

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

Факультет комп'ютерно-інформаційних систем і програмної інженерії

(повна назва факультету)

Кафедра програмної інженерії

(повна назва кафедри)

КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА

на здобуття освітнього ступеня

Бакалавр

(назва освітнього ступеня)

на тему: Розробка програмного забезпечення для керування рухами верхньої кінцівки на основі EMG-сигналів

Виконала: студентка
спеціальності

4 курсу, групи СП-41
121 Інженерія програмного
забезпечення

(шифр і назва спеціальності)

(підпис)

Шегда М.А.

(прізвище та ініціали)

Керівник

(підпис)

Михалик Д.М.

(прізвище та ініціали)

Нормоконтроль

(підпис)

Стоянов Ю.М.

(прізвище та ініціали)

Завідувач кафедри

(підпис)

Петрик М.Р.

(прізвище та ініціали)

Рецензент

(підпис)

(прізвище та ініціали)

Тернопіль
2026

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

Факультет комп'ютерно-інформаційних систем і програмної інженерії

(повна назва факультету)

Кафедра програмної інженерії

(повна назва кафедри)

ЗАТВЕРДЖУЮ
Завідувач кафедри

(підпис)

(прізвище та ініціали)

« »

20__ р.

ЗАВДАННЯ
НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ

на здобуття освітнього ступеня Бакалавра

(назва освітнього ступеня)

за спеціальністю 121 Інженерія програмного забезпечення

(шифр і назва спеціальності)

студенту Шегда Марія Андріївна

(прізвище, ім'я, по батькові)

1. Тема роботи Розробка програмного забезпечення для керування рухами верхньої кінцівки на основі ЕМГ-сигналів

Керівник роботи Михалик Дмитро Михайлович, к.т.н., доцент кафедри ПІ

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

Затверджені наказом ректора від «__» _____ 20__ року № _____

2. Термін подання студентом завершеної роботи _____

3. Вихідні дані до роботи Предметна область, завдання, вимоги та специфікація, програмне рішення, методичні вказівки

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

Вступна частина

Аналіз предметної області та теоретичних основ

Визначення методики реалізації моделі

Реалізація моделі

Визначення основних аспектів охорони праці та безпеки життєдіяльності

Висновки роботи

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

Слайди презентації та діаграми процесів

6. Консультанти розділів роботи

Розділ	Прізвище, ініціали та посада консультанта	Підпис, дата	
		завдання видав	завдання прийняв
Безпека життєдіяльності,			
основи охорони праці			
Нормоконтроль	Стоянов Ю.М. к.т.н., ст. викл.		

7. Дата видачі завдання _____

КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

№ з/п	Назва етапів роботи	Термін виконання етапів роботи	Примітка
1	Отримання завдання		
2	Аналіз завдання		
3	Виконання розділу “АНАЛІЗ ПРЕДМЕТНОЇ ОБЛАСТІ ТА ВИЗНАЧЕННЯ ВИМОГ ДО ПРОГРАМНОЇ СИСТЕМИ”		
4	Виконання розділу “ПРОЄКТУВАННЯ ТА РОЗРОБКА ПРОГРАМНОЇ СИСТЕМИ”		
5	Виконання розділу “ТЕСТУВАННЯ, ВПРОВАДЖЕННЯ ТА ПІДТРИМКА”		
6	Виконання розділу “БЕЗПЕКА ЖИТТЄДІЯЛЬНОСТІ ТА ОСНОВИ ОХОРОНИ ПРАЦІ”		
7	Оформлення пояснювальної записки		
8	Оформлення графічного та презентаційного матеріалу		
9	Попередній захист		
10	Захист		

Студент

_____ (підпис)

Шегда М.А.

_____ (прізвище та ініціали)

Керівник роботи

_____ (підпис)

Михадик Д.М.

_____ (прізвище та ініціали)

АНОТАЦІЯ

Розробка програмного забезпечення для керування рухами верхньої кінцівки на основі EMG-сигналів // Кваліфікаційна робота освітнього рівня «Бакалавр» // Шегда Марія Андріївна // Тернопільський національний технічний університет імені Івана Пулюя, факультет комп'ютерно-інформаційних систем і програмної інженерії, кафедра програмної інженерії, група СП-41 // Тернопіль, 2026 // С. ____, рис. – ____, табл. – ____, додат. – ____, бібліогр. – ____.

Ключові слова: EMG-сигнали; EEG-сигнали; машинне навчання; класифікація сигналів; багатошаровий перцептрон.

