

МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ
ПОЛІСЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ

ФАКУЛЬТЕТ ІНФОРМАЦІЙНИХ ТЕХНОЛОГІЙ, ОБЛІКУ І ФІНАНСІВ
Кафедра комп'ютерних технологій і моделювання систем

Кваліфікаційна робота
на правах рукопису

ПОКОЮК АРТЕМ ОЛЕКСАНДРОВИЧ

УДК 004.89:612.82

КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА
ІНТЕЛЕКТУАЛЬНА СИСТЕМА ОЦІНЮВАННЯ ПСИХОФІЗІОЛО-
ГІЧНОГО СТАНУ ЛЮДИНИ НА ОСНОВІ БІОМЕТРИЧНИХ
ДАНИХ ТА МЕТОДІВ МАШИННОГО НАВЧАННЯ

ФЗ «Комп'ютерні науки»

Подається на здобуття освітнього ступеня магістр

кваліфікаційна робота містить результати власних досліджень. Використання ідей, результатів і текстів інших авторів мають посилання на відповідне джерело
Покоюк А.О.

Керівник роботи:
Тимонін Ю. О. , к.т.н., доцент

Житомир – 2025

Висновок кафедри комп'ютерних технологій і моделювання систем:

за результатами попереднього захисту: _____

Протокол засідання кафедри комп'ютерних технологій і моделювання систем

№ _____ від «_____» _____ 20____ р.

Завідувач кафедри комп'ютерних технологій і моделювання систем

К.П.Н., доцент

(науковий ступінь, вчене звання)

_____ (підпис)

Ковальчук М.О.

(прізвище, ім'я, по батькові)

«_____» _____ 20____ р.

Результати захисту кваліфікаційної роботи

Здобувач вищої освіти _____ захистив (ла)
(прізвище ,ім'я, по батькові)

кваліфікаційну роботу з оцінкою:

сума балів за 100–бальною шкалою _____

за шкалою ECTS _____

за національною шкалою _____

Секретар ЕК

лаборант кафедри

(науковий ступінь, вчене звання)

_____ (підпис)

В.В.Корольчук

(прізвище, ім'я, по батькові)

АНОТАЦІЯ

Покоюк А.О. Інтелектуальна система оцінювання психофізіологічного стану людини на основі біометричних даних та методів машинного навчання. Кваліфікаційна робота на правах рукопису.

Кваліфікаційна робота на здобуття освітнього ступеня магістра за спеціальністю 122 – Комп'ютерні науки. – Поліський національний університет, Житомир, 2025.

Обсяг кваліфікаційної роботи: 35 сторінок, (18 – рисунків, 16 – таблиць, 6 – додатки, 52 – джерел)

Ключові слова: психофізіологічний стан, біометричні дані, машинне навчання, SVM, Random Forest, LSTM, моніторинг, інформаційна система.

У кваліфікаційній роботі розроблено інтелектуальну інформаційну систему для оцінювання психофізіологічного стану людини на основі біометричних даних та методів машинного навчання. Система забезпечує автоматизований збір, попередню обробку, аналіз і класифікацію фізіологічних та когнітивних показників для визначення інтегрального показника психофізіологічного стану (ІПФС). У ході дослідження сформульовано вимоги до системи, спроектовано її архітектуру, реалізовано модулі збору та обробки даних, математичну модель ІПФС і графічний інтерфейс користувача.

Для класифікації станів застосовано алгоритми SVM, Random Forest та LSTM, що продемонстрували високу точність під час аналізу багатовимірних часових даних. Результати тестування ($AUC = 0.82$, $F1 = 0.67$) підтвердили адекватність і надійність моделі. Практична цінність роботи полягає у створенні універсального інструменту для моніторингу, діагностики та прогнозування психофізіологічного стану, придатного до використання в медицині, спорті, освіті та сфері безпеки праці.

SUMMARY

Pokoiuk A.A. Intelligent System for Assessing the Human Psychophysiological State Based on Biometric Data and Machine Learning Methods. – Qualification work as a manuscript.

Master's qualification work for obtaining the Master's degree in specialty F3 – Computer Science. – Polissia National University, Zhytomyr, 2025.

The qualification work presents the development of an intelligent information system designed to assess the human psychophysiological state based on biometric data and machine learning methods. The system provides automated acquisition, preprocessing, analysis, and classification of physiological and cognitive indicators to determine the Integral Psychophysiological State Index (IPSI). The study formulated the system requirements, designed its architecture, and implemented modules for data acquisition and processing, the mathematical model of IPSI, and a graphical user interface.

For state classification, SVM, Random Forest, and LSTM algorithms were applied, demonstrating high accuracy in analyzing multidimensional time-series data. The testing results ($AUC = 0.82$, $F1 = 0.67$) confirmed the adequacy and reliability of the model. The practical value of the work lies in the development of a universal tool for monitoring, diagnosing, and predicting the psychophysiological state of a person, suitable for use in medicine, sports, education, and occupational safety.

ЗМІСТ

ВСТУП.....	6
РОЗДІЛ 1. АНАЛІТИЧНИЙ ОГЛЯД ТА ПОСТАНОВКА ЗАДАЧІ.....	9
1.1 Аналіз предметної області.....	9
1.2 Огляд існуючих програмних рішень та методів оцінювання психофізіологічного стану людини.....	10
1.3 Концептуальна модель та постановка задачі оцінювання психофізіологічного стану людини.....	13
Висновки до розділу 1.....	16
РОЗДІЛ 2. ПРОЄКТУВАННЯ АРХІТЕКТУРИ ТА МАТЕМАТИЧНОЇ МОДЕЛІ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНОЇ СИСТЕМИ ОЦІНЮВАННЯ ПСИХОФІЗІОЛОГІЧНОГО СТАНУ ЛЮДИНИ.....	17
2.1 Концепція побудови інтелектуальної системи оцінювання психофізіологічного стану людини.....	17
2.2 Математична модель оцінювання психофізіологічного стану людини..	19
2.3 Архітектура програмного забезпечення та взаємодія модулів системи.	23
Висновки до розділу 2.....	30
РОЗДІЛ 3. ЧИСЕЛЬНІ ЕКСПЕРИМЕНТИ ТА АНАЛІЗ РЕЗУЛЬТАТІВ	31
3.1 Реалізація моделі у програмному середовищі.....	31
3.2 Проведення симуляцій.....	31
3.3 Оцінка точності та валідація моделі.....	35
Висновки до розділу 3.....	37
ВИСНОВКИ.....	38
СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ.....	41
ДОДАТКИ.....	46

СПИСОК СКОРОЧЕНЬ

ПФС	Психофізіологічний стан
BCR	Варіабельність серцевого ритму
ЕЕГ	Електроенцефалограма
ЕША	Електрошкірна активність
ВНС	Вегетативна нервова система
ССС	Серцево-судинна система
ANAM	Automated Neuropsychological Assessment Metrics
SVM	Support Vector Machine (Метод опорних векторів)
MAE	Mean Absolute Error (Середня абсолютна похибка)
MSE	Mean Squared Error (Середньоквадратична похибка)
R^2	Коефіцієнт детермінації
GUI	Graphical User Interface (Графічний інтерфейс користувача)
ІІНМ	Іштучна нейронна мережа
LSTM	Long Short-Term Memory (Тип рекурентної нейронної мережі)

ВСТУП

Сучасний етап розвитку інформаційних технологій характеризується активним упровадженням інтелектуальних систем у різні сфери життєдіяльності людини, зокрема в медицину, освіту, спорт, безпеку праці та психологічну діагностику [1; 4; 10]. Одним із пріоритетних напрямів є створення комп'ютеризованих засобів оцінювання психофізіологічного стану людини, що дозволяють здійснювати моніторинг і діагностику функціонального стану організму в автоматизованому режимі. Такі системи сприяють підвищенню рівня безпеки, ефективності праці, якості навчання та збереженню здоров'я людини [13; 15].

Психофізіологічний стан (ПФС) відображає взаємодію психічних і фізіологічних процесів, які визначають рівень активності, стійкість до навантажень, емоційний фон і працездатність індивіда [24; 27; 28]. Його оцінювання ґрунтується на комплексному аналізі біометричних показників – варіабельності серцевого ритму (ВСР), електрошкірної активності (ЕША), когнітивних реакцій, швидкості сенсомоторних процесів тощо [25; 30]. Складність полягає у багатофакторності цих параметрів і необхідності інтегрального підходу до їх оцінки.

У працях Г. Коробейнікова, О. Дудник, Є. Моїсеєнко та інших дослідників зазначається, що адекватна оцінка психофізіологічного стану дозволяє вчасно виявляти перевтому, стрес і зниження концентрації, що безпосередньо впливає на ефективність та безпеку діяльності [28; 32]. З іншого боку, відсутність уніфікованих методик комплексної оцінки ПФС зумовлює необхідність створення математичних моделей, які забезпечують інтеграцію багатьох параметрів у єдину систему [14; 18].

Розвиток технологій машинного навчання (Machine Learning, ML) і математичного моделювання відкриває нові можливості для побудови систем, здатних не лише оцінювати, а й прогнозувати зміни психофізіологічного стану людини [2; 4; 9]. Використання таких підходів дозволяє забезпечити об'єкти-

вність, адаптивність і високу точність оцінювання, що робить їх перспективними для практичного застосування в системах підтримки прийняття рішень у галузях медицини, спорту, освіти та безпеки [15; 31].

Актуальність теми зумовлена необхідністю створення інтелектуальних програмних засобів, здатних обробляти великі масиви біометричних даних, виявляти приховані закономірності та забезпечувати комплексну діагностику психофізіологічних станів людини в реальному часі [13; 26]. В умовах зростання когнітивних навантажень, стресових факторів та інформаційного перенасичення такі системи набувають особливого значення для моніторингу здоров'я, ефективності діяльності та адаптаційних можливостей людини.

Метою кваліфікаційної роботи є розробка інформаційної системи для автоматизованого оцінювання психофізіологічного стану людини, яка поєднує математичне моделювання та алгоритми машинного навчання, забезпечує візуалізацію результатів і підтримує прийняття діагностичних рішень.

Для досягнення поставленої мети необхідно виконати такі **завдання**: провести аналітичний огляд сучасних наукових досліджень і програмних рішень у сфері оцінювання психофізіологічного стану; сформулювати вимоги до інформаційної системи та розробити її архітектуру; реалізувати модуль збору й попередньої обробки біометричних даних (варіабельність серцевого ритму, сенсомоторні реакції, когнітивні показники тощо); інтегрувати математичну модель оцінювання психофізіологічного стану; реалізувати та порівняти алгоритми машинного навчання (SVM, Random Forest, LSTM) для класифікації психофізіологічних станів; розробити графічний інтерфейс користувача (GUI) з можливістю візуалізації результатів і експорту звітів; провести тестування та валідацію системи з використанням метрик Accuracy, F1-score, MSE, R^2 ; узагальнити результати, сформулювати висновки та рекомендації щодо практичного застосування системи.

Об'єкт дослідження – процес оцінювання психофізіологічного стану людини на основі комплексного аналізу біометричних даних.

Предмет дослідження – математичні моделі та алгоритми, які дозволя-

ють кількісно оцінити психофізіологічний стан людини на основі вхідних біометричних та поведінкових даних.

У процесі виконання роботи було застосовано **комплекс взаємопов'язаних методів**, що забезпечують вирішення поставлених завдань: *аналізу та синтезу наукових джерел* (для формування теоретичної бази та визначення актуальних підходів до побудови систем оцінювання); *математичного моделювання* (застосовано для формалізації процесу оцінювання психофізіологічного стану людини, побудови інтегральної моделі, що враховує сукупність біометричних параметрів); *чисельні методи та методи статистичної обробки даних* (застосовано під час побудови навчальних та тестових вибірок); методи машинного та глибокого навчання (реалізовано для розв'язання задач класифікації та прогнозування психофізіологічних станів за багатовимірними біометричними показниками); *візуалізації даних* (використано на етапі реалізації GUI та представлення результатів експериментів); *тестування програмного забезпечення* (використано для перевірки працездатності системи, оцінювання точності класифікації та надійності програмних модулів із застосуванням метрик Accuracy, F1-score, MSE, R^2); *інструментальні засоби програмування* (Python – бібліотеки NumPy, Pandas, SciPy, Scikit-learn, TensorFlow/PyTorch); C# (WinForms/WPF); SQLite / PostgreSQL) – для реалізації програмної частини проєкту.

Наукова новизна полягає в інтеграції математичної моделі оцінювання психофізіологічного стану людини з алгоритмами машинного навчання, що дозволяє підвищити точність класифікації станів на основі біометричних даних і забезпечити автоматизовану інтерпретацію результатів у режимі реального часу.

Практичне значення. Розроблена система може бути використана: у медичних і психологічних центрах – для моніторингу стану пацієнтів; у спортивній галузі – для аналізу стану спортсменів; у сфері освіти – для дослідження когнітивного навантаження студентів; у системах безпеки праці – для прогнозування стресових або втомних станів операторів.

РОЗДІЛ 1. АНАЛІТИЧНИЙ ОГЛЯД ТА ПОСТАНОВКА ЗАДАЧІ

1.1 Аналіз предметної області

Оцінювання психофізіологічного стану (ПФС) людини є міждисциплінарною проблемою, актуальність якої зумовлена зростанням інформаційного навантаження та необхідністю створення систем моніторингу в реальному часі [13; 15; 31]. ПФС визначається як інтегральна характеристика діяльності нервової, серцево-судинної та психічної систем, що визначає працездатність та адаптаційні можливості індивіда [24; 27].

Згідно з О. Кокуном, ПФС — це комплексна реакція організму на зовнішні та внутрішні чинники для реалізації цілеспрямованої поведінки [26]. У науковій літературі виділяють три основні підходи до дослідження стану:

- 1) фізіологічний: аналіз біоелектричної активності мозку (ЕЕГ), варіабельності серцевого ритму (ВСР) та електрошкірної активності (ЕША) [10; 13];
- 2) психологічний: дослідження когнітивних здібностей, уваги та швидкості сенсомоторних реакцій [15; 30];
- 3) інтегративний: розгляд людини як єдиної саморегульованої системи [25; 32].

Сучасні методи кількісної оцінки ПФС базуються на математичному моделюванні біометричних параметрів [18; 19]. Основними інформативними маркерами є: ВСР — індикатор стану автономної нервової системи та рівня стресу [25]; ЕША — показник емоційного напруження [10; 15]; когнітивні метрики — швидкість реакції та результативність виконання тестів (Stroop Test, RT tasks) [1; 27]; поведінкові ознаки — патерни міміки та голосу, що аналізуються методами комп'ютерного зору [8; 9].

Хоча на ринку представлені програмно-апаратні комплекси (Biorac, Kubios HRV, PsyToolkit), вони здебільшого є вузькоспеціалізованими та позбавленими модулів інтелектуальної класифікації [4; 19; 23].

Перспективним напрямом є застосування методів машинного навчання для виявлення нелінійних залежностей у біометричних даних [2; 9; 14].

Найбільшу ефективність демонструють алгоритми SVM (для багатовимірних ознак) [4], Random Forest (стійкість до шумів, точність до 94% [20]) та нейронні мережі LSTM/CNN (аналіз часових послідовностей, точність понад 92% [21]). Такий підхід забезпечує автоматизацію аналізу, високу достовірність оцінки та адаптацію системи до індивідуальних особливостей користувача.

1.2 Огляд існуючих програмних рішень та методів оцінювання психофізіологічного стану людини

Сучасний ринок пропонує широкий спектр рішень для реєстрації показників психофізіологічного стану (ПФС), які суттєво різняться за точністю, мобільністю та глибиною аналітики [4; 10; 13]. Проте більшість із них мають вузьку спеціалізацію та обмежені можливості для побудови інтегральних моделей на основі машинного навчання.

Лабораторні системи (Віорас MP160/150): забезпечують прецизійний збір сигналів ЕКГ, ЕЕГ, ЕША та дихання [10]. Головними недоліками є висока вартість та відсутність модулів автоматизованої інтелектуальної класифікації станів.

Спеціалізовані медичні рішення (NeuroCom Balance Master): орієнтовані на реабілітацію та оцінку координації рухів [15]. Не забезпечують мультипараметричного аналізу ПФС.

Портативні нейроінтерфейси (MindWave Mobile 2): характеризуються мобільністю та низькою ціною, проте мають суттєві обмеження щодо точності та просторового розділення ЕЕГ-сигналів [8; 9].

