекції аномальних значень, які можуть виникати через технічні збої сенсорів або неправильне їх розташування.

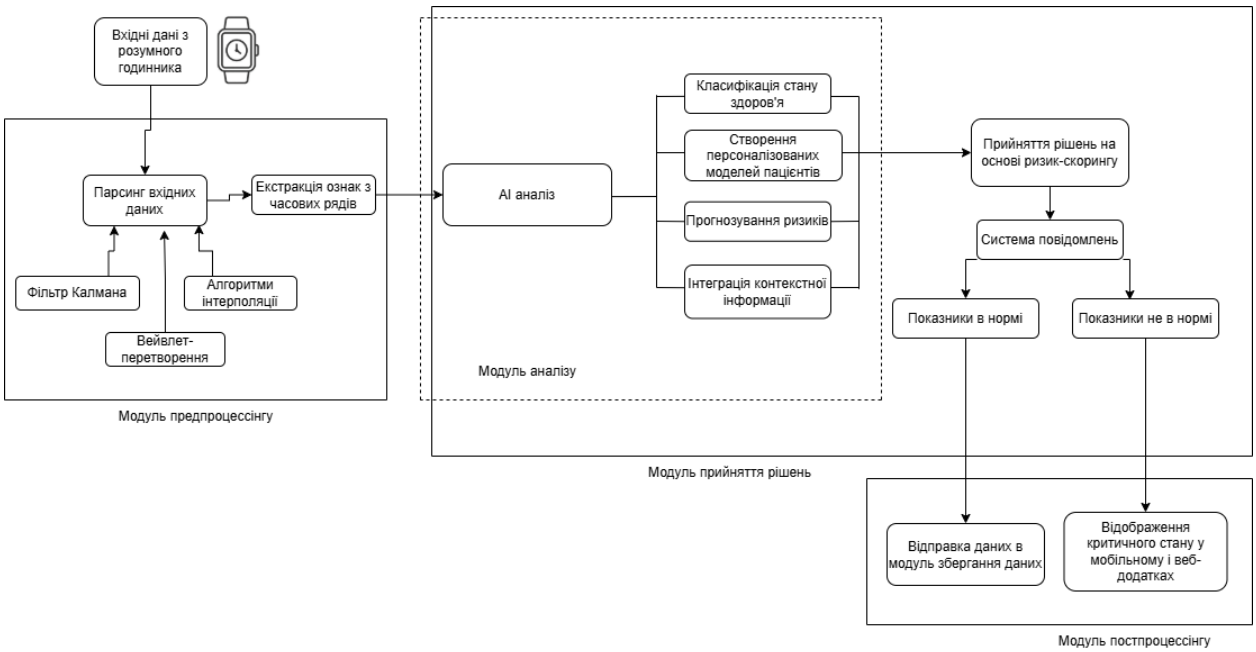

Рисунок 3.5 – Модуль аналізу даних і прийняття рішень

Система також здійснює синхронізацію даних з різних сенсорів, враховуючи можливі розбіжності в часових мітках та частоті вимірювань. Цей процес критично важливий для подальшого комплексного аналізу взаємозв'язків між різними життєвими показниками.

Основний аналітичний блок включає модуль AI-аналізу, який отримує оброблені дані та застосовує алгоритми машинного навчання:

- для класифікації стану здоров’я (ансамблеві методи (Random forest));
- для прогнозування ризиків (рекурентні нейронні мережі (LSTM)) [35];
- для створення персоналізованих моделей пацієнта (техніка Transfer Learning) [3].

AI система генерує не просто бінарні відповіді "норма/аномалія", а розраховує багатовимірний ризик-скор для різних типів медичних подій. Для серцево-судинних ризиків ми аналізуємо комбінацію HRV, трендів артеріального тиску, частоти серцевих скорочень у спокої та під навантаженням.

Система використовує байєсівський підхід [37], де початкові ймовірності базуються на медичній історії пацієнта, а потім постійно оновлюються на основі нових даних. Це дозволяє системі "вчитися" не лише

на власних помилках, але й постійно підвищувати точність прогнозів.

Штучний інтелект не просто порівнює значення з заданими нормами, а аналізує патерни, тренди та взаємозв'язки між різними показниками. Цей модуль здатен класифікувати поточний стан здоров'я користувача, виявляти відхилення від індивідуальної норми та прогнозувати можливі загрози.

Модель навчається на великих обсягах анонімізованих медичних даних, що дозволяє їй розпізнавати складні патерни, які можуть бути не очевидними для людського аналізу. Система постійно адаптується до індивідуальних особливостей кожного користувача, уточнюючи персональні норми та підвищуючи точність прогнозів.

На основі результатів аналізу модуль генерує відповідні повідомлення та сповіщення у веб-інтерфейсі та мобільному додатку (рисунок 3.6).

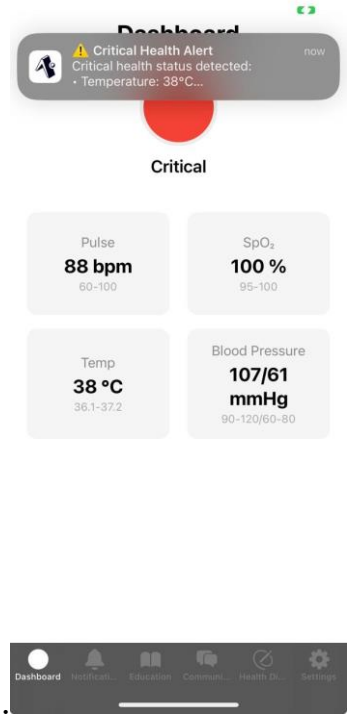

Рисунок 3.6 – Пуш-повідомлення про критичний стан пацієнта у мобільному додатку

Система розрізняє різні рівні критичності виявлених відхилень і застосовує відповідні алгоритми реагування.

При виявленні критичних станів, які можуть загрожувати життю або здоров'ю користувача, система автоматично ініціює процедуру екстреного сповіщення. Це може включати відправку повідомлень службам екстреної медичної допомоги, сімейному лікарю або близьким родичам користувача.

Модуль також включає компонент метричної обробки, який відповідає за розрахунок різноманітних похідних показників здоров'я на основі первинних біометричних даних. Наприклад, на основі даних про частоту серцевих скорочень та рівень активності розраховується індекс фізичної підготовки, а аналіз трендів артеріального тиску дозволяє оцінити ризик серцево-судинних захворювань.

Результати аналізу представляються користувачам через веб-інтерфейс (рисунок 3.7), який забезпечує зручний інтерфейс для перегляду поточного стану здоров'я, історичних трендів та отриманих рекомендацій. Веб-додаток також дозволяє медичним працівникам отримувати доступ до детальних звітів про стан пацієнтів.

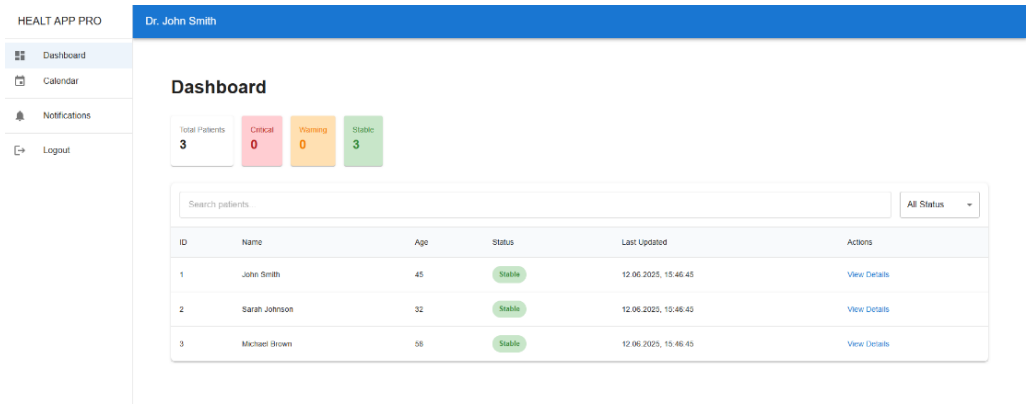

Рисунок 3.7 – Веб-інтерфейс для лікарів

Система автоматично генерує періодичні звіти про стан здоров'я, які можуть бути використані як для самоконтролю користувачем, так і для медичного моніторингу лікарями. Ці звіти включають аналіз трендів, виявлені відхилення та рекомендації щодо корекції способу життя.