Кваліфікаційна робота присвячена розробці програмного забезпечення для керування рухами верхньої кінцівки на основі EMG-сигналів із додатковим використанням EEG-сигналів.

У роботі досліджено методи обробки EMG та EEG сигналів, підходи до класифікації рухової активності користувача, сформовано вимоги до програмної системи та обґрунтовано вибір технологій реалізації.

Розроблено програмну систему для обробки біосигналів, класифікації рухів верхньої кінцівки та візуалізації результатів у графічному середовищі. Для класифікації використано багатошаровий перцептрон (MLP), навчений на наборі даних, що містить EMG та EEG сигнали.

Проведено тестування системи та оцінено точність класифікації рухів верхньої кінцівки на основі аналізу біосигналів.

Об'єкт дослідження – процес керування рухами верхньої кінцівки на основі EMG та EEG сигналів.

Предмет дослідження – методи та програмні засоби обробки біосигналів, класифікації рухової активності та моделювання рухів верхньої кінцівки.

Практичним результатом є програмне забезпечення для обробки EMG та EEG сигналів, класифікації рухів верхньої кінцівки та їх подальшої візуалізації у програмному середовищі.

ABSTRACT

Development of software for upper limb movement control based on EMG signals // Bachelor's qualification thesis // Mariia Shehda // Ternopil Ivan Puluj national technical university, faculty of computer information systems and software engineering, department of software engineering, group SP-41 // Ternopil, 2026 // P. ____, fig. – ____, tabl. – ____, annexes – ____, references – ____.

Keywords: EMG signals; EEG signals; machine learning; signal classification; multilayer perceptron; upper limb movement modeling.

The qualification thesis is devoted to the development of software for upper limb movement control based on EMG signals with additional use of EEG signals.

The thesis investigates methods for processing EMG and EEG signals, approaches to classifying user motor activity, defines the requirements for the software system, and substantiates the selection of implementation technologies.

A software system for biosignal processing, upper limb movement classification, and graphical visualization of the obtained results has been developed. A Multilayer Perceptron (MLP) model was used for movement classification and trained on a dataset containing both EMG and EEG signals.

The developed system was tested, and its classification performance for upper limb movements based on biosignal analysis was evaluated.

The object of research is the process of upper limb movement control based on EMG and EEG signals.

The subject of research is methods and software tools for biosignal processing, motor activity classification, and upper limb movement modeling.

The practical result of the thesis is a software system for processing EMG and EEG signals, classifying upper limb movements, and visualizing the obtained results in a software environment.

ЗМІСТ

ВСТУП.....	9
1 АНАЛІЗ ПРЕДМЕТНОЇ ОБЛАСТІ ТА ВИЗНАЧЕННЯ ВИМОГ ДО ПРОГРАМНОЇ СИСТЕМИ.....	12
1.1 Аналіз предметної області керування протезами верхньої кінцівки.....	12
1.2 Аналіз біосигналів та методів їх обробки.....	15
1.3 Аналіз методів машинного навчання для класифікації біосигналів та рухів верхньої кінцівки.....	19
1.4 Аналіз вибраного датасету EEGMMIDB.....	22
1.5 Постановка задачі та формування вимог до системи.....	25
1.6 Визначення акторів та варіантів використання.....	27
1.7 Опис ключових варіантів використання.....	29
1.7.1 Обробка EEG та EMG сигналів.....	29
1.7.2 Класифікація команд руху.....	30
1.7.3 Візуалізація моделі протеза.....	30
1.8 Висновки до розділу 1.....	31
2 ПРОЄКТУВАННЯ ТА РОЗРОБКА ПРОГРАМНОЇ СИСТЕМИ.....	32
2.1 Вибір процесу розробки програмного забезпечення.....	32
2.2 Проєктування архітектури системи.....	33
2.2.1 Загальна структура системи.....	33
2.2.2 Модуль збору та обробки EEG та EMG сигналів.....	35
2.2.3 Модуль класифікації рухів.....	36
2.2.4 Модуль візуалізації протеза.....	38
2.3 Проєктування конвеєра обробки EEG та EMG сигналів.....	39
2.3.1 Попередня обробка сигналів.....	39
2.3.2 Виділення ознак.....	40
2.3.3 Формування вхідних даних для моделі.....	40
2.4 Розробка моделі машинного навчання.....	41
2.4.1 Вибір алгоритму класифікації.....	41
2.4.2 Процес навчання моделі.....	42
2.4.3 Оцінка якості моделі.....	43
2.5 Проєктування логіки керування протезом.....	44
2.5.1 Відображення класів у команди руху.....	44