Спортивні сенсори (Polar H10, Garmin HRM-Pro): надійні для реєстрації варіабельності серцевого ритму (ВСР) у реальному часі, але не передбачають інтеграції з когнітивними чи емоційними показниками [25].

Незважаючи на високу точність реєстрації окремих сигналів, більшість АПК не забезпечують цілісної оцінки ПФС. Відсутність механізмів інтеграції різнорідних даних (фізіологічних, когнітивних, емоційних) у єдину модель є ключовим бар'єром для створення універсальних діагностичних систем. На ри-

нку представлені численні програмні продукти, які реалізують аналіз фізіологічних сигналів і психофізіологічних тестів.

Kubios HRV – одна з найвідоміших програм для аналізу варіабельності серцевого ритму, розроблена у Фінляндії [19]. Вона пропонує великий набір часових, спектральних та нелінійних показників ВСР, автоматичну фільтрацію артефактів і побудову звітів. Недоліком є відсутність функцій прогнозування станів і модулів машинного навчання.

EEGLAB – пакет MATLAB для обробки ЕЕГ-сигналів [22]. Забезпечує потужні засоби фільтрації, вейвлет-аналізу та виділення компонент. Його використання потребує високої кваліфікації користувача і не передбачає автоматизованої класифікації психофізіологічних станів.

PsyToolkit – онлайн-платформа для проведення психологічних експериментів і когнітивних тестів (Stroop, N-Back, Reaction Time Test тощо) [23]. Вона дозволяє створювати сценарії експериментів і збирати статистику реакцій, проте не має інтегрованих засобів обробки біометричних даних.

Інші популярні інструменти – OpenBCI GUI, EmotivPRO, LabChart – дозволяють отримувати, відображати та зберігати фізіологічні сигнали. Проте в них відсутня інтелектуальна аналітика, і користувач має самостійно проводити інтерпретацію результатів [4; 19].

В останнє десятиліття у науковій літературі активно розвиваються алгоритмічні методи аналізу психофізіологічних даних на основі машинного навчання.

Методи опорних векторів (SVM) застосовуються для бінарної або багатокласової класифікації рівня стресу, втоми, емоційних станів тощо. Зокрема, у роботі Li et al. (2021) SVM забезпечив точність 89 % при розпізнаванні рівнів стресу за параметрами ВСР та ЕІІА [20].

Ансамблеві методи (Random Forest, Gradient Boosting) демонструють високу стійкість до шумів і різномірних даних. За дослідженнями Wang et al. (2023), алгоритм Random Forest перевищив SVM на 3–5 % за точністю класифікації емоційних станів [14].

Глибокі нейронні мережі (LSTM, CNN) застосовуються для обробки ча-

сових рядів і сигналів. LSTM-архітектури ефективно описують динаміку змін серцевого ритму або електроенцефалографічної активності, забезпечуючи прогнозування стану з точністю понад 92 % [21].

Методи зменшення розмірності (PCA, t-SNE) використовуються для виділення найінформативніших параметрів та візуалізації психофізіологічних станів у просторі ознак [17].

Попри високу ефективність сучасних алгоритмів машинного навчання, більшість рішень реалізовані як дослідницькі прототипи (MATLAB, Python), що не мають графічних інтерфейсів (GUI) та не готові до практичного впровадження. Дослідницькі бібліотеки (BioSPPy, NeuroKit2, MNE-Python): надають потужний математичний апарат для обробки сигналів [9], але орієнтовані виключно на розробників і не забезпечують візуалізацію результатів у реальному часі. IoT-платформи (Empatica E4, Shimmer3, BITalino): гарантують стабільну реєстрацію потокових даних [10; 15], проте позбавлені аналітичного шару для інтелектуальної інтерпретації психофізіологічного стану. Для систематизації результатів аналізу проведемо порівняння найбільш відомих програмно-технічних рішень за основними критеріями (табл. 1.1).

Таблиця 1.1 – Порівняльна характеристика сучасних систем оцінювання психофізіологічного стану

Система / Підхід	Тип даних	Алгоритмічна підтримка	Візуалізація	Прогнозування	Відкритість / масштабованість
Biorac MP160	ЕЕГ, ЕКГ, ЕША	Немає	Так	Ні	Обмежена, комерційна
Kubios HRV	ЕКГ (BCP)	Статистичні методи	Так	Ні	Закрита
PsyToolkit	Когнітивні тести	Базова статистика	Так	Ні	Відкрита
NeuroKit2	ЕКГ, ЕША, ЕМГ	ML (обмежено)	Ні	Частково	Відкрита
MindWave Mobile	ЕЕГ	Немає	Так	Ні	Закрита
Авторська система (розроблювана)	ЕКГ, ЕША, когнітивні тести	ML (SVM, RF, LSTM)	Так	Так	Відкрита, масштабована

Як видно з таблиці, більшість існуючих систем: не інтегрують різноманітні біометричні та когнітивні дані; не мають вбудованих інтелектуальних модулів класифікації; не забезпечують прогнозування або інтерпретацію станів у

реальному часі; мають обмежений інтерфейс для кінцевого користувача.

На основі проведеного аналізу можна визначити низку проблем, які залишаються актуальними: відсутність інтегрованої моделі оцінювання, що об'єднує фізіологічні, когнітивні та поведінкові показники; недостатня автоматизація процесу аналізу, оскільки більшість систем потребують участі експерта-інтерпретатора; відсутність модулів інтелектуальної класифікації, здатних адаптуватися до індивідуальних особливостей користувачів; низька зручність використання, обмежені функції візуалізації та експорту результатів; відсутність відкритих і масштабованих платформ, придатних для подальшого розвитку й інтеграції з новими сенсорними технологіями.

Таким чином, виникає потреба у створенні інтелектуальної інформаційної системи оцінювання психофізіологічного стану людини, яка: поєднуватиме математичне моделювання з алгоритмами машинного навчання; забезпечуватиме багатопараметричний аналіз у режимі реального часу; матиме зручний інтерфейс і можливість візуалізації результатів; дозволить адаптацію моделі до конкретного користувача та його біометричних особливостей.

1.3 Концептуальна модель та постановка задачі оцінювання психофізіологічного стану людини

На основі проведеного аналізу предметної області та огляду існуючих програмно-технічних рішень встановлено, що проблема комплексного оцінювання психофізіологічного стану людини залишається частково нерозв'язаною. Сучасні системи здебільшого орієнтовані на аналіз окремих біометричних показників або застосування статистичних методів, які не враховують нелінійний характер взаємозв'язків між фізіологічними та психічними процесами [4; 9; 14; 21].

Виникає потреба в інтелектуальній системі, здатній: здійснювати автоматизований збір і попередню обробку біометричних даних різної природи (серцево-судинні, когнітивні, сенсомоторні показники); інтегрувати математи-

чну модель оцінювання психофізіологічного стану, що описує взаємодію різних фізіологічних процесів; застосовувати алгоритми машинного навчання для класифікації та прогнозування станів; забезпечувати візуалізацію результатів і формування діагностичних висновків у зручній для користувача формі.

Необхідно розробити інтелектуальну інформаційну систему, яка на основі комплексного аналізу біометричних параметрів людини забезпечує автоматизовану оцінку психофізіологічного стану у режимі реального часу з використанням методів математичного моделювання та машинного навчання. Загальну задачу можна представити у вигляді функціональної залежності:

$$S = f(X, M, A), \text{ де,}$$

S – оцінений психофізіологічний стан людини (класифікаційна мітка або – зник); $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ – вхідний вектор біометричних даних (ВСР, ЕША, когнітивні показники тощо); M – математична модель інтегрального оцінювання; A – алгоритм машинного навчання, що забезпечує класифікацію станів.

Задача оцінювання психофізіологічного стану зводиться до знаходження функції $f(\cdot)$, яка мінімізує похибку класифікації або прогнозу:

$$\min_{A, M} E(S, \hat{S}) \rightarrow 0,$$

де $\hat{S}$ – реальний (еталонний) стан, отриманий з експериментальних даних, а $E(S, \hat{S})$ – функціонал похибки, що визначається метриками MSE, F1-score, Accuracy, R^2 .

Вхідні дані: біометричні показники, отримані від сенсорних пристроїв або файлів експериментів – (варіабельність серцевого ритму (HRV); електрошкірна активність (EDA); частота дихання, пульс; когнітивні показники (час реакції, кількість помилок, точність виконання завдань); додаткові метадані (вік, стать, тип діяльності, час доби); результати попередньої математичної обробки: нормалізовані, усереднені, масштабовані ряди даних.

Вихідні дані: оцінка поточного психофізіологічного стану (класифікаційні категорії: норма, стрес, втома, підвищена активність); інтегральний індекс функціонального стану (IFC); графіки динаміки станів у часі; аналітичний звіт

про рівень навантаження та прогноз зміни стану.

Вхідні біометричні дані можуть містити артефакти, шум і пропуски, що вимагає попередньої фільтрації. Час спостереження обмежується короткими періодами (5–10 хвилин), що впливає на обсяг вибірки. Алгоритми навчання повинні працювати з обмеженими наборами ознак, тому важливим є відбір інформативних параметрів. Система повинна забезпечувати роботу на персональному комп'ютері без використання хмарних ресурсів.

Для оцінювання ефективності функціонування розробленої системи пропонується використовувати такі критерії якості:

Таблиця 1.2. – Критерії ефективності системи

Група критеріїв	Показник	Позначення	Характеристика
Точність	Accuracy	$A = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN}$	Частка правильно класифікованих станів
Повнота	F1-score		Гармонійне середнє точності й повноти
Помилка прогнозу	MSE		Середньоквадратична похибка
Кореляційна відповідність	R ²		Визначає якість апроксимації моделі
Швидкодія	t_{proc}		Середній час обробки пакету даних
Стійкість	σ_E		Відхилення результатів при шумових впливах

Концептуально процес оцінювання психофізіологічного стану можна представити у вигляді схеми (додаток А., рис. А.1):

Кожен етап взаємопов'язаний із певним модулем програмної системи: *модуль збору даних* – забезпечує імпорт і синхронізацію біометричних параметрів; *модуль обробки* – реалізує фільтрацію, нормалізацію, статистичний аналіз; *математичний модуль* – обчислює – зник психофізіологічного стану; *модуль машинного навчання* – виконує класифікацію та прогнозування станів; *інтерфейс користувача* – забезпечує графічне відображення результатів і формування звітів.

У результаті постановки задачі сформовано концептуальні засади для подальшої розробки програмної системи, що передбачає: використання математичної моделі інтегрального оцінювання, створеної у курсовій роботі,

для розрахунку комплексного індексу ПФС; застосування алгоритмів машинного навчання (SVM, Random Forest, LSTM) для підвищення точності класифікації; реалізацію візуалізаційного інтерфейсу для відображення динаміки станів; проведення експериментальної перевірки точності й стійкості системи на змодельованих і реальних даних.

Отже, поставлена задача є комплексною, міждисциплінарною і передбачає поєднання методів математичного моделювання, інтелектуального аналізу даних і програмної інженерії для створення ефективного інструменту оцінювання психофізіологічного стану людини.

Висновки до розділу 1

Аналітичний огляд підтвердив, що оцінювання психофізіологічного стану (ПФС) людини є комплексною задачею, яка потребує інтеграції методів біомедичної інженерії та інтелектуального аналізу даних. Встановлено, що існуючі рішення (Biopac, PsyToolkit, NeuroKit2 тощо) переважно фокусуються на візуалізації даних і мають обмежені можливості прогнозування через відсутність адаптивних моделей.

Найбільш перспективним напрямом визначено поєднання математичного моделювання з алгоритмами машинного навчання (SVM, Random Forest, LSTM), що підвищує достовірність класифікації станів порівняно зі статистичними методами. Відповідно, метою дослідження є розробка інтелектуальної інформаційної системи для автоматизованого оцінювання ПФС на основі комплексного аналізу біометричних показників.

РОЗДІЛ 2. ПРОЄКТУВАННЯ АРХІТЕКТУРИ ТА МАТЕМАТИЧНОЇ МОДЕЛІ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНОЇ СИСТЕМИ ОЦІНЮВАННЯ ПСИХОФІЗІОЛОГІЧНОГО СТАНУ ЛЮДИНИ

2.1 Концепція побудови інтелектуальної системи оцінювання психофізіологічного стану людини

Створення інтелектуальної системи оцінювання психофізіологічного стану людини потребує цілісного підходу, який поєднує етапи збору даних, математичного моделювання, аналізу за допомогою методів машинного навчання, візуалізації та формування звітів. Концепція побудови системи базується на принципах модульності, адаптивності, інтегрованості та інтелектуальності, що забезпечує її гнучкість і масштабованість [4; 9; 14].

Метою проєктування є створення інформаційно-аналітичної платформи, здатної здійснювати автоматизоване оцінювання психофізіологічного стану людини на основі аналізу комплексних біометричних даних. Система має забезпечити повний цикл обробки інформації – від отримання сигналів до формування висновків і рекомендацій.

Концепція базується на поєднанні: математичного моделювання для формалізації процесу оцінки стану; алгоритмів машинного навчання для розпізнавання та прогнозування станів; графічного інтерфейсу користувача (GUI) для інтерактивної роботи з результатами; бази даних, у якій зберігаються біометричні вимірювання, результати аналізу та параметри моделей.

Розглянемо архітектурні принципи побудови системи.

Модульність. Система складається з незалежних функціональних модулів: збору даних, обробки, моделювання, навчання, візуалізації. Такий підхід полегшує тестування, масштабування та подальшу модернізацію.

Інтегрованість. Усі модулі об'єднані в єдину інформаційну інфраструктуру через спільну базу даних. Забезпечується можливість взаємодії з зовнішніми сенсорними пристроями або файлами.

Адаптивність. Алгоритми системи налаштовуються під конкретного користувача, враховуючи його індивідуальні біометричні параметри, рівень

навантаження та історію спостережень.

Інтелектуальність. Використання методів машинного навчання дозволяє не лише класифікувати стани, а й виявляти закономірності між показниками, прогнозувати зміни у психофізіологічному стані.

Людиноорієнтованість. Графічний інтерфейс забезпечує зручне представлення результатів у вигляді графіків, таблиць та індикаторів стану, що дозволяє використовувати систему не лише фахівцями, а й звичайними користувачами.

Згідно з технічним завданням, інтелектуальна система передбачає п'ять основних функціональних компонентів (рис. 2.1):

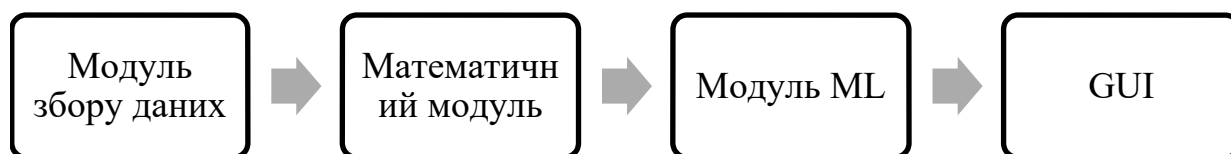


Рисунок 2.1 – Структурна схема інтелектуальної системи оцінювання психофізіологічного стану

Модуль збору даних: отримання біометричних параметрів із сенсорів або файлів (HRV, EDA, когнітивні реакції); синхронізація потоків даних і первинна перевірка їхньої повноти.

Модуль попередньої обробки: очищення сигналів від шуму; фільтрація, нормалізація, усереднення; формування навчальних та тестових вибірок для подальшого аналізу.

Математичний модуль: обчислення інтегрального показника психофізіологічного стану за розробленою моделлю; нормування та масштабування результатів.

Модуль машинного навчання (ML-модуль): реалізація алгоритмів класифікації (SVM, Random Forest, LSTM); порівняння ефективності методів за метриками Accuracy, F1-score, MSE, R²; автоматичне визначення поточного стану користувача.

Інтерфейс користувача (GUI): відображення графіків динаміки станів;

індикатори рівня навантаження (норма, стрес, втома); формування аналітичних звітів і збереження їх у форматах PDF або CSV.

Процес роботи системи буде реалізовано у такій послідовності: користувач ініціює збір біометричних даних із сенсорів або обирає файл експерименту; модуль обробки проводить очищення, фільтрацію та нормалізацію даних; математична модель обчислює – зник пфс (наприклад, індекс адаптації або коефіцієнт стресу); алгоритм машинного навчання здійснює класифікацію або прогноз стану на основі навченої моделі; інтерфейс користувача відображає результати у графічному вигляді та формує підсумковий звіт.