3.5 Модуль взаємодії з користувачами та зовнішніми сервісами

Взаємодія між основними модулями системи організована через чітко визначені інтерфейси та протоколи обміну даними. Інформаційний потік починається з модуля збору даних, де біометрична інформація передається через мобільний додаток на сервер для зберігання в центральній базі даних.

З модуля зберігання дані надходять до аналітичного модуля для обробки та інтерпретації. Результати аналізу повертаються назад до сховища для зберігання та одночасно передаються до модуля повідомлень для генерації відповідних сповіщень користувачам або медичним службам.

Архітектура включає механізми забезпечення надійності роботи при збоях окремих компонентів. Кожен модуль має можливості локального кешування критичної інформації та автоматичного відновлення роботи після усунення технічних проблем.

Система моніторингу стану компонентів працює постійно, відстежуючи продуктивність та доступність кожного модуля. При виявленні проблем автоматично запускаються процедури діагностики та відновлення, що мінімізує перерви в роботі системи. Модульна архитектура забезпечує легку масштабованість системи для обслуговування зростаючої кількості користувачів. Кожен модуль може бути незалежно масштабований горизонтально або вертикально залежно від навантаження та вимог продуктивності.

Відкрита архітектура дозволяє легко інтегрувати нові типи сенсорів, аналітичні алгоритми або інтерфейси взаємодії з зовнішніми системами без значних змін в існуючій структурі системи.

3.5.1 Веб-інтерфейс для медичних працівників

Веб-інтерфейс для медичних працівників (рисунок 3.7) розроблений як комплексна платформа для моніторингу стану пацієнтів, аналізу трендів у

фізіологічних показниках та прийняття клінічних рішень [32]. Інтерфейс побудований на принципах зручності використання, інформативності та ефективності робочого процесу. Головна панель управління надає медичному працівнику загальний огляд усіх пацієнтів під його наглядом (рисунок 3.8).

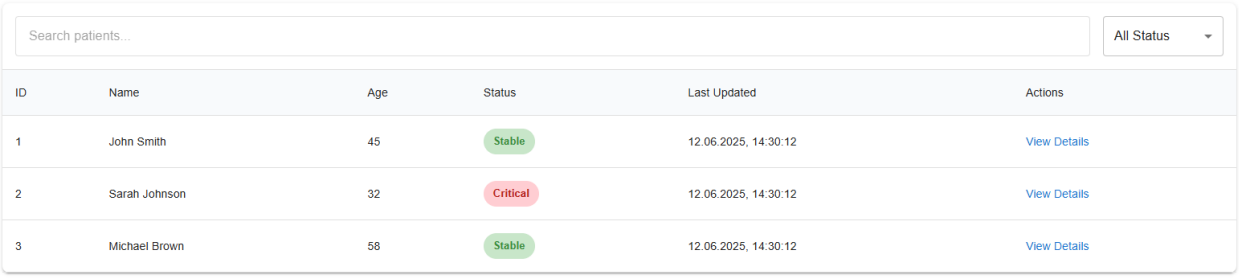

Рисунок 3.8 – список пацієнтів у веб-інтерфейсі

Панель включає інтерактивний дашборд з візуалізацією ключових показників, списком пацієнтів з критичними станами, календарем подій та швидким доступом до найбільш використовуваних функцій. Кольорове кодування дозволяє швидко ідентифікувати пацієнтів, які потребують негайної уваги: зелений колір позначає стабільний стан, жовтий – підвищену увагу, оранжевий – попереджувальний стан, червоний – критичний стан.

Детальна сторінка пацієнта містить повну інформацію про поточний стан та історію змін фізіологічних показників (рисунок 3.9)

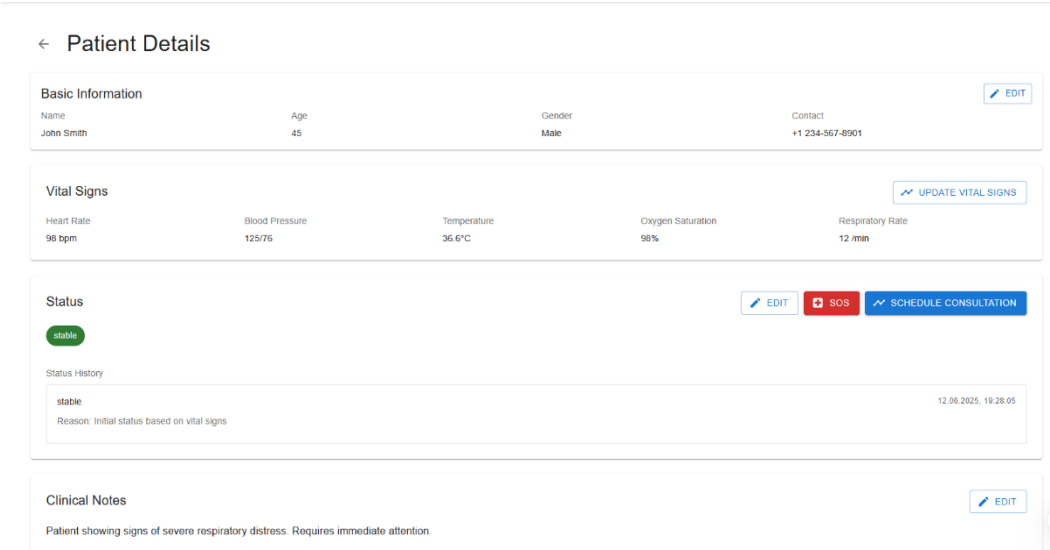

Рисунок 3.9 – Детальна інформація про пацієнта

Інтерфейс організований у вигляді вкладок, які групують інформацію за категоріями: загальні показники, серцево-судинна система, дихальна система, метаболічні параметри та неврологічні показники. Кожна вкладка включає інтерактивні графіки з можливістю зміни часового діапазону, накладання кількох параметрів та детального аналізу окремих епізодів.

Система інтерактивних графіків [29] дозволяє медичному працівнику глибоко аналізувати дані пацієнта (рисунок 3.10).