2.5.2	Модель руху верхньої кінцівки (плече–лікоть–кисть).....	45
2.6	Проектування бази даних.....	46
2.6.1	Структура збереження сигналів.....	47
2.6.2	Збереження результатів класифікації.....	48
2.7	Побудова UML-діаграм.....	49
2.7.1	Діаграма класів.....	49
2.7.2	Діаграма діяльності.....	51
2.7.3	Діаграма послідовностей.....	53
2.8	Вибір технологій та середовища розробки.....	54
2.9	Реалізація програмної системи.....	55
2.10	Розробка інтерфейсу користувача.....	56
2.11	Висновки до розділу 2.....	58
3	ТЕСТУВАННЯ, ВПРОВАДЖЕННЯ ТА ПІДТРИМКА.....	60
3.1	Тестування програмної системи.....	60
3.2	Оцінка ефективності системи.....	61
3.3	Верифікація та впровадження системи.....	62
3.4	Подальший розвиток програмної системи.....	63
3.5	Висновки до розділу 3.....	64
4	ОХОРОНА ПРАЦІ ТА БЕЗПЕКА В НАДЗВИЧАЙНИХ СИТУАЦІЯХ.....	65
4.1	Роль центральної нервової системи в трудовій діяльності людини.....	65
4.2	Інженерно-технічні рішення з охорони праці.....	68
4.3	Виновки до розділу 4.....	71
	ВИСНОВКИ.....	72
	СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ.....	74
	ДОДАТКИ.....	77
	ДОДАТОК А.....	77
	ДОДАТОК Б.....	80
	ДОДАТОК В.....	82

ПЕРЕЛІК СКОРОЧЕНЬ

- EMG – Electromyography (електроміографія)
- EEG – Electroencephalography (електроенцефалографія)
- ML – Machine Learning (машинне навчання)
- AI – Artificial Intelligence (штучний інтелект)
- MLP – Multilayer Perceptron (багатошаровий перцептрон)
- NN – Neural Network (нейронна мережа)
- GUI – Graphical User Interface (графічний інтерфейс користувача)
- CSV – Comma-Separated Values (текстовий формат табличних даних)
- JSON – JavaScript Object Notation (формат обміну даними)
- MNE – MNE-Python (бібліотека для обробки EEG та EMG сигналів)
- EDF – European Data Format (формат зберігання біомедичних сигналів)
- DB – Database (база даних)
- SQL – Structured Query Language (мова структурованих запитів)
- PSD – Power Spectral Density (спектральна густина потужності)
- FFT – Fast Fourier Transform (швидке перетворення Фур'є)
- RMS – Root Mean Square (середньоквадратичне значення)
- CPU – Central Processing Unit (центральний процесор)
- RAM – Random Access Memory (оперативна пам'ять)
- Accuracy – Accuracy Score (точність класифікації)
- Precision – Precision Score (точність позитивних передбачень)
- Recall – Recall Score (повнота класифікації)
- F1-score – Harmonic Mean of Precision and Recall (гармонічне середнє між Precision та Recall)

ВСТУП

Розвиток сучасних інформаційних технологій, методів машинного навчання та біоінженерії сприяв активному розвитку систем взаємодії людини з комп'ютерними пристроями на основі біологічних сигналів. Одним із перспективних напрямів таких досліджень є використання біосигналів людини для визначення її рухових намірів та керування програмними й технічними системами. Особливе значення такі системи мають у задачах керування протезами верхніх кінцівок, реабілітації людей з порушеннями рухових функцій та дослідженнях у сфері біомедичної інженерії.

Одним із найінформативніших джерел даних для аналізу рухової активності людини є електроміографічні сигнали (EMG), які відображають електричну активність м'язів. Додатково можуть використовуватися електроенцефалографічні сигнали (EEG), що містять інформацію про активність головного мозку та дозволяють підвищити точність розпізнавання рухових намірів користувача.

Разом із тим EMG та EEG сигнали характеризуються наявністю шумів, артефактів та складною структурою даних, що ускладнює їх аналіз та інтерпретацію. Для розв'язання цієї проблеми широко застосовуються методи цифрової обробки сигналів та машинного навчання, які дозволяють автоматизувати процес виділення інформативних ознак і класифікації моторних уявлень. Використання таких підходів забезпечує підвищення точності розпізнавання команд та ефективності функціонування нейроінтерфейсних систем.