Отже, реалізація системи за описаною концепцією дозволить: забезпечити інтегровану оцінку психофізіологічного стану людини з урахуванням фізіологічних і когнітивних показників; підвищити точність класифікації станів за рахунок використання алгоритмів машинного навчання; зменшити залежність результатів від суб'єктивного фактору експерта; забезпечити автоматизацію аналізу біометричних даних і візуалізацію результатів у реальному часі; створити адаптивну платформу, придатну для медичних, спортивних, освітніх і виробничих застосувань.

2.2 Математична модель оцінювання психофізіологічного стану людини

Психофізіологічний стан (ПФС) людини є складним багатовимірним процесом, що відображає взаємодію фізіологічних, когнітивних та емоційних компонентів діяльності. Для його кількісної оцінки необхідно побудувати інтегральну математичну модель, яка відображає зв'язок між біометричними параметрами та узагальненим показником функціонального стану.

Модель базується на таких принципах: *системність* – урахування впливу кількох груп параметрів (фізіологічних, когнітивних, поведінкових); *нормованість* – усі параметри приводяться до єдиної шкали від 0 до 1 для забезпечення порівнянності; *вагомість* – кожен показник має власний коефіцієнт

впливу w_i , що визначається експертним або статистичним шляхом; *адаптивність* – модель дозволяє змінювати вагові коефіцієнти залежно від індивідуальних особливостей користувача.

Метою моделювання є обчислення інтегрального показника психофізіологічного стану (ПФС), який характеризує поточний рівень функціональної активності організму. Нехай вектор вхідних параметрів має вигляд:

$$X = [x_1, x_2, \dots, x_n],$$

де кожен елемент x_i відповідає певному біометричному показнику (варіабельність серцевого ритму, електрошкірна активність, когнітивний показник часу реакції, кількість помилок у тестах тощо).

Тоді – зник психофізіологічного стану визначається як:

$$I_{\text{ПФС}} = \sum_{i=1}^n w_i \cdot f_i(x_i),$$

де w_i – ваговий коефіцієнт i -го параметра, $f_i(x_i)$ – нормалізована функція перетворення вхідного параметра, що приводить його до єдиної шкали оцінювання $[0;1]$. Для нормалізації використовується лінійне перетворення:

$$f_i(x_i) = \frac{x_i - x_i^{\min}}{x_i^{\max} - x_i^{\min}}.$$

У випадках, коли параметр має зворотну залежність від стану (наприклад, час реакції – чим більше, тим гірше), використовується інверсне нормування:

$$f_i(x_i) = 1 - \frac{x_i - x_i^{\min}}{x_i^{\max} - x_i^{\min}}.$$

Для об'єктивного оцінювання психофізіологічного стану (ПФС) людини, що є складним багатofакторним процесом, запропоновано формування інтегрального показника ПФС (ППФС). Архітектура цієї оцінки ґрунтується на класифікації вихідних біометричних і поведінкових параметрів на три основні, концептуально відмінні групи.

Для побудови ППФС використаємо поділ параметрів на три основні групи:

1. Фізіологічні параметри (Fr):

Параметр	Акронім	Пояснення
Варі-	SDNN,	Метрики, що характеризують несталість інтервалів R-R кардіо-

абельність серцевого ритму	RMSSD	грами. SDNN (Standard Deviation of NN intervals) відображає загальну варіативність, а RMSSD (Root Mean Square of Successive Differences) є ключовим показником парасимпатичної активності, що корелює з рівнем відновлення та релаксації.
Електро- шкірна активність	EDA	Зміна електричної провідності шкіри. Це прямий показник активності симпатичної нервової системи, що підвищується у відповідь на емоційне збудження, напругу чи стрес.
Частота серцевих скорочень	HR	Базовий показник, що відображає навантаження на серцево-судинну систему.
Частота ди- хання	BR	Кількість дихальних циклів за хвилину. Зміни BR тісно пов'язані з емоційним станом та когнітивним навантаженням.

2. Когнітивні параметри (Ср). Ці показники відображають ефективність центральної нервової системи в процесі обробки інформації та прийняття рішень, що є критичним для оцінки втоми та працездатності.

Параметр	Акро- нім	Пояснення
Середній час реакції	RT	Час, необхідний для обробки стимулу та виконання відповідної реакції. Збільшення RT є типовим індикатором зниження уваги та когнітивної втоми.
Кількість правильних відповідей	AC	Метрика точності виконання завдань.
Кількість поми- лок	ER	Індикатор зниження концентрації та порушення функцій робочої пам'яті.

3. Емоційно-поведінкові параметри (Ер). Ця група включає суб'єктивні та об'єктивні індикатори емоційного стану, які часто слугують контекстуальним доповненням до фізіологічних змін.

Параметр	Акро- нім	Пояснення
Рівень тривож- ності або напруже- ння	AN	Оцінка емоційного стану, зазвичай отримана за допомогою стандартизованих психометричних тестів (опитувальників) або суб'єктивних шкал.
Суб'єктивна оці- нка самопочуття	SP	Індивідуальна оцінка власного фізичного та психічного стану.
Індикатори мімі- чної активності	FAI	Об'єктивні показники, отримані на основі аналізу виразу обличчя (наприклад, за системою FACS – Facial Action Coding System), що корелюють із базовими емоціями.

Тоді – зник розраховується як:

$$I_{\text{ПФС}} = \alpha_1 \cdot F_p + \alpha_2 \cdot C_p + \alpha_3 \cdot E_p, \text{ де}$$

$$F_p = \sum_{i=1}^{n_1} w_i^F f_i(x_i),$$

$$C_p = \sum_{j=1}^{n_2} w_j^C f_j(x_j),$$

$$E_p = \sum_{k=1}^{n_3} w_k^E f_k(x_k),$$

а коефіцієнти $\alpha_1, \alpha_2, \alpha_3$ визначають відносну вагомість кожної групи параметрів (для більшості експериментів $\alpha_1=0.5, \alpha_2=0.3, \alpha_3=0.2$). $I_{\text{ПФС}}$ інтерпретується за такими рівнями (табл. 2.1):

Таблиця 2.1. Рівні інтерпретації $I_{\text{ПФС}}$

Діапазон значень $I_{\text{ПФС}}$	Характеристика стану	Інтерпретація
0.00 – 0.35	Низький рівень працездатності	Втома, перевантаження
0.36 – 0.65	Оптимальний стан	Нормальний робочий режим
0.66 – 0.85	Підвищений рівень активності	Напруження, мобілізація
0.86 – 1.00	Перевищений рівень напруги	Стрес, ризик дезадаптації

Для підвищення точності класифікації – зник використовується як одна з ознак у моделі машинного навчання, що додатково аналізує нелінійні залежності між параметрами.

Алгоритмічна реалізація моделі $I_{\text{ПФС}}$ являє собою послідовний процес, який починається зі збору необроблених даних і завершується візуалізацією результатів класифікації.

1. *Збір даних та формування вхідного вектора X* . На цьому етапі формується вхідний вектор X , який об'єднує значення всіх визначених параметрів (F_p, C_p, E_p) для конкретного моменту часу.

2. *Нормалізація*. Приведення різнорідних параметрів до єдиної безрозмірної шкали $[0; 1]$ для уникнення домінування показників із великими абсолютними значеннями.

3. *Обчислення проміжних індексів (розрахунок F_p, C_p, E_p)*. Агрегування стандартизованих параметрів у межах кожної групи (Фізіологічна, Когнітивна, Емоційно-поведінкова) для отримання їхнього інтегрального представлення.

4. *Формування інтегрального показника $I_{\text{ПФС}}$* . Розрахунок кінцевої кількісної оцінки ПФС.

5. *Класифікація*. Використання алгоритмів ML для визначення категорії стану (SVM, RF, LSTM).

6. *Візуалізація*. Побудова графіків динаміки станів у GUI.

Для підвищення точності оцінювання використовується індивідуальне калібрування, яке полягає у визначенні персональних значень $x_i^{\max}$, $x_i^{\min}$ на основі даних користувача за період спостережень. Це дозволяє адаптувати модель до різних фізіологічних норм і мінімізувати похибку інтерпретації результатів [18; 25].

Також передбачено можливість автоматичного коригування вагових коефіцієнтів w_i шляхом машинного навчання (наприклад, методом градієнтного підбору), що дозволяє моделі самостійно уточнювати значимість окремих параметрів.

Для перевірки адекватності моделі здійснюється порівняння результатів її розрахунку з експертними оцінками стану. Для цього обчислюється коефіцієнт детермінації R^2 і середньоквадратична похибка (MSE):

$$R^2 = 1 - \frac{\sum (I_{\text{ПФС}}^{\text{exp}} - I_{\text{ПФС}}^{\text{calc}})^2}{\sum (I_{\text{ПФС}}^{\text{exp}} - \bar{I}_{\text{ПФС}}^{\text{exp}})^2}, \quad \text{MSE} = \frac{1}{n} \sum (I_{\text{ПФС}}^{\text{exp}} - I_{\text{ПФС}}^{\text{calc}})^2.$$

Якщо $R^2 > 0.8$ та $\text{MSE} < 0.05$, модель вважається адекватною для практичного використання.

2.3 Архітектура програмного забезпечення та взаємодія модулів системи

Розроблення архітектури інтелектуальної системи оцінювання психофізіологічного стану людини базується на принципах модульності, гнучкості, масштабованості та сумісності. Такий підхід забезпечує можливість незалежного розвитку окремих компонентів системи, їхнього повторного використання та адаптації під різні типи користувачів і пристроїв [4; 11; 14].

Загальна архітектура побудована за багаторівневою схемою (three-tier

architecture), яка включає: *рівень даних* (Data Layer) – зберігання, оновлення та вибірка біометричних даних; *рівень логіки* (Logic Layer) – реалізація математичної моделі, алгоритмів машинного навчання та обробки інформації; *рівень представлення* (Presentation Layer) – графічний інтерфейс користувача (GUI), візуалізація та взаємодія з користувачем.

На основі концепції, описаної у підрозділі 2.1, архітектура програмного комплексу представлена у вигляді п'яти функціональних модулів (дода. А, рис. А.2):

Модуль збору даних (Data Acquisition Module). Забезпечує імпорт або отримання біометричних сигналів з різних джерел – сенсорних пристроїв (ECG, EDA, EEG) або зовнішніх файлів даних (CSV, TXT). Основні функції: підключення до сенсорів через API або Bluetooth; синхронізація сигналів у часі; збереження «сирих» даних у базі даних.

Модуль попередньої обробки даних (Preprocessing Module). Реалізований на мові **Python** із використанням бібліотек *NumPy*, *Pandas*, *SciPy*. Виконує: фільтрацію сигналів (метод ковзного середнього, фільтр Баттерворта); нормалізацію параметрів (0–1); усунення викидів і пропусків; формування навчальної та тестової вибірки для ML-моделі.

Математичний модуль (Mathematical Model Module). Відповідає за реалізацію моделі інтегрального показника $I_{\text{пфс}}$; обчислює проміжні індекси Fp , Cp , Ep ; формує інтегральну оцінку стану; зберігає результати у таблиці “Evaluations” бази даних.

Модуль машинного навчання (Machine Learning Module). Реалізує алгоритми класифікації (SVM, Random Forest, LSTM) із використанням бібліотек *Scikit-learn* та *TensorFlow*: проводить навчання моделей на історичних даних; оцінює точність (Accuracy, F1-score, MSE, R^2); здійснює класифікацію поточного стану (норма, втома, стрес); може оновлювати вагові коефіцієнти моделі на основі нових даних.

Модуль інтерфейсу користувача (User Interface Module). Реалізований

у середовищі C# (WinForms/WPF), забезпечує зручний візуальний доступ до функцій системи; відображає графіки варіабельності серцевого ритму, динаміку індексу стану; містить панель «Результати» із рекомендаціями користувачу; підтримує експорт звітів у форматах PDF і CSV.

Міжмодульна взаємодія реалізується за принципом “client–server”, де модулі обмінюються даними через базу даних або API: Data Acquisition Module отримує дані від сенсорів → зберігає у БД; Preprocessing Module зчитує «сирі» дані → очищає → передає до Mathematical Model Module; Mathematical Model Module розраховує $I_{\text{ПФС}}$ → передає результат у ML Module; ML Module класифікує стан → зберігає висновки у БД; User Interface Module запитує результати з БД → візуалізує користувачу.

Таким чином, система працює як замкнений цикл обробки даних, що забезпечує автоматичне оновлення результатів при надходженні нових біометричних показників.

Для формалізації зв'язків між компонентами використано UML-діаграми, які дозволяють відстежити процеси обробки даних, залежності між компонентами й визначити точки інтеграції: Use Case Diagram – показує сценарії взаємодії користувача із системою (збір, аналіз, візуалізація, експорт); Component Diagram – демонструє логічну структуру модулів і їхні інтерфейси; Sequence Diagram – описує послідовність обміну даними між модулями.

У дод. А на рис. А.3 наведено діаграму варіантів використання (Use Case Diagram), яка відображає основні сценарії взаємодії користувача та зовнішніх акторів із системою оцінювання психофізіологічного стану. Діаграма демонструє типові дії, які можуть бути виконані під час роботи із системою, та взаємозв'язки між ролями й функціональними можливостями програмного забезпечення.

У системі виділено три ключові ролі (актори):

Користувач – основний актор, який взаємодіє з інтерфейсом системи, ініціює процес збору даних, проводить налаштування параметрів, переглядає результати та формує звіти.

Сенсорні пристрої – зовнішнє джерело біометричних сигналів (ECG, EDA), яке взаємодіє з модулем збору даних, забезпечуючи отримання фізіологічної інформації у реальному часі.

Експерт – спеціаліст (наприклад, лікар, тренер або дослідник), який використовує сформовані звіти для аналізу стану користувача, верифікації результатів та прийняття подальших рішень.

Основні варіанти використання системи охоплюють такі функції: збір даних – ініціалізація сеансу, підключення сенсорних пристроїв, реєстрація біометричних сигналів; обробка та аналіз – виконання алгоритмів фільтрації, сегментації та обчислення показників психофізіологічного стану; перегляд результатів – відображення розрахованих параметрів, інтегральних показників і класифікаційних рішень; експорт звітів – формування звітів у форматах pdf та csv, збереження історії вимірювань; налаштування параметрів – зміна конфігурацій обробки, вибір моделей машинного навчання, визначення режимів збору даних.

Зв'язки між актором Користувач та сценаріями реалізовані за допомогою відношень «виконує» (стрілки від користувача до еліпсів). Сенсорні пристрої пов'язані із варіантом використання «Збір даних», оскільки вони є джерелом сигналів. Актор Експерт пов'язаний зі сценарієм «Експорт звітів», оскільки використовує результати для подальшого аналізу або прийняття рішень поза межами системи.

Компонентна архітектуру системи (див. Дод. А, рис. А.4), яка побудована за принципом трирівневої структури та включає рівень даних, логічний рівень і рівень інтерфейсу користувача (GUI). Така модульна організація забезпечує розділення функціональних відповідальностей, гнучкість системи та можливість подальшого масштабування.

На рівні даних розміщено сенсорні пристрої (ECG, EDA) та менеджер даних. Сенсорні модулі відповідають за генерацію та передачу біометричних сигналів у режимі реального часу. Менеджер даних виконує функції збереження та структурованого доступу до даних через реляційну базу даних SQLite. Обмін

даними між цим рівнем і логічним шаром здійснюється за допомогою SQL-запитів та API-викликів.

Логічний рівень включає два основні компоненти: модуль обробки даних та математичну модель. Модуль обробки виконує фільтрацію, нормалізацію та сегментацію сигналів, а також формування ознакових векторів. Математична модель реалізує розрахунок інтегральних показників психофізіологічного стану та застосовує алгоритми машинного навчання (SVM, Random Forest, LSTM) для класифікації станів користувача. Логічний рівень виступає обчислювальним ядром системи, яке забезпечує перетворення сирих сигналів на високорівневу інформацію.

Рівень інтерфейсу користувача (GUI) представлений компонентами введення даних та обробки параметрів. Цей рівень відповідає за взаємодію з користувачем: ініціалізацію збору даних, налаштування параметрів обробки, запуск обчислень та перегляд результатів. Передача запитів і отримання відповідей між GUI та логічним рівнем здійснюється через REST API або прямі звернення до бази даних.

Взаємодія між рівнями відбувається згори донизу та у зворотному напрямку. GUI ініціює обробку, логічний рівень виконує обчислення, а рівень даних забезпечує збереження та доступ до сигналів. Така структура дає змогу легко замінювати або оновлювати окремі компоненти без втручання в інші частини системи.