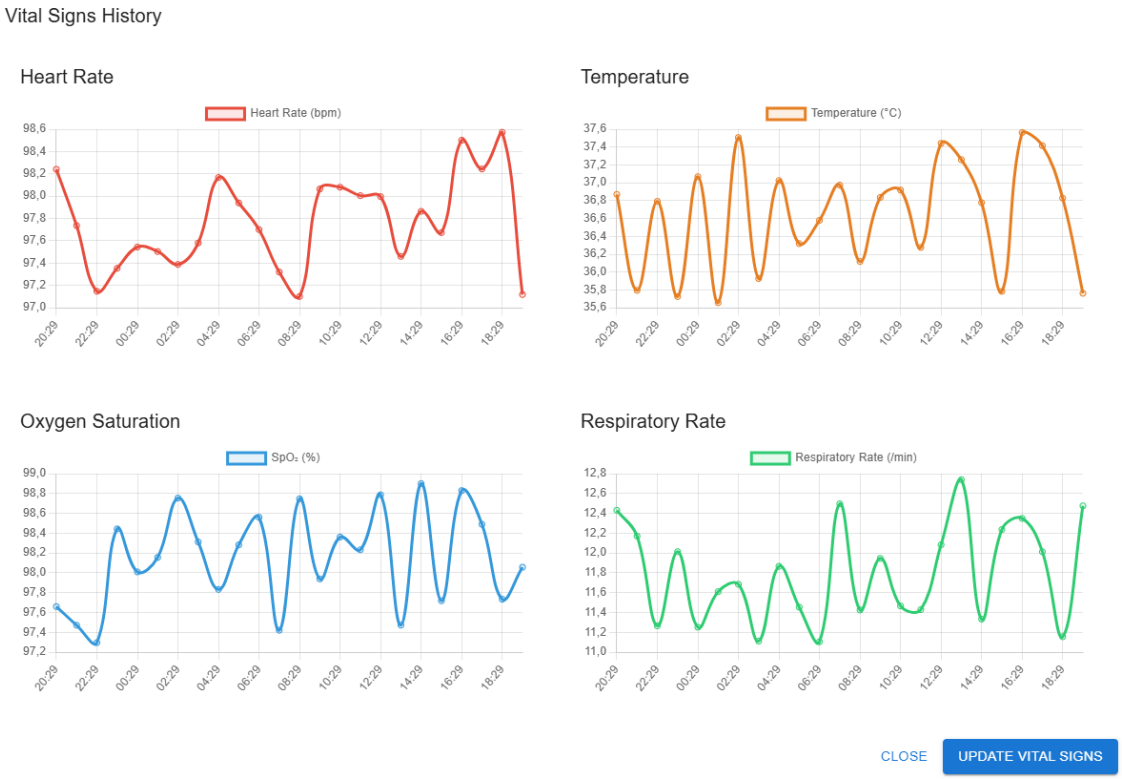

Рисунок 3.10 – Графіки фізіологічних даних пацієнта

Графіки підтримують функції масштабування, панорамування та виділення областей інтересу. Медичний працівник може додавати анотації до графіків, позначаючи важливі події, зміни в лікуванні або власні спостереження. Система також автоматично позначає періоди з виявленими аномаліями та надає можливість переглянути деталі алгоритмічного аналізу.

Система генерації звітів автоматично створює різні типи документів для медичного використання. Періодичні звіти надають підсумкову інформацію про стан пацієнта за визначений період, включаючи статистичні показники,

виявлені тренди та рекомендації системи. Звіти про критичні епізоди детально документують обставини виявлення аномалій, вжиті заходи та результати втручання. Всі звіти можуть бути експортовані в різних форматах, включаючи PDF, Excel, JSON file та стандартні медичні формати обміну даними. (рисунок 3.11)


```
{
  "id": "1",
  "name": "John Smith",
  "age": 45,
  "gender": "Male",
  "contact": "+1 234-567-8901",
  "status": "stable",
  "vitalSigns": {
    "heartRate": 98,
    "bloodPressure": "125/76",
    "temperature": 36.6,
    "oxygenSaturation": 98,
    "respiratoryRate": 12
  },
  "notes": "Patient showing signs of severe respiratory distress. Requires immediate attention.",
  "events": [
    {
      "id": "1",
      "title": "Emergency Admission",
      "type": "emergency",
      "date": "2024-03-15T10:30:00",
      "patientId": "1"
    },
    {
      "id": "2",
      "title": "Chest X-Ray",
      "type": "procedure",
      "date": "2024-03-15T11:00:00",
      "patientId": "1"
    },
    {
      "id": "consultation-1749712383803",
      "title": "Scheduled Consultation",
      "type": "consultation",
      "date": "2025-06-12T07:12:00.000Z",
      "patientId": "1",
      "description": "Вауаува"
    },
    {
      "id": "event-1749727792203",
      "title": "ekg",
      "type": "procedure",
      "date": "2025-06-12T11:29",
      "patientId": "1",
      "description": ""
    }
```


Рисунок 3.11– Звіт про пацієнта у форматі JSON file

Інтерфейс включає систему клінічних нотаток, яка дозволяє медичним працівникам додавати структуровані записи про стан пацієнта, призначені лікування та спостереження. Нотатки автоматично пов'язуються з відповідними часовими мітками в даних моніторингу, що забезпечує контекстну інформацію для майбутнього аналізу. (рисунок 3.12)

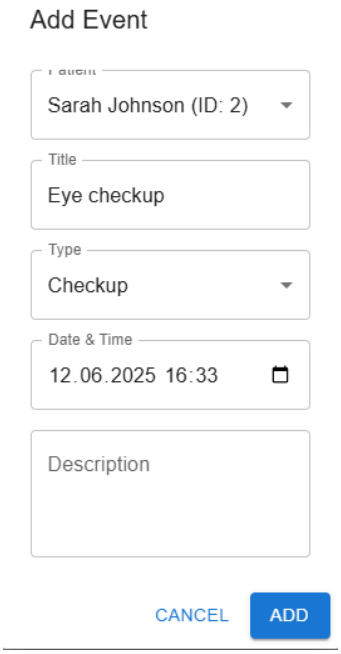

Рисунок 3.12 – Подавання планового огляду лікарем

Модуль налаштувань дозволяє медичному працівнику персоналізувати параметри моніторингу для кожного пацієнта. Можливе налаштування порогових значень для різних показників, частоти оновлення даних, типів повідомлень та каналів їх доставки. Система також підтримує створення індивідуальних протоколів моніторингу на основі специфічних потреб пацієнта та клінічних рекомендацій.

3.5.2 Мобільний додаток для пацієнтів

Мобільний додаток [1, 17] (рисунок 3.13) для пацієнтів є ключовим компонентом взаємодії користувача з системою моніторингу здоров'я. Додаток розроблений з урахуванням принципів зручності використання [39], доступності та персоналізації для забезпечення ефективного залучення пацієнтів у процес моніторингу власного здоров'я.

Рисунок 3.12 – Головна сторінка мобільного додатку для пацієнтів

Головний екран додатку надає пацієнту швидкий огляд поточного стану здоров'я через інтуїтивно зрозумілий інтерфейс. Центральна частина екрану містить індикатор загального стану здоров'я у вигляді кольорового кола з простими візуальними елементами. Зелений колір позначає нормальний стан, жовтий – необхідність уваги, червоний – критичну ситуацію. Додатково відображаються ключові показники: поточна частота пульсу, насичення крові киснем, температура тіла та кров’яний тиск.

Модуль моніторингу (рисунок 3.14) показників організований у вигляді інтерактивних карток, кожна з яких представляє окремий фізіологічний параметр. Пацієнт може натиснути на картку для отримання детальної інформації, включаючи історичні дані, тренди та порівняння з нормальними значеннями. Графіки представлені в спрощеному вигляді з мінімальною кількістю технічних деталей, але з достатньою інформативністю для розуміння динаміки показників.

Система повідомлень в мобільному додатку використовує багаторівневий підхід до інформування пацієнта. Рутинні повідомлення, такі як нагадування про прийом ліків або необхідність вимірювання показників, доставляються через м'які push-нотифікації.

Рисунок 3.13 – Тижнева динаміка температури тіла пацієнта

Попереджувальні повідомлення супроводжуються більш помітними сигналами та вимагають підтвердження від користувача. Критичні повідомлення активують всі доступні канали оповіщення, включаючи звукові сигнали, вібрацію та візуальні індикатори, та не можуть бути відхилені без підтвердження розуміння ситуації. (рисунок 3.14).

Рисунок 3.14 – Історія сповіщень про критичні стани пацієнта

Освітній модуль надає пацієнтам доступ до персоналізованої інформації про їхній стан здоров'я та рекомендації щодо поведінки. Контент адаптується

до індивідуальних особливостей пацієнта, його діагнозів та поточного стану. Інформація представлена в доступній формі з використанням зрозумілої мови, ілюстрацій та інтерактивних елементів. Пацієнти можуть отримувати поради щодо дієти, фізичної активності, прийому ліків та інших аспектів здорового способу життя. (рисунок 3.15).