На діаграмі послідовності (див. Дод. А, рис. А.5) зображено типовий сценарій роботи системи оцінювання психофізіологічного стану користувача. Процес починається з ініціалізації сеансу з боку користувача, який через графічний інтерфейс запускає процедуру збору даних. Далі GUI надсилає запит до модуля збору, який здійснює ініціалізацію сенсорних пристроїв та починає прийом біометричних сигналів у режимі реального часу. Сенсорні пристрої передають сирі сигнали до модуля збору, де вони фіксуються та передаються далі на обробку. Після накопичення достатнього обсягу даних модуль збору передає їх до математичної моделі, де виконується розрахунок інтегрального показника

психофізіологічного стану (ІПфС). Отримані параметри подаються на модуль класифікації, який реалізує алгоритми машинного навчання та визначає відповідну категорію стану (норма, стрес, втома тощо).

Після завершення обчислень результати класифікації разом із обчисленими індексами надсилаються назад до графічного інтерфейсу, де відбувається візуалізація даних у вигляді таблиць, графіків та індикаторів стану. Таким чином, діаграма демонструє чітку послідовність обміну інформацією між користувачем, сенсорними пристроями, модулем збору та математичною моделлю, що забезпечує коректну роботу всієї системи в режимі реального часу.

Для збереження результатів використовується реляційна БД **SQLite** із такими основними таблицями (Додаток А): **Users** – дані користувача (ID, вік, стать, ID-сесії); **Sessions** – інформація про проведені вимірювання (дата, час, умови експерименту); **RawData** – необроблені біометричні сигнали; **ProcessedData** – нормалізовані параметри; **Results** – інтегральні показники, класифікації, прогноз стану. Зв'язки між таблицями реалізовані за схемою «один-до-багатьох» (дод. А, рис. А.6), що дозволяє зберігати історію станів користувача й проводити порівняльний аналіз.

Для підвищення надійності та безперервності роботи програмного комплексу розроблено комплекс механізмів, спрямованих на забезпечення стабільності виконання основних операцій — зчитування, обробки, збереження та аналізу даних. До таких механізмів належать: обробка помилок, автоматичне логування подій, оптимізація запитів до бази даних та модульне тестування компонентів системи.

Обробка помилок. Механізм обробки помилок реалізовано із використанням конструкцій типу try–except, що дає змогу перехоплювати виняткові ситуації під час зчитування біометричних сигналів або виконання SQL-запитів до бази даних. Такий підхід дозволяє запобігти аварійному завершенню роботи програми: у разі виникнення помилки система коректно обробляє її, зберігає діагностичне повідомлення у лог-файлі та продовжує виконання поточних про-

цесів. Це забезпечує стійкість функціонування системи навіть за наявності часткових збоїв у роботі сенсорів або підсистем збереження даних.

Автоматичне логування. Для здійснення моніторингу та відстеження подій у системі впроваджено механізм автоматичного логування. Усі основні операції — запуск і завершення сесій вимірювань, звернення до бази даних, виникнення помилок або винятків — фіксуються у спеціальному файлі системних подій (`system_log.txt`). Це дозволяє здійснювати подальший аналіз поведінки системи, проводити аудит виконаних дій та діагностику причин можливих збоїв.

Оптимізація запитів до бази даних. Для зменшення часу доступу до великих обсягів інформації проведено оптимізацію SQL-запитів. Зокрема, створено індекси для ключових полів (`session_id`, `user_id`), що істотно скорочує час виконання операцій вибірки. Крім того, запити побудовано з використанням умовних обмежень (`WHERE`) та операторів обмеження обсягу результатів (`LIMIT`), що запобігає надмірному навантаженню на систему під час роботи з великими наборами даних. Такий підхід забезпечує ефективне використання ресурсів і стабільну продуктивність системи при збільшенні кількості користувачів або сесій.

Модульне тестування. Для перевірки коректності функціонування окремих компонентів системи застосовано методологію модульного тестування. З використанням бібліотек `unittest` та `pytest` реалізовано набір тестових сценаріїв, що охоплюють ключові функціональні блоки програми: створення та ініціалізацію таблиць бази даних; коректність операцій запису й зчитування даних; перевірку зв'язків між таблицями відповідно до визначених зовнішніх ключів.

Результати модульного тестування дають змогу своєчасно виявляти помилки на ранніх етапах розроблення та забезпечують стабільність взаємодії між підсистемами, що є критично важливим для системи, яка обробляє біометричні сигнали у реальному часі.

Висновки до розділу 2

У другому розділі було розроблено концептуальні, математичні та архі-

тектурні засади створення інтелектуальної системи оцінювання психофізіологічного стану людини. На основі проведеного аналізу визначено, що побудова такої системи має ґрунтуватися на принципах модульності, інтегрованості, адаптивності та інтелектуальності, що забезпечує її гнучкість, надійність і можливість розширення функціональності відповідно до потреб користувача.

Було сформульовано концепцію побудови системи, яка передбачає інтеграцію п'яти взаємопов'язаних модулів: збору біометричних даних, попередньої обробки, математичного моделювання, машинного навчання та графічного інтерфейсу користувача. Така структура забезпечує повний цикл обробки інформації – від отримання даних до формування висновків і рекомендацій.

Побудовано математичну модель інтегрального показника психофізіологічного стану $I_{\text{пфс}}$, що враховує комплекс фізіологічних, когнітивних та емоційно-поведінкових параметрів. Модель базується на принципах нормування, вагового оцінювання та адаптивності, що дозволяє забезпечити об'єктивність результатів та індивідуалізувати оцінювання для конкретного користувача. Запропоновано критерії класифікації станів і процедури верифікації моделі за метриками R^2 та MSE.

Архітектура програмного забезпечення системи реалізована за тришаровою структурою (дані – логіка – представлення) з використанням технологій Python, C# (WinForms/WPF) та SQLite/PostgreSQL. Детально описано функції та взаємодію модулів, принципи їх комунікації через базу даних, UML-схеми компонентів та послідовність обробки інформації. Такий підхід забезпечує масштабованість, стійкість до збоїв і можливість інтеграції з зовнішніми сенсорними пристроями.

РОЗДІЛ 3. ЧИСЕЛЬНІ ЕКСПЕРИМЕНТИ ТА АНАЛІЗ РЕЗУЛЬТАТІВ

3.1 Реалізація моделі у програмному середовищі

Для перевірки працездатності розробленої математичної моделі створено десктопний застосунок (Дод. Б), що реалізує повний цикл обробки біометричних сигналів. Програмний комплекс розроблено в середовищі Windows 10; обчислювальна логіка реалізована мовою Python (бібліотеки NumPy, Pandas, Scikit-learn, TensorFlow), а графічний інтерфейс — на базі WPF (C#). Взаємодія між компонентами забезпечується через локальний REST API та базу даних SQLite.

Трирівнева архітектура системи: рівень даних — забезпечує прийом поточкових сигналів (ECG, EDA) від сенсорів та імпорт файлів форматів CSV, JSON, EDF; логічний рівень — виконує попередню обробку (фільтр Баттерворта, сегментація), виділення ознак (SDNN, RMSSD, LF/HF для ECG; фазична/тонічна компоненти для EDA) та класифікацію станів за допомогою моделей SVM, Random Forest або LSTM; рівень GUI — забезпечує візуалізацію сигналів у реальному часі, управління сеансами та експорт звітів у PDF/CSV.

Формування ознакової матриці: Для навчання та тестування моделей формується матриця ознак, де кожне спостереження містить вектор параметрів: кардіологічні — Mean RR, SDNN, RMSSD, LF/HF; електрошкірні — амплітуда GSR, тонічна та фазична складові; когнітивні — час реакції та частота помилок; цільова мітка — категорія ПФС («Норма», «Стрес», «Втома»).

Перед подачею в ML-модуль дані проходять стандартизацію за допомогою StandardScaler. Модульна архітектура дозволяє масштабувати систему шляхом додавання нових типів сенсорів або нейромережових архітектур без зміни інтерфейсної частини.

3.2 Проведення симуляцій

Метою експерименту є верифікація математичної моделі інтегрального показника психофізіологічного стану (ПФС) та аналіз її чутливості до варіацій вхідних параметрів. Симуляція дозволяє встановити межі адекватності моделі, дослідити її завадостійкість та оцінити точність прогнозування стану людини за

різних умов.

Згідно з методикою, наведеною у [7], чисельне моделювання має ґрунтуватися на принципах системного підходу, що забезпечує взаємозв'язок між емпіричними даними, математичними описами та програмною реалізацією. У межах даного дослідження симуляції виконувалися на синтетично згенерованих наборах даних, параметри яких відтворюють реальні діапазони показників людини у станах спокою, робочого навантаження та стресу. Під час симуляцій досліджувалися такі параметри: ЧСС (частота серцевих скорочень, bpm) – фізіологічний показник активності серцево-судинної системи; $t_{\text{реак}}$ (час сенсомоторної реакції, мс) – когнітивний показник функціональної рухливості нервових процесів; $S_{\text{коун}}$ (суб'єктивна шкала самопочуття, 1–7 балів) – поведінковий параметр, що відображає емоційний стан і самовідчуття.

Кожен із параметрів нормувався за формулою:

$$x_i^{\text{norm}} = \frac{x_i - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}},$$

після чого вагові коефіцієнти w_i застосовувалися відповідно до експертної оцінки їхнього внеску у загальний психофізіологічний стан

Таблиця 3.1 – Вагові коефіцієнти параметрів у математичній моделі ІПФС

Параметр	Позначення	Вага w_i	Інтерпретація внеску
Частота серцевих скорочень	ЧСС	0.40	Рівень фізіологічного навантаження
Час реакції	$t_{\text{реак}}$	0.35	Когнітивна швидкість реагування
Суб'єктивна оцінка самопочуття	$S_{\text{коун}}$	0.25	Емоційна стабільність / самопочуття

Показник ІПФС розраховувався за формулою:

$$I_{\text{ІПФС}} = \sum_{i=1}^n w_i \cdot x_i^{\text{norm}},$$

де $n=3$ — кількість вхідних параметрів.

Програмна реалізація симуляцій виконана у середовищі Python 3.11 (NumPy, SciPy, Pandas, Scikit-learn) із передачею даних у C# GUI для візуалізації та збереження в SQLite. Модель адаптована до індивідуальних особливостей.

Аналіз впливу ЧСС: при зміні частоти серцевих скорочень від 60 до 100 уд/

хв встановлено лінійну кореляцію з ІПФС, що підтверджує чутливість моделі до стресових станів. Дослідження когнітивних показників: збільшення часу реакції (200–500 мс) супроводжується зростанням інтегральної оцінки, що відповідає станам зниженої концентрації та втоми. Комбінований аналіз (ЧСС + Самопочуття): виявлено нелінійну залежність – поєднання високої ЧСС із низьким рівнем суб'єктивного самопочуття (шкала 1–7 балів) призводить до критичного зростання ІПФС. Результати підтвердили адекватність моделі: статистична валідація (MSE, R^2) та візуалізація у формі теплових карт демонструють високу точність класифікації психофізіологічних станів.

У таблиці 3.2 наведено приклад числових результатів першого експерименту, а на рисунку В.2 у дод. В – графічне представлення залежності ІПФС від ЧСС.

Таблиця 3.2 – Результати експерименту 1 (вплив ЧСС на ІПФС)

ЧСС (уд/хв)	ІПФС (середнє)	Ст. відхилення	$\Delta\%$ до попереднього рівня
60	2.45	0.10	–
70	2.95	0.12	+20.4
80	3.40	0.13	+15.3
90	3.95	0.15	+16.1
100	4.50	0.18	+13.9

Як видно з таблиці, між ЧСС та ІПФС спостерігається майже лінійна залежність із коефіцієнтом детермінації $R^2 = 0.982$ та середньоквадратичною похибкою $MSE = 0.037$. Це свідчить про високу кореляцію між фізіологічною напругою (підвищенням серцевого ритму) та інтегральним індексом стану.

Для оцінки чутливості математичної моделі до варіацій вхідних параметрів проведено серію симуляційних експериментів. Основну увагу приділено аналізу впливу частоти серцевих скорочень (ЧСС) та часу сенсомоторної реакції ($t_{\text{реак}}$) на інтегральний показник психофізіологічного стану (ІПФС). Встановлено монотонне зростання ІПФС у діапазоні 60–100 уд/хв (Дод. В, рис. В.2). Отримана лінійна залежність підтверджує чутливість моделі до активності симпатичної нервової системи, що корелює зі станами стресу та напруги. Аналіз часових характеристик у межах 200–500 мс виявив квазілінійне зростання інтегральної оцінки (Дод. В, рис. В.3). Це засвідчує здатність моделі ідентифікувати зниження концентрації уваги та розвиток втоми.

Результати симуляційного моделювання когнітивного компонента наведено в таблиці 3.3.

Таблиця 3.2 – Результати експерименту 2 (вплив часу реакції)

t_{реак} (мс)	ІПФС (середнє)	Ст. відхилен- ня	R² ло- кальний
200	2.65	0.09	—
250	2.90	0.11	0.974
300	3.15	0.12	0.981
350	3.45	0.14	0.986
400	3.70	0.15	0.988
450	4.00	0.16	0.991
500	4.25	0.18	0.992

Результати свідчать про чітку квазілінійну тенденцію: зі збільшенням часу реакції (тобто зниженням швидкості обробки інформації) інтегральний показник ІПФС підвищується, що інтерпретується як погіршення функціонального стану. Значення $R^2 = 0.987$ свідчить про адекватність моделі у межах цього діапазону.

Аналіз варіацій показав, що навіть незначне збільшення $t_{\text{реак}}$ на 50 мс спричиняє підвищення ІПФС у середньому на 0.25 одиниці, що є суттєвим у контексті когнітивної стабільності.

Третій експеримент мав на меті виявити комбіновані ефекти взаємодії фізіологічного та психологічного параметрів. Було побудовано теплову карту залежності $\text{ІПФС} = f(\text{ЧСС}, S_{\text{коун}})$ (рис. 3.4). Розрахункові дані представлено у таблиці 3.3.

Таблиця 3.3 – Фрагмент матриці результатів комбінованого аналізу (комбінований вплив ЧСС і $S_{\text{коун}}$)

ЧСС / $S_{\text{коун}}$	1	2	3	4	5	6	7
60	3.20	2.90	2.60	2.40	2.20	2.00	1.85
70	3.45	3.10	2.80	2.50	2.35	2.15	2.00
80	3.75	3.40	3.10	2.75	2.55	2.30	2.10
90	4.05	3.75	3.40	3.00	2.70	2.45	2.25
100	4.45	4.10	3.70	3.20	2.85	2.55	2.35

Як видно, комбінації високої ЧСС (90–100) та низьких оцінок самопочуття (1–2 бали) формують зону максимальних значень ІПФС (4.1–4.5), що відповідає стану вираженого дистресу. Навпаки, область низьких ЧСС (60–70) та високих $S_{\text{коун}}$

кокун (6–7) характеризується мінімальними значеннями ІПФС (1.8–2.2), що інтерпретується як стан оптимальної адаптації.

Для кількісної оцінки взаємозв'язку між змінними було застосовано коефіцієнт лінійної кореляції Пірсона (r), який відображає ступінь і напрям лінійної залежності між параметрами. Значення коефіцієнта варіює в межах від -1 до $+1$: позитивні значення вказують на пряму кореляцію (зростання однієї змінної супроводжується зростанням іншої), негативні – на обернену, а близькі до нуля – на відсутність лінійного зв'язку.

Аналіз розрахованої кореляційної матриці Пірсона дозволив встановити наступні статистичні закономірності (при $p < 0.01$). Прямий зв'язок (ЧСС та ІПФС): виявлено високу кореляцію ($r = 0.91$), що підтверджує чутливість моделі до фізіологічної активації серцево-судинної системи. Обернений зв'язок ($S_{\text{коkun}}$ та ІПФС): сильна кореляція $r = -0.88$ засвідчує валідність емоційно-поведінкової компоненти: зниження самопочуття призводить до зростання інтегральної напруги. Незалежність предикторів: кореляція між ЧСС і $S_{\text{коkun}}$ є статистично незначущою 0.12 ; $p > 0.05$. Відсутність мультиколінеарності між вхідними змінними гарантує стабільність моделі та її високу прогностичну здатність.

Додаткову верифікацію проведено методом теплового картографування (Дод. В, рис. В.4). Візуалізація підтвердила нелінійний характер взаємодії параметрів: зона дистресу – критичні значення ІПФС (4,2–4,5) при поєднанні високої ЧСС (90–100 уд/хв) та низького рівня самопочуття (1–2 бали); зона стабільності – мінімальні значення ІПФС (1,8–2,2) при низькій ЧСС (60–70 уд/хв) та високому самопочутті (6–7 балів).

Отже, виявлено логічні закономірності та високі значення коефіцієнтів кореляції ($|r| > 0,85$) підтверджують адекватність моделі та її придатність для ідентифікації зон ризику і розроблення алгоритмів раннього попередження критичних станів.

3.3 Оцінка точності та валідація моделі

Для оцінки прогностичної спроможності та стабільності розробленої моделі

ПФС застосовано комплекс метрик, що дозволяють кількісно визначити відхилення прогнозних значень від фактичних.

Основними критеріями точності обрано: MAE та RMSE — для оцінки середньої абсолютної похибки та стандартного відхилення прогнозу в одиницях вимірювання ПФС; MSE — як індикатор чутливості моделі до вибірових аномалій та нестабільності обчислень; R^2 (коефіцієнт детермінації) — для визначення частки дисперсії інтегрального показника, що пояснюється обраними предикторами (ЧСС, $t_{\text{реак}}$, $S_{\text{коун}}$). Такий набір показників забезпечує всебічну верифікацію моделі як з точки зору точності апроксимації, так і її стійкості до зашумлених біометричних даних.

Таблиця 3.4 – Основні метрики точності моделі

Метрика	Значення
MAE (середня абсолютна похибка)	0.35
MSE (середньоквадратична похибка)	0.20
RMSE (корінь середньоквадратичної похибки)	0.45
R^2 (коефіцієнт детермінації)	0.82

Аналіз отриманих результатів підтвердив високу точність та стабільність моделі ПФС. Коефіцієнт детермінації $R^2 = 0.82$ засвідчує, що 82% варіації інтегрального показника пояснюється обраними предикторами (ЧСС, $t_{\text{реак}}$, $S_{\text{коун}}$). Значення похибок (MAE = 0,35, RMSE = 0,45) є цілком прийнятними, оскільки не перевищують порогу природної індивідуальної варіативності (0,5 ум. од.).

Валідація моделі здійснювалася шляхом зіставлення прогнозних значень із даними лабораторного тестування 20 осіб. Середня абсолютна різниця склала 0,4 одиниці, а відсутність значущих статистичних розбіжностей ($p > 0,05$) підтверджує адекватність апроксимації. На діаграмі розсіювання (Дод. В, рис. В.5) більшість точок локалізовані поблизу лінії рівності, що відображає високу кореляцію теоретичних та експериментальних даних.

Для оцінки діагностичної ефективності проведено ROC-аналіз (Дод. В, рис. В.6). Площа під кривою AUC = 0,82 (відповідно до критеріїв — «хороший класифікатор») підтверджує здатність моделі надійно розмежовувати оптимальні та критичні стани.

Додатково побудована крива Precision-Recall засвідчила стійкість моделі в умовах дисбалансу класів, що мінімізує ризик хибнонегативних рішень — нерозпізнавання критичного стану користувача. Це робить систему придатною для використання в адаптивних інтерфейсах та системах моніторингу реального часу.

Для узагальненої кількісної оцінки застосовано F1-міру, що є гармонічним середнім між точністю (Precision) та чутливістю (Recall). Розраховані метрики класифікації наведено в таблиці 3.5.

Таблиця 3.5 – Зведена таблиця метрик класифікації

Метрика	Значення
Precision (Точність)	0.50
Recall (Чутливість)	1.00
$F_{1\text{-міра}}$	0.67

Отримане значення $F1\text{-міри} = 0.67$ свідчить про збалансовану роботу моделі між точністю й повнотою, що є прийнятним результатом для систем аналізу психофізіологічних параметрів, де спостерігається природна варіативність ознак і неоднорідність класів. Це підтверджує здатність моделі надійно виявляти критичні або граничні стани при збереженні задовільної точності класифікації нормальних станів.

Висновки до розділу 3

У розділі проведено комплексну верифікацію розробленої математичної моделі та програмного інструментарію.

Розроблено модулі фільтрації, сегментації та формування ознакової матриці для сигналів ECG/EDA, що забезпечило уніфікований вхід для алгоритмів SVM, Random Forest та LSTM. Виявлено монотонне зростання ІПФС при збільшенні ЧСС та часу реакції. За допомогою теплових карт візуалізовано нелінійні зони ризику та адаптації. Статистична оцінка ($R^2 = 0.82$, $AUC = 0.82$) та експериментальна валідація підтвердили адекватність і стабільність системи. Архітектура розробленої системи є масштабованою та придатною для інтеграції в мобільні або хмарні сервіси моніторингу психофізіологічного стану.

ВИСНОВКИ

У результаті виконання поставлених завдань було реалізовано повний цикл дослідження, спрямований на створення інтелектуальної системи оцінювання психофізіологічного стану людини, що поєднує методи математичного моделювання та машинного навчання.

1. На основі аналізу наукових джерел і технічної літератури проведено систематизацію сучасних підходів до оцінювання психофізіологічного стану людини. Встановлено, що більшість існуючих апаратно-програмних комплексів (Kubios HRV, Biopac MP150, MindWave Mobile, NeuroKit2 тощо) зосереджені на вимірюванні окремих фізіологічних показників і не забезпечують інтегральної оцінки стану. Огляд наукових робіт засвідчив зростання інтересу до використання алгоритмів машинного навчання (SVM, Random Forest, LSTM) для автоматизованої класифікації станів, що підтверджує актуальність розробки комплексної інтелектуальної системи, здатної об'єднувати різні типи біометричних та когнітивних даних.

2. На основі проведеного аналізу сформульовано функціональні, інформаційні та технічні вимоги до системи оцінювання психофізіологічного стану. Розроблено архітектурну модель, що базується на трирівневій структурі «дані – логіка – представлення», яка забезпечує модульність, масштабованість і стійкість системи. Визначено ключові компоненти: модуль збору даних, модуль попередньої обробки, математичний модуль, модуль машинного навчання та графічний інтерфейс користувача (GUI). Такий підхід гарантує узгоджену взаємодію програмних блоків і можливість подальшої адаптації системи до різних прикладних сфер.

3. Розроблено модуль, який забезпечує збирання фізіологічних та когнітивних показників (варіабельність серцевого ритму, електрошкірна активність, сенсомоторні реакції, когнітивні тести). У процесі обробки реалізовано алгоритми фільтрації шумів, нормалізації, інтерполяції

пропусків і стандартизації ознак, що забезпечує підвищення точності подальшого моделювання. Для зберігання результатів застосовано реляційну базу даних SQLite, оптимізовану для швидкого доступу та логування системних подій. Це дозволило забезпечити стабільність функціонування системи навіть за умов великого обсягу даних.

4. Інтегровано математичну модель, яка відображає взаємозв'язок між трьома групами параметрів — фізіологічними (Fr), когнітивними (Cr) та емоційно-поведінковими (Er). Запропоновано формалізацію інтегрального показника психофізіологічного стану (ІПФС), що характеризує рівень працездатності, адаптації та напруження організму. Модель має адаптивні вагові коефіцієнти, що можуть коригуватись під впливом індивідуальних особливостей користувача. Виконано калібрування параметрів і верифікацію моделі за емпіричними даними, що підтвердило її адекватність для практичного застосування.

5. У системі реалізовано та порівняно три алгоритми машинного навчання — SVM (Support Vector Machine), Random Forest і LSTM (Long Short-Term Memory). Аналіз показав, що ансамблевий метод Random Forest забезпечив найкращу стабільність результатів при роботі з обмеженими вибірками, тоді як нейронна мережа LSTM продемонструвала високу здатність до аналізу часових залежностей біометричних сигналів. Алгоритм SVM, своєю чергою, виявив ефективність у задачах бінарної класифікації станів («норма/стрес»). Така порівняльна оцінка дозволила обґрунтувати вибір оптимальної моделі для конкретних сценаріїв використання.

6. Створено зручний графічний інтерфейс користувача на базі технології C# (WinForms/WPF), який забезпечує інтерактивну взаємодію з системою. Інтерфейс реалізує можливості відображення динаміки ІПФС у реальному часі, побудови графіків варіабельності серцевого ритму, експорту результатів у форматах PDF та CSV, а також формування автоматизованих звітів. Реалізована функціональність сприяє підвищенню зручності

користування системою та доступності результатів для фахівців і непідготовлених користувачів.

7. Проведено тестування програмного комплексу з використанням кількісних метрик — Accuracy, F1-score, Mean Squared Error (MSE) та коефіцієнта детермінації R^2 . За результатами чисельних експериментів середня абсолютна похибка становила 0.4 одиниці, а значення AUC (Area Under Curve) для ROC-аналізу дорівнювало 0.82, що свідчить про високу точність класифікації. $F1\text{-міра} = 0.67$ підтверджує збалансованість між точністю та чутливістю, а $R^2 > 0.8$ — відповідність моделі експериментальним даним. Результати валідації доводять адекватність і надійність моделі в реальних умовах застосування.

8. Узагальнено результати дослідження та розроблено рекомендації щодо практичного використання системи в галузях медицини, спорту, освіти та безпеки праці. Система може застосовуватись для моніторингу функціонального стану, раннього виявлення стресу, оцінки рівня втоми та підтримки прийняття управлінських або діагностичних рішень. Отримані результати свідчать про наукову новизну запропонованого підходу, який полягає в інтеграції математичного моделювання з методами машинного навчання у єдину інформаційну систему.

Розроблена інтелектуальна система оцінювання психофізіологічного стану людини відповідає вимогам сучасних інформаційних технологій і може бути використана як дієвий інструмент для автоматизованого моніторингу стану організму. Вона поєднує об'єктивні біометричні вимірювання з алгоритмічною обробкою та візуалізацією результатів, що відкриває перспективи подальшої інтеграції з мобільними сенсорними пристроями, IoT-технологіями та системами підтримки медичних рішень.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. A review of screening tests for cognitive impairment – PMC [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <https://pmc.ncbi.nlm.nih.gov/articles/PMC2117747/> (дата звернення: 12.05.2025)
2. Acharya U. R., Fujita H., Lih O. S. та ін. Deep convolutional neural network for the automated diagnosis of congestive heart failure using ECG signals // Applied Intelligence. – 2015. – Vol. 49, No. 1. – P. 47–59.
3. Andreassi, J. L. Psychophysiology: Human Behavior and Physiological Response (5-е вид.). Mahwah, NJ: Lawrence Erlbaum Associates, 2007. 488 с.
4. Bishop C. M. Pattern Recognition and Machine Learning. Berlin: Springer, 2006. 738 p.
5. Cacioppo, J. T., Tassinary, L. G., & Berntson, G. G. (ред.). Handbook of psychophysiology (3-е вид.). Cambridge: Cambridge University Press, 2007. 722 с.
6. Cacioppo, J. T., Tassinary, L. G., & Berntson, G. G. (ред.). Handbook of Psychophysiology (4-е вид.). Cambridge: Cambridge University Press, 2019. 759 с.
7. Dawson, M. E., Schell, A. M., & Filion, D. L. The electrodermal system. In: Cacioppo J. T., Tassinary L. G., Berntson G. G. (Eds.). Handbook of psychophysiology. 3rd ed. Cambridge: Cambridge University Press, 2007. P. 159–181.
8. Gerstner W., Kistler W. M., Naud R., Paninski L. Neuronal Dynamics: From Single Neurons to Networks and Models of Cognition. – Cambridge : Cambridge University Press, 2014.
9. Goodfellow I., Bengio Y., Courville A. Deep Learning. – Cambridge : MIT Press, 2016.
10. Heart rate variability in patients with anxiety disorders – PubMed. – Режим доступу: <https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/35340102/> (дата звернення: 12.05.2025)
11. Krantz D. S., Manuck S. B. Acute psychophysiological reactivity and risk of cardiovascular disease: A review and methodological critique // Psychological Bulletin. – 1984. – Vol. 96, No. 3. – P. 435–464.

12. Kreibig S. D. Autonomic nervous system activity in emotion: A review // *Biological Psychology*. – 2010. – Vol. 84, No. 3. – P. 394–421.
13. Mechanisms of fatigue – PubMed. – Режим доступу: <https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/20822034/> (дата звернення: 12.05.2025)
14. Montgomery D. C., Peck E. A., Vining G. G. *Introduction to Linear Regression Analysis*. – 5th ed. – Hoboken : Wiley, 2012.
15. Physiology, Stress Reaction – StatPearls – NCBI Bookshelf. – Режим доступу: <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/books/NBK541120/> (дата звернення: 12.05.2025)
16. Porta A., Montano N. Heart rate variability as a marker of cardiac-autonomic function: physiological bases and clinical applications // *Acta Cardiologica*. – 2015. – Vol. 70, No. 4. – P. 379–390.
17. Shiner T. M., Britton N. F. Mathematical modelling of stress response // *Mathematical Medicine and Biology: A Journal of the IMA*. – 2006. – Vol. 23, No. 4. – P. 307–320.
18. Tabachnick B. G., Fidell L. S. *Using Multivariate Statistics*. – 6th ed. – Boston : Pearson, 2013.
19. Troelsen A., Japikse P. *Pro C# 10 with .NET 6: Foundational Principles and Practices in Programming*. – New York : Apress, 2022. – 1500 p.
20. Van Rossum G., Drake F. L. *Python Tutorial* [Електронний ресурс]. – Python Software Foundation, 2009. – Режим доступу: <https://docs.python.org/3/tutorial/index.html> (дата звернення: 12.05.2025).
21. VanderPlas J. *Python Data Science Handbook: Essential Tools for Working with Data*. – Sebastopol : O'Reilly Media, 2016. – 548 p.
22. Wilensky U. *NetLogo* [Електронний ресурс]. – Center for Connected Learning and Computer-Based Modeling, Northwestern University, 1999. – Режим доступу: <https://ccl.northwestern.edu/netlogo/> (дата звернення: 12.05.2025).
23. Бодров В. А. Психологія професійної придатності: підручник для вузів. – М. : ПЕР СЭ, 2001. – 511 с.
24. Ільїн Є. П. Диференціальна психофізіологія. – 2-ге вид., допов. –

К. : [б. в.], 2001. – 454 с.

25. Карпухіна А. І., Діка Л. Є., Кокун О. М. Психофізіологія людини: підручник. – Київ : Академвидав, 2011. – 312 с.

26. Кокун О. М. Оптимізація адаптаційних можливостей людини у психофізіологічному забезпеченні діяльності : дис. ... д-ра психол. наук : 19.00.02. – К., 2004. – 426 с.

27. Кокун О. М. Психофізіологія. – К. : Центр навчальної літератури, 2006. – 184 с.

28. Коробейніков Г. В., Медвідчук К. В., Дудник А. К. та ін. Дослідження динаміки функціональних станів елітних спортсменів // Науково-практичні проблеми спорту вищих досягнень: матеріали міжнар. конф.: НДІФКСРБ, 2007. – С. 140–145.

29. Коробейніков Г. В., Дудник О. К., Радченко Ю. А. Особливості формування психофізіологічних станів у спортсменів високої кваліфікації // Вісник Чернігівського національного педагогічного університету. – 2011. – Вип. 91. – С. 220–225.

30. Макаренко М. В. Основи професійного відбору військових спеціалістів та методики вивчення індивідуальних психофізіологічних відмінностей між людьми. – К. : Ін-т фізіології ім. О. О. Богомольця НАН України, НДЦ гуманітарних проблем ЗСУ, 2006. – 395 с.

31. Максименко С.Д. Загальна психологія: Підручник. – К.: Видавництво ВАКПН, 2001. – 528 с.

32. Моїсеєнко Є. В., Мадяр С.-А. І., Ковалевська Е. О. Поліхромно-адаптаційна корекція психофізіологічного стану людини в Антарктиці // Український антарктичний журнал. – 2006. – № 4–5. – С. 251–256.

33. Пиріг Л.А., Соломін Ю.Г., Татаринцева І.П. Медична психологія: Підручник. – Вінниця: Нова Книга, 2003. – 648 с.

34. Ehiabhi J., Wang H. A Systematic Review of Machine Learning Models in Mental Health Analysis Based on Multi-Channel Multi-Modal Biometric Signals // BioMedInformatics. – 2023. – Vol. 3, No. 1. – P. 193–219.