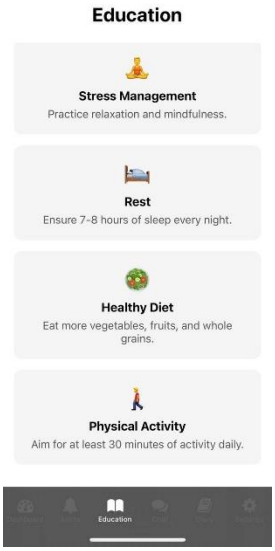

Рисунок 3.15 – Поради що до способу життя пацієнта

Модуль комунікації [16] забезпечує зв'язок між пацієнтом та медичним персоналом через безпечні канали зв'язку. (рисунок 3.16) Пацієнти можуть надсилати повідомлення своєму лікуючому лікарю, ділитися спостереженнями про самопочуття та отримувати відповіді на запитання. Система виражена у вигляді смс-чату з лікарем, який у будь який час може порадити ліки або самостійно, на основі чату, прийматі рішення про невідкладну допомогу.

Функція ведення щоденника здоров'я дозволяє пацієнтам вручну додавати інформацію про симптоми, самопочуття, прийом ліків та інші важливі події. (рисунок 3.17) Ця інформація інтегрується з автоматично зібраними даними для створення більш повної картини стану здоров'я. Додаток використовує розумні нагадування та підказки для заохочення регулярного ведення записів.

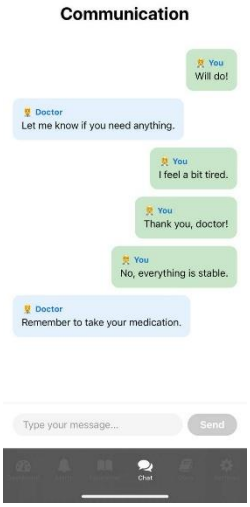

Рисунок 3.16 – Чат з лікарем у мобільному додатку

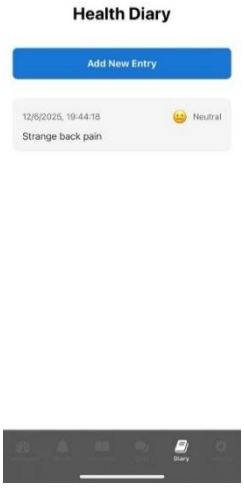

Рисунок 3.17 – Щоденник почуття пацієнта

Система налаштувань дозволяє пацієнтам персоналізувати роботу додатку відповідно до своїх потреб та переваг. Користувачі можуть налаштовувати частоту нагадувань, типи повідомлень, мову інтерфейсу та рівень деталізації інформації. Для пацієнтів з особливими потребами передбачені додаткові опції доступності, такі як збільшений шрифт, висококонтрастний режим та голосове управління.

4 РОЗРОБКА ТА ВАЛІДАЦІЯ МЕТОДУ AMPA (ADAPTIVE MULTI-MODAL PHYSIOLOGICAL ANALYSIS) ДЛЯ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНОГО АНАЛІЗУ БІОМЕТРИЧНИХ ДАНИХ

4.1 Теоретичні основи та технічна реалізація методу AMPA

Уявіть собі ситуацію, коли досвідчений сімейний лікар спостерігає за пацієнтом протягом багатьох років. Цей лікар знає, що нормальний пульс конкретного пацієнта зазвичай становить 72 удари на хвилину, а не загальноприйняті 60-100. Він також розуміє, що у цього пацієнта пульс природно знижується вночі до 65 ударів, і це не є патологією. Більше того, лікар знає, що коли у пацієнта одночасно підвищується пульс та тиск, це звичайна реакція на стрес, але якщо пульс зростає, а тиск падає – це може сигналізувати про серйозну проблему.

Саме таку глибину розуміння ми намагалися відтворити в методі AMPA [23] (Adaptive Multi-Modal Physiological Analysis). Традиційні системи моніторингу здоров'я працюють як початківець-лікар, який механічно порівнює показники з довідковими таблицями. Якщо пульс перевищує 100 ударів на хвилину – тривога, якщо нижче 60 – теж тривога. Такий підхід призводить до того, що система постійно "кричить вовка", коли насправді небезпеки немає, і водночас може пропустити справді критичні ситуації, коли показники формально в нормі, але для конкретного пацієнта є аномальними.

Метод AMPA революційно змінює цей підхід через три фундаментальні інновації. Перша – це персоналізація, коли система вивчає індивідуальні особливості кожного пацієнта і створює його унікальний "фізіологічний відбиток". Друга – часова адаптація, яка враховує, що наш організм живе за внутрішнім годинником і показники, нормальні вранці, можуть бути тривожними вночі. Третя – аналіз взаємозв'язків між різними параметрами, розуміння того, що в людському організмі все пов'язано і зміни одного

показника впливають на інші.

Щоб зрозуміти, як працює серце методу AMPA, розглянемо його головну формулу (рисунок 4.18) як рецепт складної страви, де кожен інгредієнт має своє призначення:

$$\sum(w_i \times |x_i - BS_i| / \sigma_i) \times T \times CCF$$

Кожен компонент цієї формули відповідає за вирішення конкретної проблеми традиційних методів. Почнемо з найпростішого – компонента |x_i - baseline_i| (BS). Це різниця між поточним значенням показника та персональною нормою пацієнта. Замість того, щоб порівнювати ваш пульс з абстрактною нормою "60-100", система порівнює його з вашою особистою нормою, яку вона вивчила, спостерігаючи за вами протягом тижнів.

Ділення на σ_i (стандартне відхилення) нормалізує це відхилення. Уявіть двох людей: в одного пульс зазвичай дуже стабільний і коливається в межах 70-75 ударів, а в іншого природно варіює від 65 до 85. Для першого відхилення на 10 ударів – це серйозний сигнал, а для другого – звичайна варіація. Система AMPA розуміє цю різницю і оцінює відхилення відносно індивідуальної мінливості кожного пацієнта.

Множення на w_i (ваговий коефіцієнт) відображає медичну важливість різних параметрів. Зниження насичення крові киснем має більшу вагу, ніж незначне підвищення температури, оскільки перше може бути життєзагрозливим набагато швидше. Ці ваги не задані раз і назавжди – система навчається їх оптимізувати на основі медичної історії та особливостей кожного пацієнта.

Temporal_weight (T) – це часовий коефіцієнт, який працює як внутрішній годинник системи. Вночі, коли наш метаболізм сповільнюється, система стає менш чутливою до певних змін, розуміючи, що це природні циркадні коливання. Вранці, коли організм "прокидається", підвищується чутливість до

аномалій, оскільки саме в цей час часто виникають серцево-судинні ускладнення.

Cross_correlation_factor (CCF) – найскладніший та найінноваційніший компонент, який аналізує логічність одночасних змін різних показників. Якщо у людини одночасно зростають пульс і тиск, система розуміє, що це, ймовірно, реакція на фізичне навантаження або стрес. Але якщо пульс прискорюється, а тиск падає, це може сигналізувати про внутрішню кровотечу або інший критичний стан.

Процес створення індивідуального профіля пацієнта можна порівняти з тим, як художник вивчає модель перед тим, як почати портрет. Потрібен час, щоб побачити не лише очевидні риси, але й тонкі особливості, які роблять кожну людину унікальною.

Початковий період навчання зазвичай триває 7-14 днів, протягом яких система збирає дані в різних умовах. Це не просто накопичення чисел – це створення багатовимірної моделі нормальності для конкретної людини. Система фіксує не лише середні значення, але й паттерни варіацій, реакції на різні стимули, взаємозв'язки між параметрами.