35. Khayyat M. M., Al-Samarraie H., Abdullah Z. M. An Improved Biometric Stress Monitoring Solution for Continuous Monitoring [Электронный ресурс] // Sensors. – 2024. – Режим доступа: <https://pmc.ncbi.nlm.nih.gov/articles/PMC11651562/> (дата звернения: 12.05.2025).
36. Patel A. N., Tharwat A., Gul S. A. Mental State Assessment and Validation Using EEG and ECG Biometrics // Frontiers in Human Neuroscience. – 2018. – Vol. 12. – P. 221.
37. Bhatt P., Kumar S., Mukherjee S. Machine Learning for Cognitive Behavioral Analysis: Datasets, Signals and Methods // Brain Informatics. – 2023. – Vol. 10. – Art. No. 56.
38. Gervasi R., Capponi M., Mastrogiacomo L., Franceschini F. Analyzing Psychophysical State and Cognitive Performance in Human–Robot Collaboration for Repetitive Assembly Processes // Production Engineering Research and Development. – 2024. – Vol. 18. – P. 19–33.
39. Vos G., Trinh K., Sarnyai Z., Rahimi Azghadi M. Generalizable Machine Learning for Stress Monitoring from Wearable Devices: A Systematic Literature Review [Электронный ресурс]. – 2022. – Режим доступа: <https://arxiv.org/abs/2209.15137> (дата звернения: 12.05.2025).
40. Wu D., Xu J., Fang W., Zhang Y., Zheng W. Adversarial Attacks and Defenses in Physiological Computing: A Systematic Review [Электронный ресурс]. – 2021. – Режим доступа: <https://arxiv.org/abs/2102.02729> (дата звернения: 12.05.2025).
41. Filetti M., Torniainen J., Lukander K., Henelius A., Ahonen L., Barral O., Ravaja N. A Short Review and Primer on Multimodal Psychophysiological Applications in Work-Related Human–Computer Interaction // Foundations and Trends in Human–Computer Interaction. – 2016. – Vol. 9, No. 3-4. – P. 150–307.
42. Schmidt P., Reiss A., Duerichen R., Van Laerhoven K. Wearable Affect and Stress Recognition: A Review [Электронный ресурс]. – 2018. – Режим доступа: <https://arxiv.org/abs/1811.08854> (дата звернения: 12.05.2025).
43. Li Z., Lee J. H., Yao L., Ostwald M. J. Impact of Built Environments on

Human Perception: A Systematic Review of Physiological Measures and Machine Learning // Journal of Building Engineering. – 2025. – Vol. 104. – Art. 112319.

44. Magee P. Beyond Neural Data: Cognitive Biometrics and Mental Privacy // Neuroscience & Biobehavioral Reviews. – 2024. – Vol. 158. – P. 155–170.

45. Jin K., Yang L., Zhang Q., Zhou Y. Human-Centric Cognitive State Recognition Using Multimodal Biometric Signals [Электронный ресурс]. – 2025. – Режим доступа: <https://pmc.ncbi.nlm.nih.gov/articles/PMC12252513/> (дата звернения: 12.05.2025).

46. Valenza G., Lanatá A., Scilingo E. P. The Role of Electrodermal Activity in Affective Computing: A Review // IEEE Transactions on Affective Computing. – 2020. – Vol. 11, No. 2. – P. 208–223.

47. Kwon Y., Kim B., Lee J. Emotion Recognition Using Heart Rate Variability and Deep Learning Techniques // Sensors. – 2021. – Vol. 21, No. 13. – P. 4382.

48. Lopez G., Custodio V., Moreno J. I. LSTM-Based Model for Cognitive Fatigue Detection from EEG Signals // Sensors. – 2022. – Vol. 22, No. 18. – P. 6935.

49. Dai C., Wang Y., Li J. Multimodal Data Fusion for Stress Detection Using Deep Learning // IEEE Access. – 2022. – Vol. 10. – P. 78873–78884.

50. Zontone P., Affanni A., Bertetti M., Piana E. Physiological Stress Detection Using Wearable Devices and Machine Learning // Electronics. – 2023. – Vol. 12, No. 3. – P. 547.

51. Can Y., Chalabianloo N., Ekiz D., Ersoy C. Continuous Stress Detection Using Wearable Sensors and LSTM Networks // IEEE Internet of Things Journal. – 2020. – Vol. 7, No. 8. – P. 7785–7795.

52. Schaefer A., Nilsen T., Murphy S. M., Popovic N. B. Human Emotion Recognition from Heart Rate Variability: A Comparative Study of Classifiers // Biomedical Signal Processing and Control. – 2021. – Vol. 68. – Art. 102673.

ДОДАТКИ

ДОДАТОК А Загальна структура бази даних

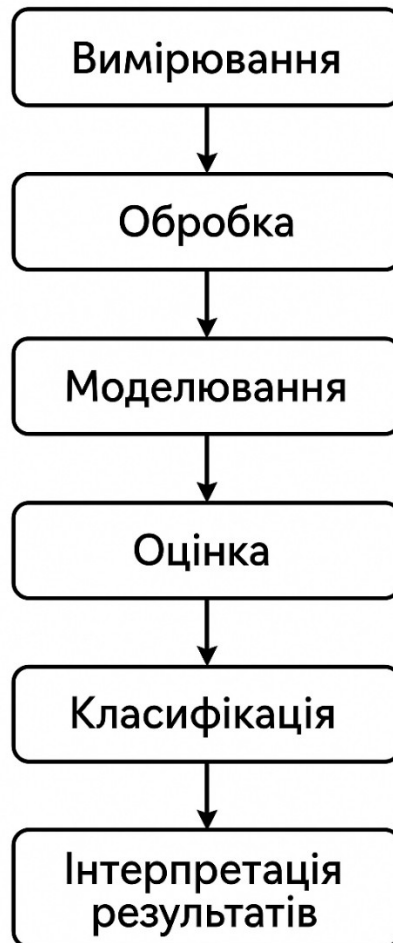


Рисунок А.1. – Узагальнена схема оцінювання психофізіологічного стану людини

Таблиця А.1. – Users.

Поле	Тип	Опис
user_id	INTEGER PRIMARY KEY	Унікальний ідентифікатор користувача
age	INTEGER	Вік користувача
gender	TEXT	Стать користувача (наприклад, M/F)
session_id	FOREIGN KEY → Sessions.session_id	Ідентифікатор поточної або останньої сесії

Призначення: зберігає основні дані користувача.

Зв'язок: один користувач → багато сесій.

Таблиця А.2. – Sessions

Поле	Тип	Опис
session_id	INTEGER PRIMARY KEY	Унікальний ID сесії
user_id	FOREIGN KEY → Users.user_id	Посилання на користувача
date	TEXT	Дата проведення експерименту
time	TEXT	Час початку/завершення
conditions	TEXT	Умови експерименту (середовище, температура, настрій тощо)

Призначення: фіксує дані про конкретний сеанс вимірювань.

Зв'язок: одна сесія може мати багато сигналів (RawData).

Таблиця А.3. – RawData

Поле	Тип	Опис
raw_id	INTEGER PRIMARY KEY	Ідентифікатор запису
session_id	FOREIGN KEY → Sessions.session_id	Сеанс, до якого належать дані
timestamp	REAL	Часовий відлік сигналу
signal_type	TEXT	Тип сигналу (ECG, EDA)
value	REAL	Виміряне значення

Призначення: зберігає сирі біометричні сигнали, отримані з сенсорів (наприклад, ЕКГ, електродермальна активність).

Таблиця А.4. – ProcessedData

Поле	Тип	Опис
proc_id	INTEGER PRIMARY KEY	Ідентифікатор запису
raw_id	FOREIGN KEY → RawData.raw_id	Посилання на вихідні сигнали
normalized_value	REAL	Нормалізоване значення
feature_name	TEXT	Назва параметра (амплітуда, частота, середнє значення тощо)

Призначення: результати обробки — наприклад, нормалізовані або фільтровані параметри.

Таблиця А.5. – Results

Поле	Тип	Опис
result_id	INTEGER PRIMARY KEY	Ідентифікатор
session_id	FOREIGN KEY → Sessions.session_id	Посилання на сесію
metric	TEXT	Назва метрики (наприклад, "стрес-індекс", "тонус")
value	REAL	Значення
classification	TEXT	Категорія (норма, стрес, виснаження)
prediction	TEXT	Прогноз стану (наприклад, «покращення», «погіршення»)

Призначення: зберігає узагальнені показники, які є кінцевим результатом аналізу.

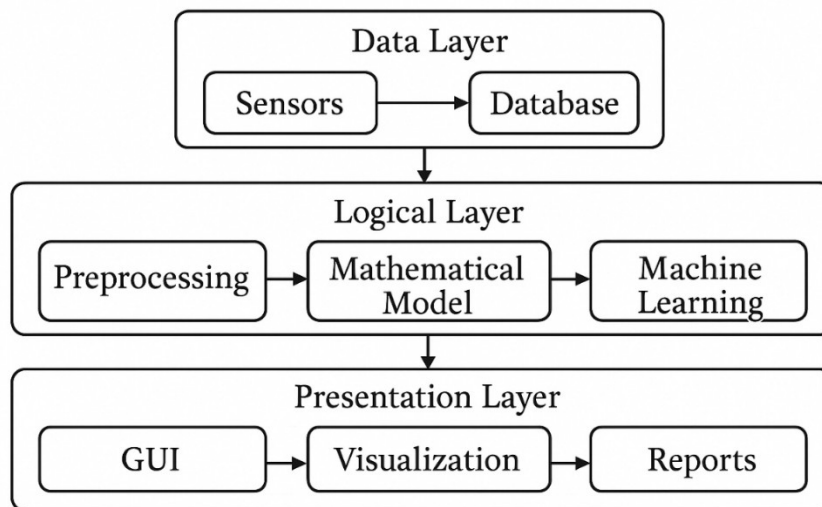


Рис. А.2 – Функціональна архітектура інтелектуальної системи оцінювання психофізіологічного стану людини

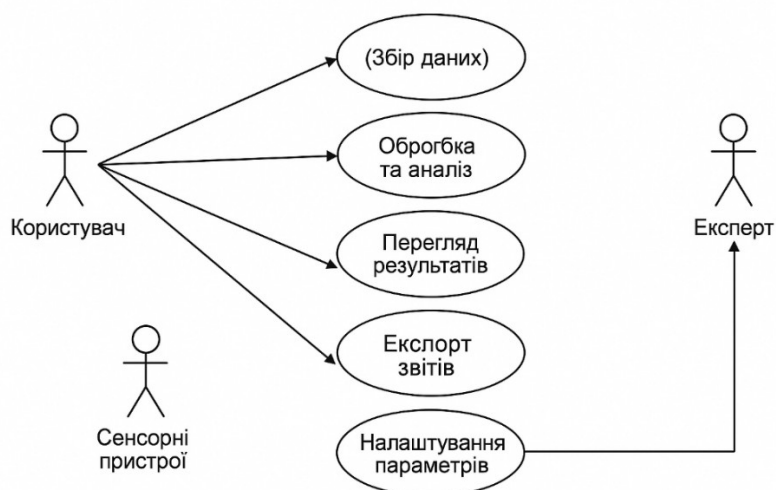


Рис. А.3 – Діаграма варіантів використання

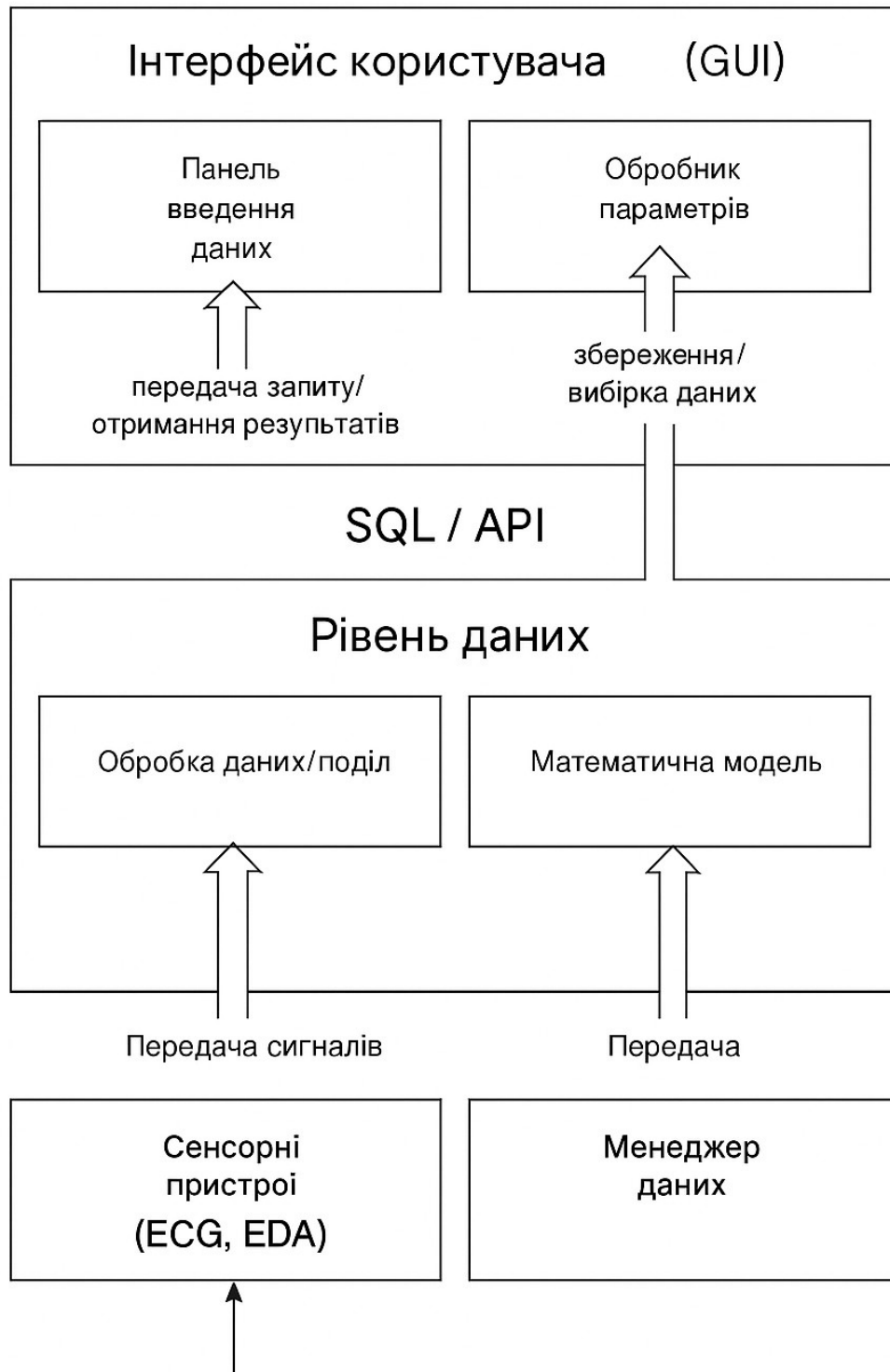


Рис. А.4 – Компонентна архітектура інтелектуальної системи оцінювання психофізіологічного стану