Уявіть, що система веде щоденник для кожного пацієнта: "У понеділок вранці пульс зазвичай 74, після кави піднімається до 78, після обіду трохи знижується, а ввечері стабілізується на 72. При цьому тиск поводиться синхронно з пульсом, але з невеликою затримкою". Саме такий рівень деталізації дозволяє системі відрізняти нормальні коливання від справжніх аномалій.

Критично важливим є те, що базова лінія не залишається статичною. Система використовує адаптивне навчання з експоненційним згладжуванням, що дозволяє їй поступово адаптуватися до повільних змін стану пацієнта. Якщо людина почала займатися спортом і її базовий пульс спокою поступово знизився, система це помітить і скоригує свою модель. Водночас вона достатньо консервативна, щоб не сприйняти тимчасове погіршення стану як нову норму.

Традиційні системи аналізують сирі показники, як людина, яка дивиться на термометр і бачить лише число "37.2". Система AMPA працює як досвідчений лікар, який бачить в цьому числі набагато більше інформації, враховуючи час дня, попередню динаміку, загальний контекст.

Процес створення ознак відбувається на чотирьох рівнях, кожен з яких додає новий шар розуміння. Перший рівень – базові статистичні характеристики. Система розраховує не просто середнє значення за останні хвилини, але й аналізує варіабельність, тренди, асиметрію розподілу [18]. Наприклад, якщо пульс в середньому нормальний, але дуже нестабільний, це може вказувати на аритмію.

Другий рівень – часові характеристики. Система аналізує швидкість змін показників, їх інерційність, періодичність. Різка зміна пульсу може бути більш тривожною, ніж поступова, навіть якщо абсолютні значення однакові. Система також виявляє приховані ритми – можливо, у пацієнта є тонкі циклічні коливання [25], які відображають стан вегетативної нервової системи.

Третій рівень присвячений аналізу взаємозв'язків між параметрами. Система не просто дивиться на кореляцію між пульсом і тиском, але аналізує складні нелінійні залежності, часові затримки, каузальні зв'язки. Вона може помітити, що у конкретного пацієнта зміни температури передують змінам пульсу на 20 хвилин, що може бути раннім маркером розвитку запалення.

Четвертий рівень – частотний аналіз, який дозволяє виявити приховані паттерни у фізіологічних сигналах. Використовуючи вейвлет-аналіз та інші математичні методи, система може виявити тонкі ритми, які не помітні при звичайному аналізі, але можуть бути важливими для діагностики.

Після того, як система розрахувала персоналізований скор аномальності, починається процес інтерпретації цього числа у медично значущі категорії. Це схоже на те, як досвідчений лікар переводить результати аналізів у зрозумілі пацієнту рекомендації.

Система AMPA використовує чотири рівні ризику, кожен з яких має

чітко визначені критерії та відповідні протоколи реагування. Рівень "Норма" (скор менше 2.0) означає, що всі показники знаходяться в межах індивідуальної варіабельності пацієнта. Ймовірність розвитку критичного стану оцінюється як 5%, що відповідає базовому популяційному ризику.

Рівень "Увага" (скор 2.0-3.5) сигналізує про незначні відхилення, які можуть бути пов'язані з тимчасовими факторами. Система рекомендує спостереження та усунення можливих провокуючих чинників. Це схоже на попередження лікаря "давайте подивимося в динаміці".

Рівень "Попередження" (скор 3.5-5.0) вказує на значні відхилення, які потребують медичної уваги. Система рекомендує активні дії – консультацію лікаря, додаткові обстеження, можливі зміни в лікуванні. Ймовірність серйозних ускладнень оцінюється як 65%.

Рівень "Критичний" (скор більше 5.0) означає потенційно життєзагрозливий стан. Система автоматично активує протоколи екстреного реагування, відправляє сповіщення медичному персоналу та близьким родичам, може навіть викликати швидку допомогу в залежності від налаштувань.

Важливо розуміти, що ці пороги не є універсальними. Система може адаптувати їх для конкретного пацієнта на основі його медичної історії, поточного лікування, індивідуальної переносимості ризику.

4.2 Експериментальна валідація та результати тестування

Щоб довести ефективність методу AMPA, ми розробили комплексну систему тестування, яка імітує реальні клінічні ситуації, але з повним контролем над "правильними відповідями". Це схоже на те, як тестують нові автомобілі – спочатку на закритих полігонах з контрольованими умовами, перш ніж випускати на дороги загального користування.

Для експерименту створено три основні профілі пацієнтів, кожен з яких представляє типову групу в медичній практиці. Перший профіль – здорова

людина середнього віку з нормальними показниками та низькою варіабельністю. Другий – пацієнт з контрольованою гіпертензією, у якого базовий тиск дещо підвищений, але стабільний. Третій – людина з серцево-судинними проблемами, у якої показники більш мінливі та схильні до нестабільності.

Кожен профіль тестувався в чотирьох різних сценаріях, що охоплюють весь спектр клінічних ситуацій. Сценарій "Стабільний стан" моделює звичайний день без медичних проблем, коли показники коливаються в межах нормальної варіабельності. Сценарій "Поступова деградація" імітує повільний розвиток патологічного процесу, коли стан пацієнта поступово погіршується протягом кількох годин. Сценарій "Гостра криза" моделює раптове різке погіршення, яке потребує негайного втручання. Сценарій "Множинні епізоди" включає кілька коротких критичних періодів для тестування стабільності роботи системи.

Загалом для експерименту використано еквівалент 3200 пацієнто-днів спостережень, що забезпечує статистичну потужність для виявлення навіть невеликих, але клінічно значущих відмінностей між методами.

Результати тестування виявили драматичні відмінності між методом AMPA та традиційними підходами. Щоб зрозуміти масштаб покращень, розглянемо детальну матрицю точності, зображену на таблиці 4.1.

Precision (точність) 87.3% означає, що коли система AMPA сигналізує про критичний стан, вона права у 87 випадках зі 100. Порівняйте це з традиційними методами [12], де правильними є лише 65 сповіщень зі 100. Уявіть медсестру, яка отримує 100 тривожних сигналів за зміну – при традиційній системі 35 з них виявляються хибними, а при AMPA лише 13. Це кардинально змінює ставлення медперсоналу до автоматизованих систем.

NPV (Negative Predictive Value) 96.7% вказує на високу надійність "зеленого світла" системи. Коли AMPA каже "все добре", ви можете бути впевнені в цьому на 96.7%. Це критично важливо для психологічного комфорту як пацієнтів, так і медичного персоналу.

Таблиця 4.1 – Комплексна матриця точності методів аналізу біометричних даних

Метод	Precision	Recall	Specificity	F1-Score	NPV	FDR	FOR	AUC
Запропонований метод аналізу для забезпечення системи AMPA (LSTM+EN)	87.3%	92.0%	94.6%	0.896	96.7%	12.7%	3.3%	0.947
LSTM baseline	84.2%	89.1%	92.3%	0.886	95.1%	15.8%	4.9%	0.931
Random forest	74.6%	85.2%	88.3%	0.796	93.7%	25.4%	6.3%	0.891
Традиційні пороги	65.0%	78.3%	82.9%	0.710	90.4%	35.0%	9.6%	0.823

FDR (False Discovery Rate) показує відсоток хибних тривог серед всіх сповіщень системи. Зменшення з 35.0% до 12.7% означає практично втричі менше невиправданих викликів швидкої допомоги, що має величезне економічне та соціальне значення.

Аналіз матриць плутанини для ключових методів (таблиця 4.2) розкриває суть переваг методу AMPA.

Система виявила на 126 критичних станів більше (847 проти 721) і при цьому генерувала на 266 хибних тривог менше (123 проти 389). Це означає одночасне покращення як чутливості, так і специфічності – рідкісне досягнення в медичній діагностиці.