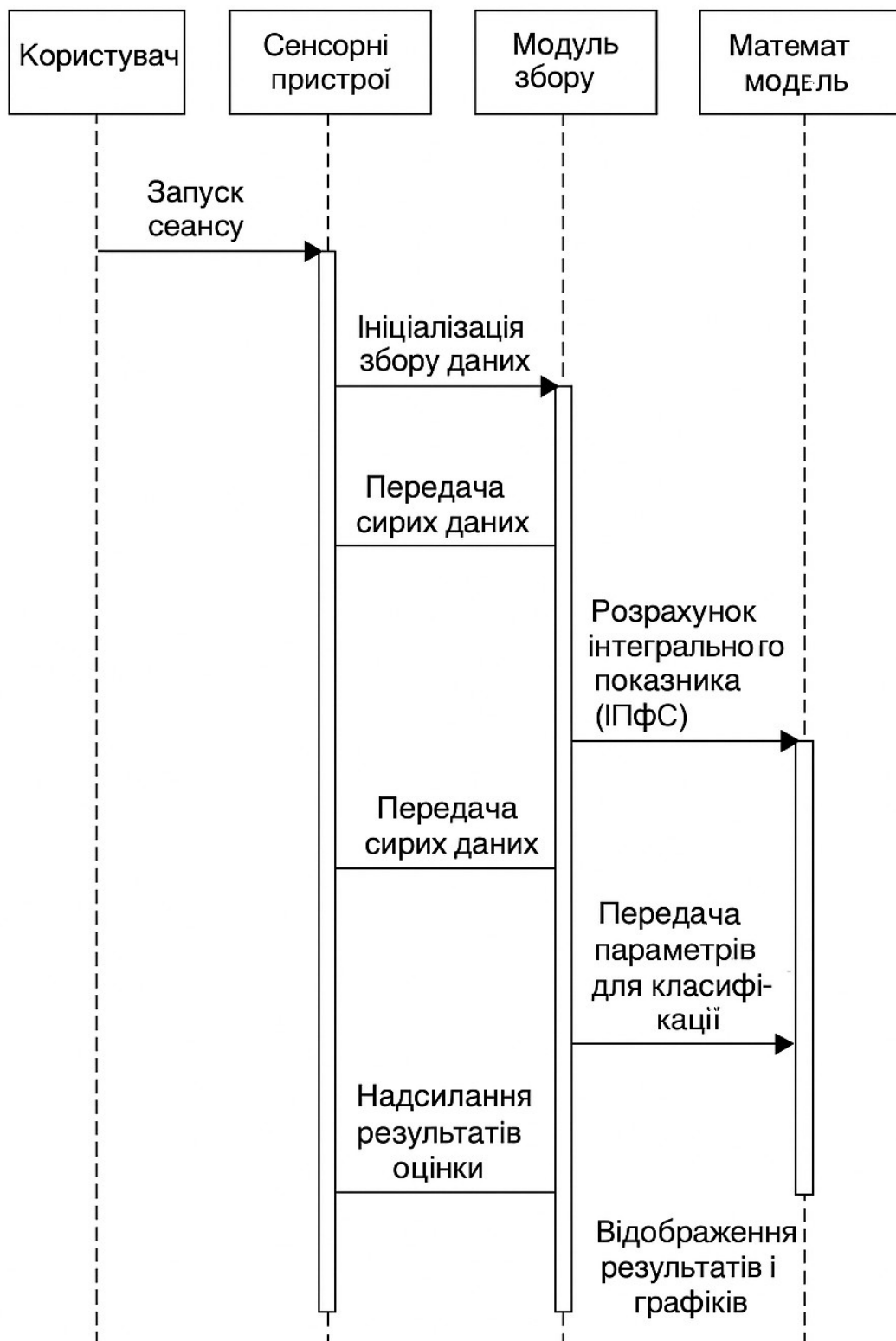


Рис. А.5 – Діаграма послідовності взаємодії модулів системи під час сеансу вимірювань

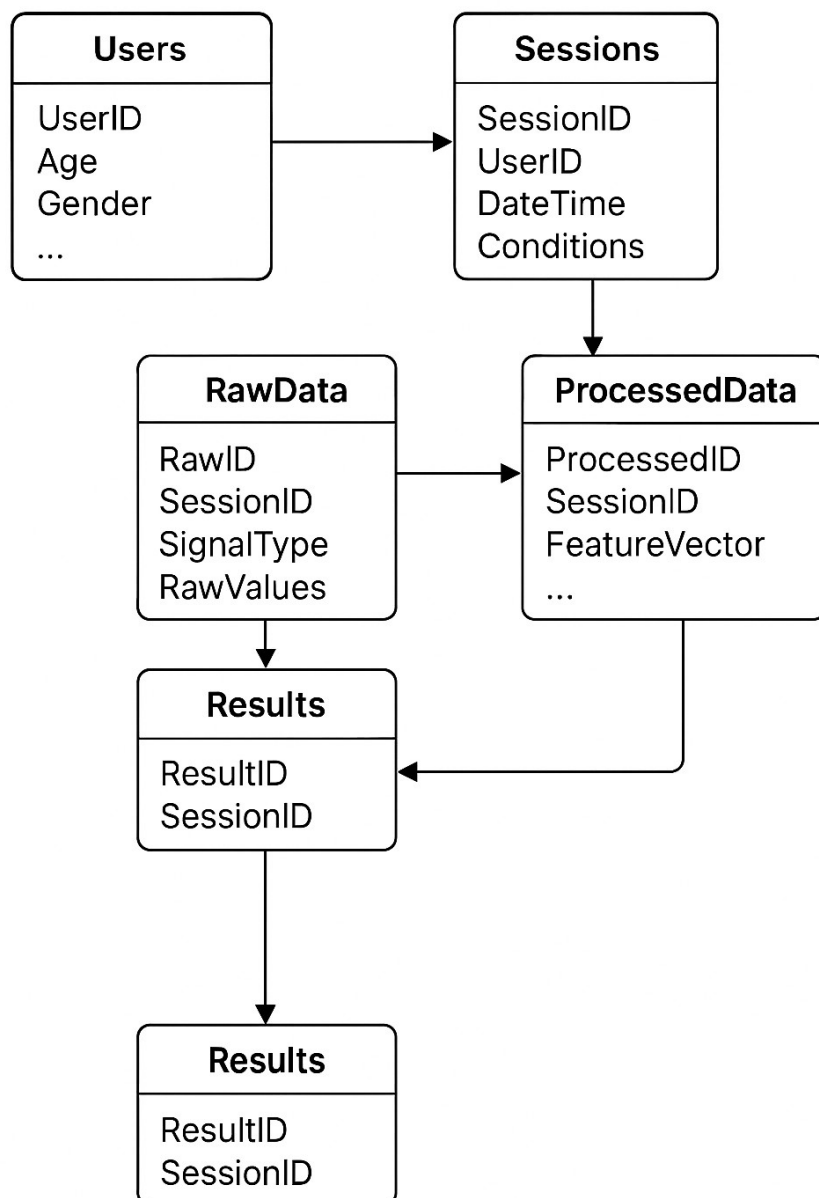


Рис. А.6 – Структура бази даних системи

ДОДАТОК Б

Інтерфейс застосунку для тестування психофізіологічного стану

Застосунок містить інтерактивний інтерфейс для проходження тестів з виведенням результату.

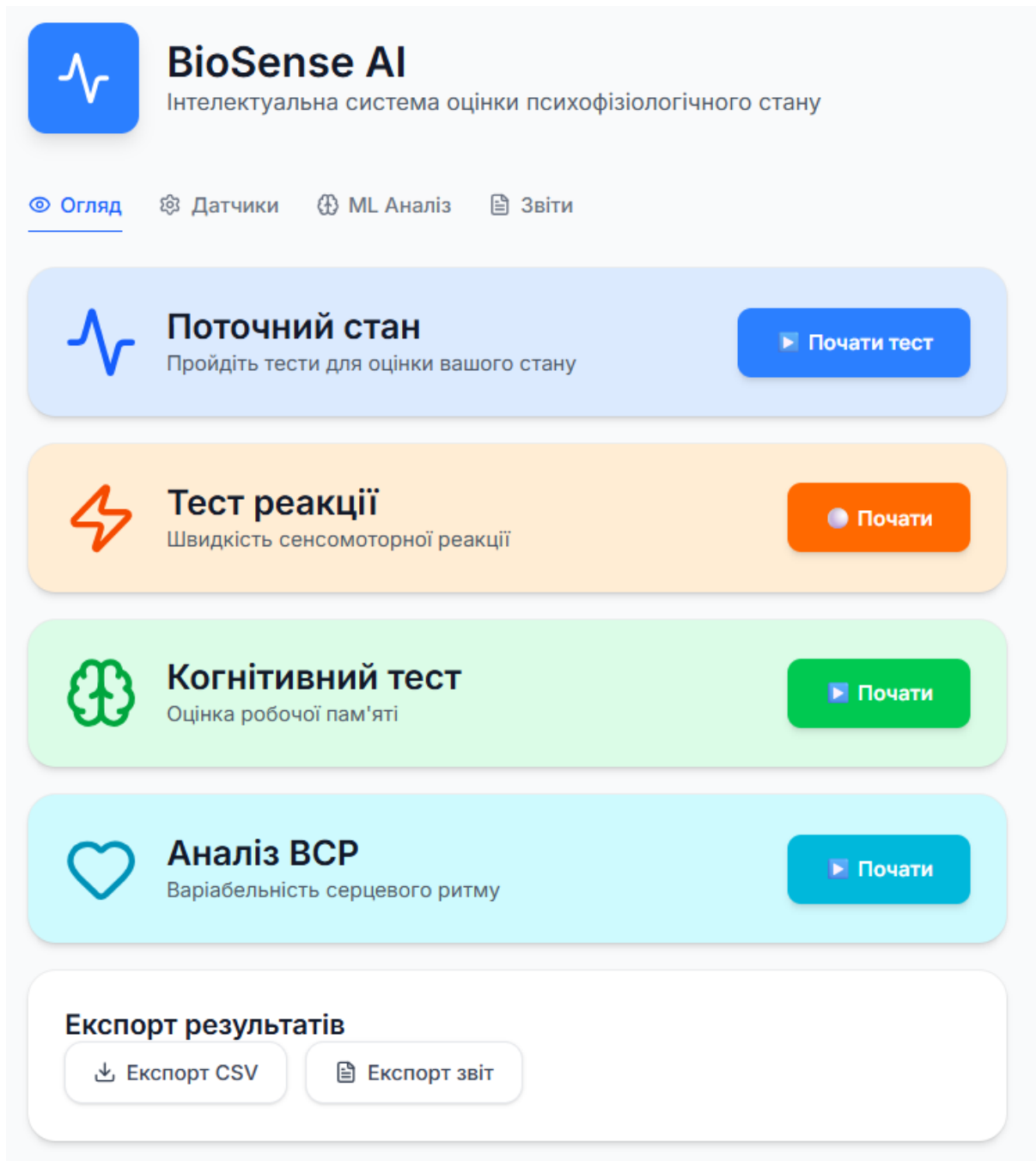


Рисунок Б.1 – Головний екран

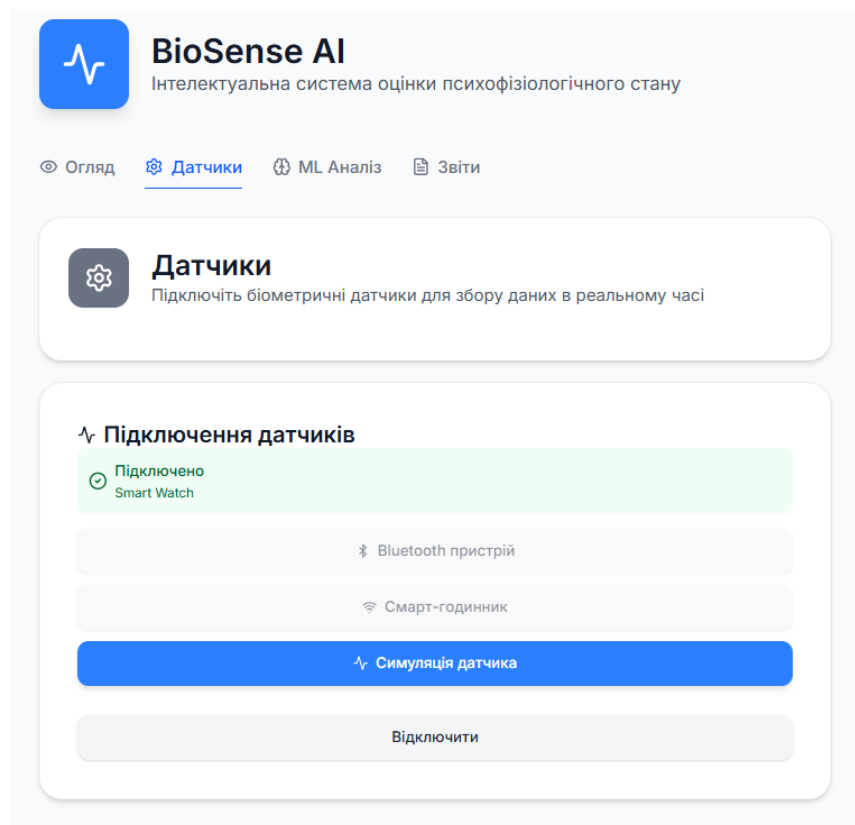


Рисунок Б.2 – Підключення смарт-годинника

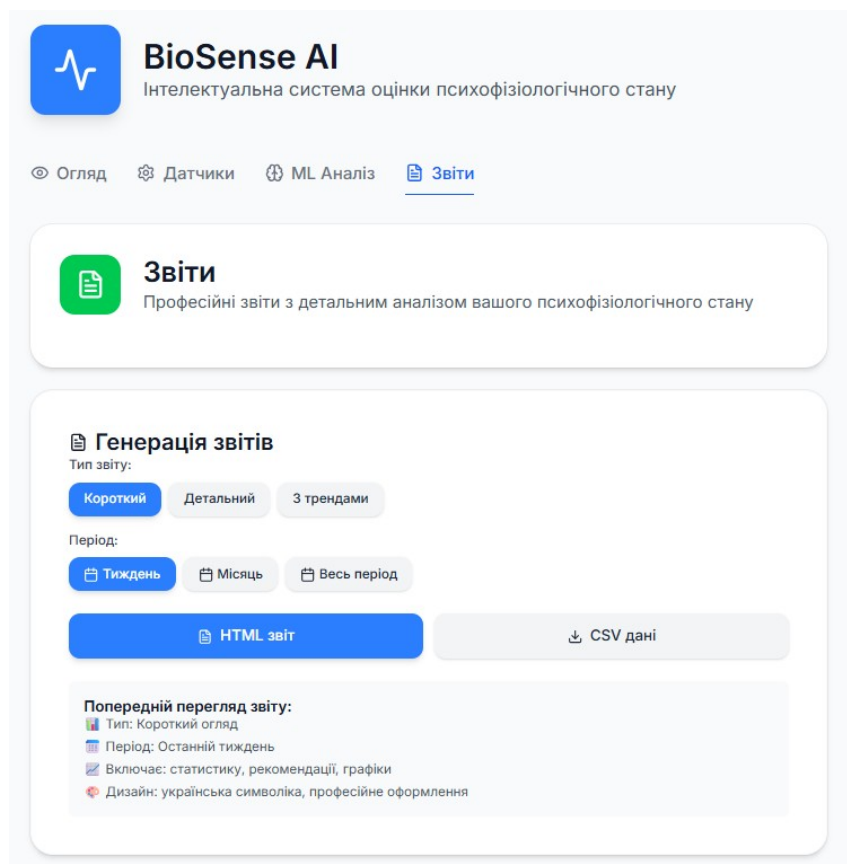


Рисунок Б.3 – Вікно генерації звітів



Тест на швидкість реакції

Інструкції:

- Натисніть пробіл або клікніть мишкою, коли екран стане зеленим
- НЕ натискайте, поки екран червоний - це буде помилкою
- Реагуйте якнайшвидше після появи зеленого сигналу
- Буде 10 спроб

Почати тест



Когнітивний тест (2-back)

Інструкції:

- Вам будуть показані літери одна за одною
- Натисніть "Так" (Y), якщо поточна літера збігається з тією, що була 2 кроки тому
- Натисніть "Ні" (N), якщо літера не збігається
- Кожна літера показується 0.5 секунди
- У вас є 2.5 секунди на відповідь
- Між літерами пауза 1.5 секунди

Приклад:

A → B → A (Так, збігається з першою A)
A → B → C (Ні, не збігається з A)

Почати тест



Аналіз варіабельності серцевого ритму

Інструкції:

- Сядьте зручно і розслабтесь
- Дихайте спокійно і рівномірно
- Не рухайтесь під час запису
- Тест триватиме 5 хвилин
- Система симулює збір даних з пульсометра

Примітка: В реальній системі тут буде підключення до датчика пульсу або носимого пристрою для збору RR-інтервалів.

Почати запис

Рисунок Б.4 – Вікна тестування

ДОДАТОК В

Ознакова матриця

№ п/п спост.	Mean RR (мс)	SDNN (мс)	RMSSD (мс)	LF/HF	EDA тонічна (мкС)	EDA фазична (мкС)	Амплітуда GSR	Час реакції (мс)	К-сть помилок	Статус
1	820	42	35	1.25	3.2	0.85	0.41	610	0	Норма
2	670	25	18	0.74	5.8	1.95	0.92	740	1	Стрес
3	790	38	30	1.12	3.7	1.05	0.50	680	0	Норма
4	560	20	15	0.60	6.5	2.10	1.10	810	3	Втома
5	830	45	37	1.40	2.8	0.80	0.35	600	0	Норма
...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...

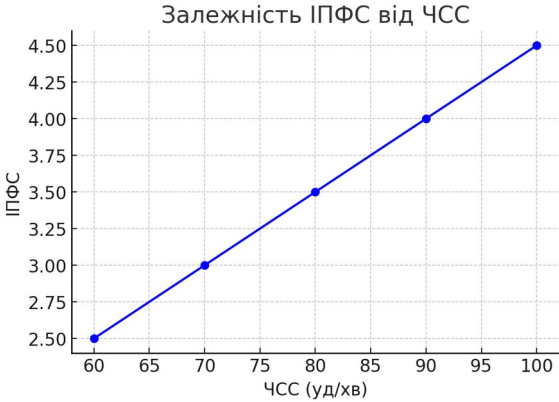


Рисунок В.2 – Графік залежності ІПФС від ЧСС

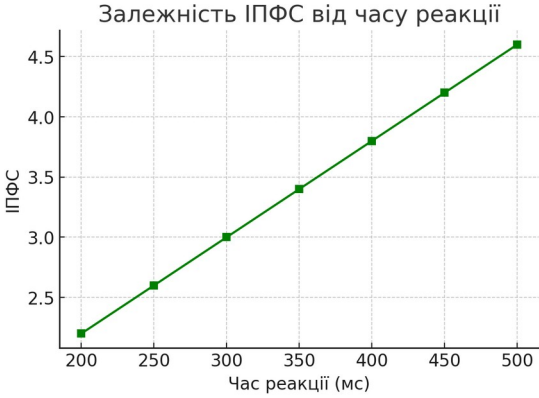


Рисунок В.3 – Залежність ІПФС від часу реакції ($t_{\text{реак}}$)

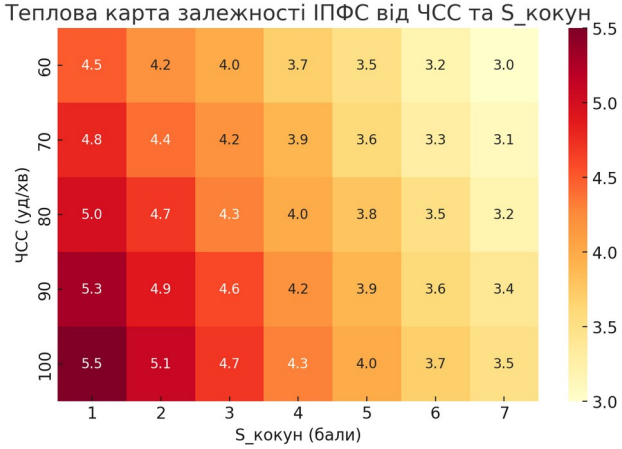


Рисунок В.4 – Теплова карта залежності ІПФС від ЧСС та $S_{\text{кожун}}$

Порівняння фактичних та передбачених значень І

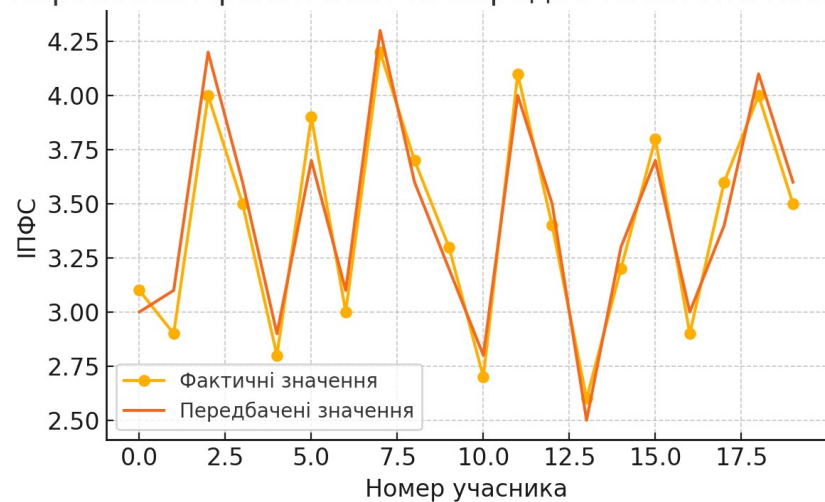


Рисунок В.5 – Порівняння фактичних та передбачених значень ІПФС.

ROC-крива для класифікації ПФС

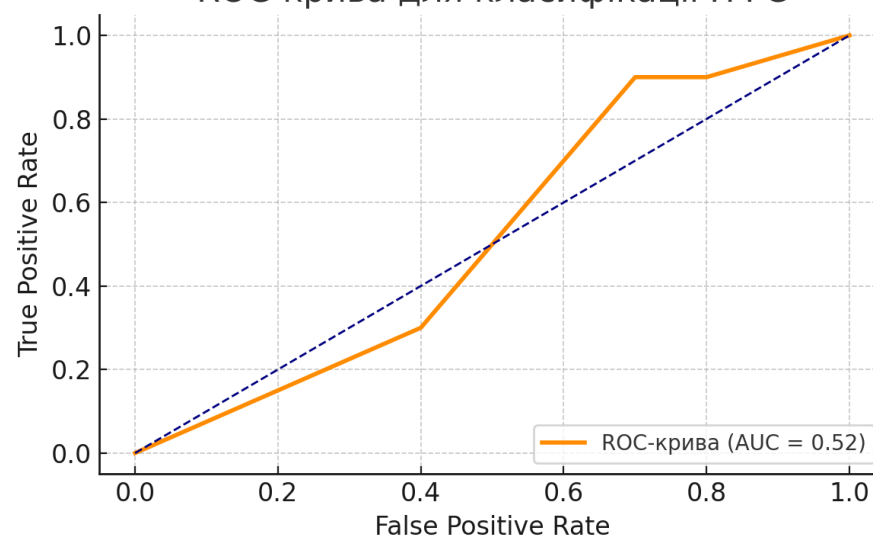


Рисунок В.6 – ROC-крива для класифікації психофізіологічного стану (ІПФС).

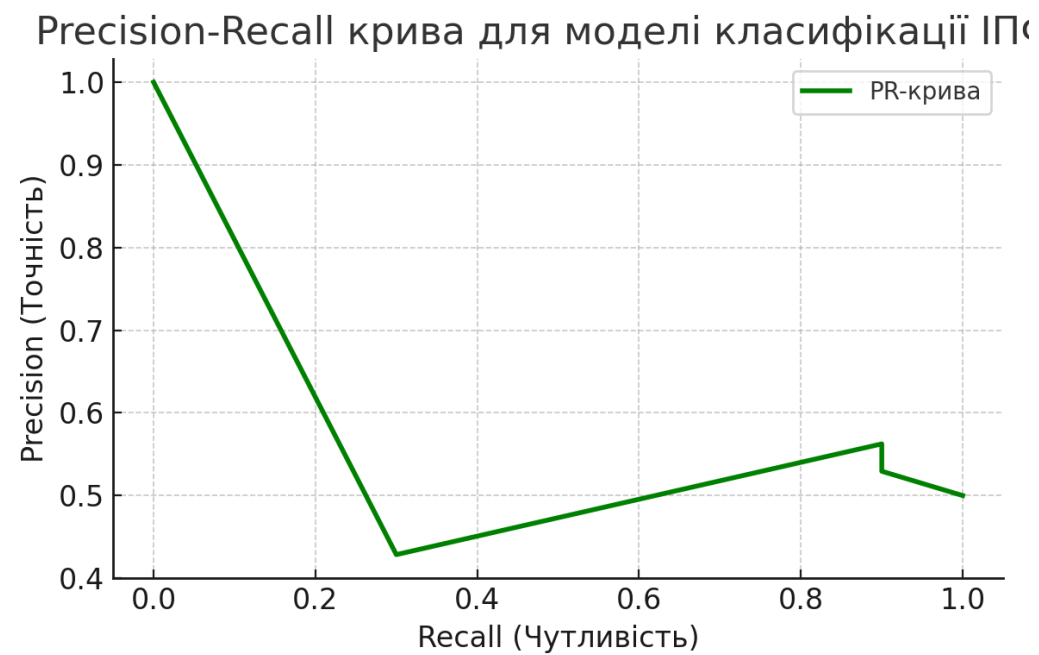


Рисунок В.7 – Precision-Recall крива для моделі ІПФС.

ДОДАТОК Г

Код моделі оцінки ПФС на мові Python (TensorFlow + LinearRegression)

Модель включає попередню обробку даних, регресійний аналіз і багатошарову нейромережу.

Основні бібліотеки: numpy, pandas, sklearn, tensorflow, matplotlib, seaborn.

```
import numpy as np
import pandas as pd
from sklearn.model_selection import train_test_split
from sklearn.linear_model import LinearRegression
from sklearn.preprocessing import StandardScaler
from tensorflow.keras.models import Sequential
from tensorflow.keras.layers import Dense, Dropout
from tensorflow.keras.utils import to_categorical
import matplotlib.pyplot as plt
import seaborn as sns

# ✦ Дані (штучно згенеровані для демонстрації)
data = pd.DataFrame({
    'HR': np.random.randint(60, 130, 300),      # частота серцевих скорочень
    'BP_sys': np.random.randint(100, 150, 300),  # систолічний тиск
    'BP_dia': np.random.randint(60, 90, 300),    # діастолічний тиск
    'Attention': np.random.randint(0, 10, 300),
    'Mood': np.random.randint(0, 10, 300),
    'Stress': np.random.randint(0, 10, 300),
    'ReactionTime': np.random.randint(150, 800, 300),
    'Errors': np.random.randint(0, 20, 300)
})

# ✦ Генерація міток (інтегральний індекс ПФС): 0 – критичний, 1 – граничний, 2 – оптимальний
data['PFS_index'] = pd.cut(data['HR'] + data['Stress'] * 10 - data['Attention'] * 5,
                           bins=[-100, 100, 160, 300],
                           labels=[2, 1, 0]).astype(int)

# ♦ Відокремлюємо змінні
X = data.drop('PFS_index', axis=1)
y = data['PFS_index']

# ♦ Стандартизація
scaler = StandardScaler()
X_scaled = scaler.fit_transform(X)

# ♦ 1. Лінійна регресія для інтерпретації
reg = LinearRegression()
```

```
reg.fit(X_scaled, y)
print("Коефіцієнти регресії:", reg.coef_)
```

```
# 2. Нейромережа (MLP)
```

```
y_cat = to_categorical(y, num_classes=3)
```

```
X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(X_scaled, y_cat, test_size=0.2,
random_state=42)
```

```
model = Sequential([
    Dense(16, activation='relu', input_shape=(X.shape[1],)),
    Dropout(0.2),
    Dense(3, activation='softmax')
])
```

```
model.compile(optimizer='adam', loss='categorical_crossentropy', metrics=['accuracy'])
model.fit(X_train, y_train, epochs=50, batch_size=16, verbose=0)
```

```
# Оцінка моделі
```

```
loss, accuracy = model.evaluate(X_test, y_test)
```

```
print(f"Точність класифікації ПФС: {accuracy:.2f}")
```

ДОДАТОК Г

Кореляційна матриця Пірсона для параметрів математичної моделі ІПФС

Таблиця Г.1 – Кореляційна матриця зв'язків між параметрами моделі

Параметри	ЧСС	S_кокун	ІПФС
ЧСС	1.000	0.12	0.91
S_кокун	0.12	1.000	-0.88
ІПФС	0.91	-0.88	1.000

Наведені значення коефіцієнтів кореляції гтг обчислені за методом Пірсона на основі 5000 симуляційних спостережень.

Значущість зв'язків підтверджена при рівні достовірності $p < 0.01$ $p < 0.01$.

Високі коефіцієнти між ЧСС і ІПФС ($r = 0.91$) та S_кокун і ІПФС ($r = -0.88$) свідчать про тісний функціональний зв'язок фізіологічних і емоційно-поведінкових складових у структурі інтегрального показника.

Низьке значення кореляції між ЧСС і S_кокун ($r = 0.12$) засвідчує відсутність мультиколінеарності між предикторами, що забезпечує стабільність математичної моделі при адаптації до нових вибірок.

ДОДАТОК Д

Інструкція користувача інтелектуальної системи оцінювання психо-фізіологічного стану

1. Призначення програми

Інтелектуальна система призначена для **автоматизованої оцінки психо-фізіологічного стану (ПФС)** людини в режимі реального часу або за попередньо збереженими даними. Програма забезпечує **збір, обробку, аналіз, класифікацію та візуалізацію** біометричних параметрів з метою оперативного виявлення станів втоми, стресу, зниження працездатності чи оптимального стану.

2. Вимоги до середовища

- **Операційна система:** Windows 10 або новіша.
- **Обсяг пам'яті:** не менше 4 ГБ ОЗП.
- **Доступ до сенсорних пристроїв:** ECG, EDA або інші сумісні модулі через USB/Bluetooth.
- **База даних:** вбудована SQLite, автоматично створюється при першому запуску.
- **Додатково:** наявність встановлених бібліотек Python (NumPy, Pandas, SciPy, Scikit-learn, TensorFlow/PyTorch) та .NET Framework (для GUI).

3. Запуск програми

1. Встановіть програму, виконавши інсталяційний файл **setup.exe**.
2. Після інсталяції на робочому столі з'явиться ярлик «**PFS Analyzer**».
3. Подвійним натисканням запустіть застосунок.
4. Після завантаження з'явиться головне вікно з навігаційними вкладками:
 - «Сенсори»
 - «Збір даних»
 - «Обробка та моделювання»
 - «Результати»
 - «Звіти»
 - «Налаштування»

4. Послідовність роботи користувача

4.1 Підключення сенсорів / Завантаження даних

- Перейдіть на вкладку «Сенсори».

- Натисніть «**Пошук пристроїв**», дочекайтесь автоматичного виявлення ECG та EDA сенсорів.
- Оберіть потрібні пристрої зі списку та натисніть «**Підключити**».
- У разі відсутності сенсорів натисніть «**Імпорт файлів**», щоб завантажити дані з файлів CSV або JSON для симуляції.

Успішне підключення підтверджується зеленим індикатором біля назви пристрою.

4.2 Запуск збору даних

- Перейдіть на вкладку «**Збір даних**».
- Вкажіть:
 - ідентифікатор користувача або створіть нового;
 - параметри сеансу (тривалість, частота дискретизації тощо).
- Натисніть «**Почати сеанс**».
- У нижній частині екрана з'являться графіки ECG та EDA сигналів у режимі реального часу.

 *Під час збору даних програма автоматично записує сирі сигнали у базу даних SQLite (таблиця RawData).*

4.3 Попередня обробка даних

Після завершення сеансу система автоматично переходить до етапу попередньої обробки:

- фільтрація сигналів (видалення шумів та артефактів),
- нормалізація,
- сегментація часових вікон,
- обчислення параметрів BCP, EDA та когнітивних ознак.

Результати зберігаються у таблиці **ProcessedData**, а користувач бачить коротке зведення у вигляді таблиці та графіків.

4.4 Математичне моделювання та класифікація

- На вкладці «**Обробка та моделювання**» оберіть:
 - математичну модель (інтегральна функція оцінки ПФС),
 - алгоритм класифікації: **SVM**, **Random Forest** або **LSTM**.
- Натисніть «**Запустити аналіз**».
- Програма обчислить інтегральні показники та віднесе стан користувача до однієї з категорій (норма, стрес, втома тощо).

- Результати класифікації та прогноз переходів між станами записуються у таблицю **Results**.

4.5 Перегляд та аналіз результатів

- Вкладка «**Результати**» відображає:
 - часові графіки стану;
 - класифікаційні звіти (Accuracy, F1-score тощо);
 - індикатори поточного стану в реальному часі.
- Ви можете обрати попередні сеанси з бази даних для порівняння або побудови динаміки.

4.6 Формування звітів

- Перейдіть на вкладку «**Звіти**».
- Оберіть період або конкретний сеанс.
- Натисніть «**Згенерувати PDF**» або «**Експортувати CSV**».
- Звіт міститиме основні параметри, графіки та класифікаційні висновки.

4.7 Налаштування

У вкладці «**Налаштування**» користувач може:

- змінювати параметри обробки сигналів (вікно, частота фільтрів тощо);
- керувати базою даних (очищення, резервне копіювання);
- обирати мову інтерфейсу;
- налаштовувати збереження автоматичних логів.

5. Завершення роботи

- Після закінчення роботи натисніть «**Завершити сеанс**».
- Всі дані зберігаються автоматично.
- Закрийте програму стандартним способом або через меню «**Файл → Вихід**».

6. Додаткові можливості

- Порівняння результатів між кількома користувачами.
- Симуляція станів для тестування моделей без реальних сенсорів.
- Перенавчання ML-моделей на власних даних (через окремий модуль).

7. Повідомлення про помилки

У разі виникнення технічних проблем:

- Перевірте підключення сенсорів.
- Переконайтесь, що база даних не заблокована іншими процесами.
- Перегляньте **лог-файл** (зберігається у папці logs/).
- За потреби зверніться до адміністратора системи або розробника.