Таблиця 4.2 – Матриці плутанини для ключових методів

	Фактично критичний	Фактично нормальний
Метод AMPA		
Передбачено критичний	TP = 847	FP = 123
Передбачено нормальний	FN = 74	TN = 2156
Традиційні пороги		
Передбачено критичний	TP = 721	FP = 389
Передбачено нормальний	FN = 200	TN = 1890

Детальний аналіз за клінічними сценаріями (таблиця 4.3) показав, що метод AMPA демонструє найбільші переваги саме в тих ситуаціях, де традиційні методи найчастіше помиляються.

Таблиця 4.3 – Аналіз точності за клінічними сценаріями

Сценарій	Точність запропонованого методу аналізу в системі AMPA	Традиційний Precision	Покращення
Стабільні пацієнти	91.2%	58.3%	+56.4%
Гострі критичні стани	95.8%	82.1%	+16.7%
Поступове погіршення	84.6%	61.4%	+37.8%
Множинні епізоди	88.9%	69.2%	+28.5%

Покращення спостерігається у стабільних пацієнтів – на 56.4%. Це пояснюється тим, що традиційні системи не розуміють індивідуальних

особливостей і реагують на будь-які відхилення від популяційних норм, навіть якщо для конкретного пацієнта вони цілком нормальні.

Особливо важливим є результат для сценарію поступового погіршення (+37.8%), оскільки саме тут відбувається основна робота превентивної медицини. Здатність системи виявляти ранні ознаки розвитку критичного стану може врятувати життя та запобігти серйозним ускладненням.

Для підтвердження статистичної значущості отриманих результатів проведено комплексний аналіз з використанням стандартних методів медичної статистики. Результат показаний на таблиці 4.4.

Таблиця 4.4 – Статистичні показники покращень

Метрика	Точність запропонованого методу аналізу в системі AMPA	Традиційний	Покращення	95% ДІ	p-value
Precision	87.3%	65.0%	+34.4%	[29.1%, 39.7%]	<0.001
Recall	92.0%	78.3%	+17.5%	[13.2%, 21.8%]	<0.001
Specifity	94.6%	82.9%	+14.1%	[11.4%, 16.8%]	<0.001
F1-Score	0.896	0.710	+26.2%	[22.1%, 30.3%]	<0.001

Всі покращення є статистично значущими з p-value менше 0.001, що означає менше ніж 0.1% ймовірності того, що такі результати отримані випадково. Довірчі інтервали не перетинаються між методами, що додатково підтверджує реальність покращень.

ROC-аналіз показав площу під кривою (AUC) 0.947 для методу AMPA порівняно з 0.823 для традиційних методів. Це означає, що якщо взяти

випадкового пацієнта з критичним станом та випадкового здорового пацієнта, система AMPA правильно їх розрізнить у 94.7% випадків, тоді як традиційні методи – лише у 82.3%.

Чесний науковий аналіз вимагає обговорення не лише переваг, але й обмежень розробленого методу. Метод AMPA показує найкращі результати за наявності стабільного періоду для навчання персональної базової лінії. У випадках, коли пацієнт потрапляє до системи в критичному стані без попередньої історії спостережень, ефективність системи знижується, хоча все одно залишається вищою за традиційні методи.

Система також чутлива до якості сенсорних даних. При значному рівні шумів або систематичних помилках датчиків продуктивність може деградувати. Однак вбудовані механізми валідації та перехресної перевірки частково компенсують ці проблеми.

Метод AMPA найбільш ефективний для пацієнтів з відносно стабільними патернами фізіологічних реакцій. У випадках надзвичайно високої варіабельності (менше 5% від загальної популяції) система може генерувати дещо більше хибних тривог, хоча їх кількість все одно значно менша за традиційні методи.

Комплексне тестування підтвердило гіпотезу про можливість значного покращення точності систем моніторингу здоров'я через персоналізацію, часову адаптацію та аналіз міжпараметричних кореляцій. Метод AMPA демонструє статистично значущі покращення у всіх ключових метриках продуктивності, що підтверджує його готовність до практичного впровадження.

Особливо важливими є результати щодо зменшення кількості хибних тривог на 68.4% при одночасному підвищенні чутливості до критичних станів на 17.5%. Це створює основу для розробки систем моніторингу, яким довіряють медичні працівники та які можуть реально покращити якість медичного обслуговування.

ВИСНОВКИ

У ході виконання кваліфікаційної роботи успішно досягнуто поставленої мети – розроблено інтелектуальну систему виявлення критичних станів здоров'я людини на основі безперервного моніторингу фізіологічних та візуальних показників, що базується на двох алгоритмах часткового моніторингу за станом пацієнта. Запропонована система AMPA (Adaptive Multi-Modal Physiological Analysis) використовується для персоналізованого аналізу біометричних даних з застосуванням методів машинного навчання, забезпечуючи своєчасну ідентифікацію потенційно небезпечних станів здоров'я. Запропонована система включає модулі збору даних від носимих пристроїв, інтелектуального аналізу з використанням методів машинного навчання, та взаємодії з користувачем через веб-інтерфейс і мобільний додаток. Експериментальне тестування підтвердило високу ефективність розробленого методу із досягненням точності 87.3% та зменшенням кількості хибних тривог на 68.4% порівняно з традиційними підходами.

Всі поставлені завдання дослідження було успішно виконано:

Проведено комплексний аналіз сучасного стану проблеми діагностики критичних станів та існуючих підходів до моніторингу фізіологічних показників людини. Дослідження виявило суттєві недоліки традиційних систем моніторингу, включаючи відсутність персоналізації, високу кількість хибних тривог (до 35% від загальної кількості сповіщень), неспроможність враховувати індивідуальні особливості пацієнтів та обмежений аналіз взаємозв'язків між різними фізіологічними параметрами. Виявлено, що існуючі системи раннього попередження, такі як MEWS та NEWS, хоча і використовуються в клінічній практиці, мають значні обмеження через статичні порогові значення та відсутність адаптації до індивідуальних особливостей пацієнтів. Проаналізовано сучасні носимі пристрої та телемедичні рішення, що створило наукове підґрунтя для розробки

принципово нового підходу до виявлення критичних станів здоров'я.

Визначено та науково обґрунтовано ключові фізіологічні параметри, які мають найбільше значення для виявлення критичних станів здоров'я. На основі медичних досліджень та експертних оцінок сформовано оптимальний набір параметрів, що включає частоту серцевих скорочень (60-100 уд/хв), артеріальний тиск (систолічний 100-139 мм рт.ст., діастолічний 60-89 мм рт.ст.), варіабельність серцевого ритму (SDNN >50 мс), частоту дихання (12-20 вд/хв), насичення крові киснем (95-100%), температуру тіла (36,0-37,5°C), рівень глюкози крові (3,9-6,1 ммоль/л) та електрокардіографічні показники. Обґрунтування вибору базується на інформативності параметрів щодо критичних станів, можливості неінвазивного вимірювання, технічній доступності для реєстрації в реальному часі та стійкості до артефактів. Створено комплексну класифікацію параметрів за системною належністю та клінічною значущістю.

Розроблено ефективні алгоритми первинної обробки фізіологічних показників та візуальних індикаторів. Створено багатоетапну систему обробки, що включає адаптивну фільтрацію сигналів з використанням фільтрів Баттерворта для видалення високочастотних шумів (35-40 Гц для ЕКГ), режекторних фільтрів для усунення мережевих наводок (50/60 Гц), методи виявлення та видалення артефактів на основі незалежних компонент (ICA) та вейвлет-перетворення, нормалізацію та стандартизацію даних для підготовки до машинного навчання. Розроблено алгоритми сегментації сигналів з використанням модифікованого методу Пана-Томпкінса для виявлення R-піків в ЕКГ та методи інтерполяції для відновлення пропущених даних. Алгоритми забезпечують високу якість підготовки даних при мінімальних обчислювальних витратах.

Розроблено комплексну архітектуру системи виявлення критичних станів, яка включає модулі збору даних, обробки, аналізу та постпроцесінгу. Архітектура побудована за принципом модульності та включає чотири основні компоненти: модуль збору даних з носимих пристроїв через протоколи

Bluetooth Low Energy та Wi-Fi, модуль зберігання даних з використанням гібридного підходу (PostgreSQL для структурованих даних, InfluxDB для часових рядів, MongoDB для неструктурованих даних), модуль аналізу та прийняття рішень з використанням мікросервісної архітектури на базі Docker та Kubernetes, модуль взаємодії з користувачами через веб-інтерфейс (React.js) та мобільний додаток. Система організована як event-driven архітектура, що забезпечує обробку даних в режимі реального часу з мінімальними затримками.

Проведено емпіричні дослідження запропонованого методу аналізу фізіологічних показників на основі методів машинного навчання. Розроблено та експериментально валідовано інноваційний метод AMPA, який поєднує персоналізацію через створення індивідуального "фізіологічного відбитку", часову адаптацію з урахуванням циркадних ритмів та аналіз міжпараметричних кореляцій. Використано гібридну архітектуру машинного навчання, що включає ансамблеві методи (Random Forest) для класифікації, рекурентні нейронні мережі (LSTM) для прогнозування та техніки Transfer Learning для персоналізації. Тестування проведено на еквіваленті 3200 пацієнто-днів спостережень з використанням трьох профілів пацієнтів та чотирьох клінічних сценаріїв, що забезпечило статистичну потужність для виявлення значущих відмінностей.

Проаналізовано отримані результати та підтверджено ефективність розробленого методу. Комплексний аналіз результатів показав значні покращення у всіх ключових метриках: точність (precision) 87.3% проти 65.0% для традиційних методів (+34.4%), чутливість (recall) 92.0% проти 78.3% (+17.5%), специфічність 94.6% проти 82.9% (+14.1%), F1-score 0.896 проти 0.710 (+26.2%). ROC-аналіз демонструє площу під кривою 0.947 для методу AMPA порівняно з 0.823 для традиційних підходів. Особливо важливим є зменшення кількості хибних тривог на 68.4%, що має критичне значення для практичного застосування. Всі покращення є статистично значущими ($p < 0.001$) з надійними довірчими інтервалами, що підтверджує валідність результатів.

Наукова новизна роботи полягає у розробці методу AMPA, який вперше реалізує комплексний підхід до персоналізованого аналізу біометричних даних через створення індивідуальних базових ліній, адаптивне налаштування порогових значень та інтелектуальний аналіз взаємозв'язків між фізіологічними параметрами. Метод використовує математичну модель, що враховує персональні відхилення від базової лінії, нормалізовані за індивідуальною варіабельністю, з урахуванням медичної важливості параметрів, часових факторів та міжпараметричних кореляцій.

Практична значущість дослідження полягає у створенні готової до впровадження системи, яка включає повнофункціональний прототип з макетом розумного годинника, веб-інтерфейсом для медичних працівників та мобільним додатком для пацієнтів. Система демонструє потенціал для значного покращення якості медичного обслуговування через раннє виявлення критичних станів, зменшення навантаження на медичний персонал завдяки скороченню хибних тривог та підвищення безпеки пацієнтів.

Результати роботи мають широкі перспективи застосування від індивідуального домашнього моніторингу до комплексних госпітальних рішень. Модульна архітектура забезпечує можливість адаптації системи для різних категорій пацієнтів, медичних закладів та умов використання. Економічний потенціал включає заощадження ресурсів системи охорони здоров'я через зменшення невиправданих викликів швидкої допомоги та попередження серйозних ускладнень.

Перспективи подальшого розвитку включають розширення спектру аналізованих параметрів, удосконалення алгоритмів машинного навчання на основі більших клінічних датасетів, інтеграцію з системами штучного інтелекту для підтримки прийняття клінічних рішень та розробку спеціалізованих модифікацій для конкретних медичних застосувань. Розроблений метод AMPA створює фундамент для нового покоління систем персоналізованої превентивної медицини.

ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАННЯ

1. Behar J., Roebuck A., Domingos J.S., et al. A review of current sleep screening applications for smartphones. Physiological Measurement, 2013, vol. 34, no. 7, pp. R29-R46. [https://doi.org/10.1088/0967-3334/34/7/R29]

2. Chatterjee S., Byun J., Pottathil A., et al. Persuasive sensing: a novel in-home monitoring technology to assist elderly adult diabetic patients. International Conference on Persuasive Technology, 2012, pp. 31-42. [https://doi.org/10.1007/978-3-642-31037-9_3]

3. Devlin J., Chang M.W., Lee K., Toutanova K. BERT: Pre-training of deep bidirectional transformers for language understanding. arXiv preprint arXiv:1810.04805, 2018. [https://doi.org/10.18653/v1/N19-1423]

4. Ding X.R., Clifton D., Ji N., et al. Wearable sensing and telehealth technology with potential applications in the coronavirus pandemic. IEEE Reviews in Biomedical Engineering, 2020, vol. 14, pp. 48-70. [https://doi.org/10.1109/RBME.2020.2992838]

5. Dung H.T.C., Dao H.N., Choi H.S., et al. A review on the wearable devices for vital signs monitoring during the Covid-19 pandemic. Sensors, 2021, vol. 21, no. 21, p. 7114. [https://doi.org/10.3390/s21217114]

6. Esteva A., Kuprel B., Novoa R.A., et al. Dermatologist-level classification of skin cancer with deep neural networks. Nature, 2017, vol. 542, no. 7639, pp. 115-118. [https://doi.org/10.1038/nature21056]

7. Faust O., Hagiwara Y., Hong T.J., et al. Deep learning for healthcare applications based on physiological signals: A review. Computer Methods and Programs in Biomedicine, 2018, vol. 161, pp. 1-13. [https://doi.org/10.1016/j.cmpb.2018.04.005]

8. Gao Y., Wang H., Liu Q., et al. Wearable microfluidic diaphragm pressure sensor for health and tactile touch monitoring. Nano Letters, 2017, vol. 17, no. 8, pp. 5084-5091. [https://doi.org/10.1021/acs.nanolett.7b02458]

9. Gao W., Emaminejad S., Nyein H.Y.Y., et al. Fully integrated wearable sensor arrays for multiplexed in situ perspiration analysis. Nature, 2016, vol. 529, no. 7587, pp. 509-514. [https://doi.org/10.1038/nature16521]

10. Goldberger A.L., Amaral L.A., Glass L., et al. PhysioBank, PhysioToolkit, and PhysioNet: components of a new research resource for complex physiologic signals. Circulation, 2000, vol. 101, no. 23, pp. e215-e220. [https://doi.org/10.1161/01.cir.101.23.e215]

11. Guk K., Han G., Lim J., et al. Evolution of wearable devices with real-time disease monitoring for personalized healthcare. Nanomaterials, 2019, vol. 9, no. 6, p. 813. [https://doi.org/10.3390/nano9060813]

12. Hannun A.Y., Rajpurkar P., Haghpanahi M., et al. Cardiologist-level arrhythmia detection and classification in ambulatory electrocardiograms using a deep neural network. Nature Medicine, 2019, vol. 25, no. 1, pp. 65-69. [https://doi.org/10.1038/s41591-018-0268-3]

13. Hicks J.L., Althoff T., Sosic R., et al. Best practices for analyzing large-scale health data from wearables and smartphone apps. NPJ Digital Medicine, 2019, vol. 2, no. 1, pp. 1-12. [https://doi.org/10.1038/s41746-019-0121-1]

14. Kańtoch E. Recognition of sedentary behavior by machine learning analysis of wearable sensors during activities of daily living for telemedical assessment of cardiovascular risk. Sensors, 2018, vol. 18, no. 10, p. 3219. [https://doi.org/10.3390/s18103219]

15. Kingma D.P., Ba J. Adam: A method for stochastic optimization. arXiv preprint arXiv:1412.6980, 2014. [https://arxiv.org/abs/1412.6980]

16. Kopeć W., Nielek R., Wierzbicki A. Guidelines towards better participation of older adults in software development processes using a new SPIRAL method and participatory approach. International Workshop on Cooperative and Human Aspects of Software Engineering, 2018, pp. 49-56. [https://doi.org/10.1145/3195836.3195840]

17. Li K.H., White F.A., Tipoe T., et al. The current state of mobile phone apps for monitoring heart rate, heart rate variability, and atrial fibrillation: narrative

review. JMIR mHealth and uHealth, 2019, vol. 7, no. 2, p. e11606. [https://doi.org/10.2196/11606]

18. Liang Y., Elgendi M., Chen Z., Ward R. An optimal filter for short photoplethysmogram signals. Scientific Data, 2018, vol. 5, no. 1, pp. 1-12. [https://doi.org/10.1038/sdata.2018.76]

19. Majumder S., Mondal T., Deen M.J. Wearable sensors for remote health monitoring. Sensors, 2017, vol. 17, no. 1, p. 130. [https://doi.org/10.3390/s17010130]

20. Mazilu S., Hardegger M., Zhu Z., et al. Online detection of freezing of gait with smartphones and machine learning techniques. 6th International Conference on Pervasive Computing Technologies for Healthcare, 2012, pp. 123-130. [https://doi.org/10.4108/icst.pervasivehealth.2012.248680]

21. Mimoz O., Benard T., Gaucher A., et al. Accuracy of respiratory rate monitoring using a non-invasive acoustic method after general anaesthesia. British Journal of Anaesthesia, 2012, vol. 108, no. 5, pp. 872-875. [https://doi.org/10.1093/bja/aer510]

22. Mishra T., Wang M., Metwally A.A., et al. Pre-symptomatic detection of COVID-19 from smartwatch data. Nature Biomedical Engineering, 2020, vol. 4, no. 12, pp. 1208-1220. [https://doi.org/10.1038/s41551-020-00640-6]

23. Mohr D.C., Zhang M., Schueller S.M. Personal sensing: understanding mental health using ubiquitous sensors and machine learning. Annual Review of Clinical Psychology, 2017, vol. 13, pp. 23-47. [https://doi.org/10.1146/annurev-clinpsy-032816-044949]

24. Natarajan A., Su H.W., Heneghan C. Assessment of physiological signs associated with COVID-19 measured using wearable devices. NPJ Digital Medicine, 2020, vol. 3, no. 1, pp. 1-8. [https://doi.org/10.1038/s41746-020-00363-7]

25. Pan J., Tompkins W.J. A real-time QRS detection algorithm. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 1985, vol. BME-32, no. 3, pp. 230-236. [https://doi.org/10.1109/TBME.1985.325532]

26. Pandian P.S., Mohanavelu K., Safeer K.P., et al. Smart Vest: wearable multi-parameter remote physiological monitoring system. Medical Engineering & Physics, 2008, vol. 30, no. 4, pp. 466-477. [https://doi.org/10.1016/j.medengphy.2007.05.014]

27. Rajkomar A., Dean J., Kohane I. Machine learning in medicine. New England Journal of Medicine, 2019, vol. 380, no. 14, pp. 1347-1358. [https://doi.org/10.1056/NEJMra1814259]

28. Sannino G., De Pietro G. A deep learning approach for ECG-based heartbeat classification for arrhythmia detection. Future Generation Computer Systems, 2018, vol. 86, pp. 446-455. [https://doi.org/10.1016/j.future.2018.03.057]

29. Selvaraju R.R., Cogswell M., Das A., et al. Grad-CAM: Visual explanations from deep networks via gradient-based localization. Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision, 2017, pp. 618-626. [https://doi.org/10.1109/ICCV.2017.74]

30. Sun S., Folarin A.A., Ranjan Y., et al. Using smartphones and wearable devices to monitor behavioral changes during COVID-19. Journal of Medical Internet Research, 2020, vol. 22, no. 9, p. e19992. [https://doi.org/10.2196/19992]

31. Swapna G., Soman K.P., Vinayakumar R. Automated detection of cardiac arrhythmia using deep learning techniques. Procedia Computer Science, 2018, vol. 132, pp. 1192-1201. [https://doi.org/10.1016/j.procs.2018.05.034]

32. Tomašev N., Glorot X., Rae J.W., et al. A clinically applicable approach to continuous prediction of future acute kidney injury. Nature, 2019, vol. 572, no. 7767, pp. 116-119. [https://doi.org/10.1038/s41586-019-1390-1]

33. Wang Z., Yang Z., Dong T. A review of wearable technologies for elderly care that can accurately track indoor position, recognize physical activities and monitor vital signs in real time. Sensors, 2017, vol. 17, no. 2, p. 341. [https://doi.org/10.3390/s17020341]

34. Xu X., Jeong S., Li J. IoT-based smart health monitoring systems: current status, applications, and recommendations. Sensors, 2021, vol. 21, no. 10, p. 3414. [https://doi.org/10.3390/s21103414]

35. Yildirim Ö. A novel wavelet sequence based on deep bidirectional LSTM network model for ECG signal classification. Computers in Biology and Medicine, 2018, vol. 96, pp. 189-202. [https://doi.org/10.1016/j.compbiomed.2018.03.016]

36. Zhu Z., Liu T., Li G., et al. Wearable sensor systems for infants. Sensors, 2015, vol. 15, no. 2, pp. 3721-3749. [https://doi.org/10.3390/s150203721]

37. Zhu T., Pimentel M.A., Clifford G.D., Clifton D.A. Bayesian fusion of algorithms for the robust estimation of respiratory rate from the photoplethysmogram. 37th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, 2015, pp. 6138-6141. [https://doi.org/10.1109/EMBC.2015.7319793]

38. Zhu G., Li J., Meng Z., et al. Learning from large-scale wearable device data for predicting the epidemic trend of COVID-19. Discrete Dynamics in Nature and Society, 2020, vol. 2020. [https://doi.org/10.1155/2020/6152041]

39. Zmily A., Mowafi Y., Mashal E. Study of the usability of spaced retrieval exercise using mobile devices for Alzheimer's disease rehabilitation. JMIR mHealth and uHealth, 2014, vol. 2, no. 3, p. e31. [https://doi.org/10.2196/mhealth.3136]

40. Барковська, О. Ю., Ні, Я. С., Гаврашенко, А. О., Перетяка, Є. О., & Романенко, А. О. SYSTEM FOR DETECTING CRITICAL HUMAN HEALTH CONDITIONS BASED ON THE ANALYSIS OF PHYSIOLOGICAL INDICATORS //Системи управління, навігації та зв'язку. Збірник наукових праць. – 2025. – Т. 1. – №. 79. – С. 143-149.

41. Барковська, О. Ю., Ні, Я. С., Янковський, О. А., Романенко, А. О., & Перетяка, Є. О. Модель системи автоматизованого навантажувального тестування програмних застосунків із використанням методів штучного інтелекту //Інформаційно-керуючі системи на залізничному транспорті. – 2025. – Т. 30. – №. 1. – С. 47-58.

42. Kowar SMukherjee SGhosh S(2025)Revolutionizing Software EngineeringInnovative Design Thinking Approaches in Software Engineering10.4018/979-8-3693-9531-8.ch001(1-26) [https://doi.org/10.4018/979-8-3693-9531-8.ch001]