Актуальність теми кваліфікаційної роботи зумовлена необхідністю створення програмних засобів для автоматизованої обробки EMG-сигналів із додатковим використанням EEG-сигналів та моделювання рухів верхньої кінцівки. Розробка таких систем сприяє розвитку сучасних нейроінтерфейсів, підвищує можливості дослідження взаємодії людини з комп'ютерними системами та створює передумови для подальшого впровадження інтелектуальних засобів керування протезами.

Метою кваліфікаційної роботи є розробка програмного забезпечення для керування рухами верхньої кінцівки на основі EMG-сигналів із додатковим використанням EEG-сигналів та методів машинного навчання.

Для досягнення поставленої мети в роботі передбачено виконання аналізу предметної області систем аналізу біосигналів, EMG та EEG сигналів, дослідження існуючих методів обробки та класифікації моторних уявлень, визначення вимог до програмної системи, проектування її архітектури, реалізацію програмного забезпечення для обробки EMG та EEG сигналів і керування моделлю верхньої кінцівки, а також проведення тестування та оцінювання ефективності розробленого рішення.

Об'єктом дослідження є процес керування рухами верхньої кінцівки на основі EEG-сигналів та моторних уявлень користувача.

Предметом дослідження є методи та програмні засоби обробки EMG та EEG сигналів, виділення ознак і класифікації рухової активності користувача.

Під час виконання кваліфікаційної роботи використано методи системного аналізу, цифрової обробки сигналів, об'єктно-орієнтованого проектування, машинного навчання, статистичного аналізу даних та тестування програмного забезпечення. Для обробки EMG та EEG сигналів застосовано методи фільтрації, сегментації та виділення ознак, а для розпізнавання рухів використано модель багатосарового перцептрона.

Практичне значення одержаних результатів полягає у створенні програмного забезпечення, яке забезпечує автоматизовану обробку EMG та EEG сигналів, класифікацію рухів верхньої кінцівки та їх візуалізацію. Розроблена система може використовуватися у навчальних та наукових дослідженнях у сфері нейроінтерфейсів, біомедичної інженерії та машинного навчання, а також як програмний прототип для подальших досліджень у напрямку керування роботизованими протезами.

1 АНАЛІЗ ПРЕДМЕТНОЇ ОБЛАСТІ ТА ВИЗНАЧЕННЯ ВИМОГ ДО ПРОГРАМНОЇ СИСТЕМИ

У межах даної роботи розглядається програмна система, яка використовує EEG-сигнали для класифікації намірів руху однієї верхньої кінцівки та подальшої візуалізації цих рухів у вигляді моделі протеза. Такий підхід дозволяє створити прототип системи керування без необхідності використання фізичного протеза, що є доцільним для бакалаврської кваліфікаційної роботи [1].

1.1 Аналіз предметної області керування протезами верхньої кінцівки

Керування протезами верхньої кінцівки є складною міждисциплінарною задачею, що поєднує знання з біомеханіки, нейрофізіології, обробки сигналів та програмної інженерії. Сучасні протези вже не обмежуються лише механічними конструкціями, а інтегрують інтелектуальні програмні системи, здатні інтерпретувати сигнали користувача та перетворювати їх у керуючі команди.

Основною метою таких систем є забезпечення максимально природного та інтуїтивного керування протезом. Це означає, що система повинна коректно розпізнавати наміри користувача, навіть якщо ці наміри представлені у вигляді складних та шумних біосигналів. Особливої актуальності набуває використання методів машинного навчання, які дозволяють підвищити точність розпізнавання рухів та адаптувати систему до індивідуальних особливостей користувача.

Верхня кінцівка людини є складною кінематичною системою, яка складається з декількох взаємопов'язаних сегментів: плеча, передпліччя та кисті. Основними суглобами, що забезпечують рух, є плечовий, ліктьовий та променево-зап'ястковий суглоби. Кожен із них виконує окрему функцію у формуванні рухів руки [2].

Плечовий суглоб забезпечує широкий діапазон рухів, включаючи підняття, опускання та обертання руки. Ліктьовий суглоб відповідає за згинання та розгинання передпліччя, що є ключовим для виконання більшості функціональних

дій. Кисть та пальці виконують точні рухи, пов'язані із захопленням, утриманням та маніпуляцією об'єктами.

У контексті розроблюваної програмної системи повна біомеханічна модель руки є надлишковою. Тому використовується спрощена модель, яка складається з трьох сегментів: плече–лікоть, лікоть–кисть та кисть. Така модель дозволяє відобразити основні рухи руки та є достатньою для демонстрації принципів керування протезом (рис. 1.1).

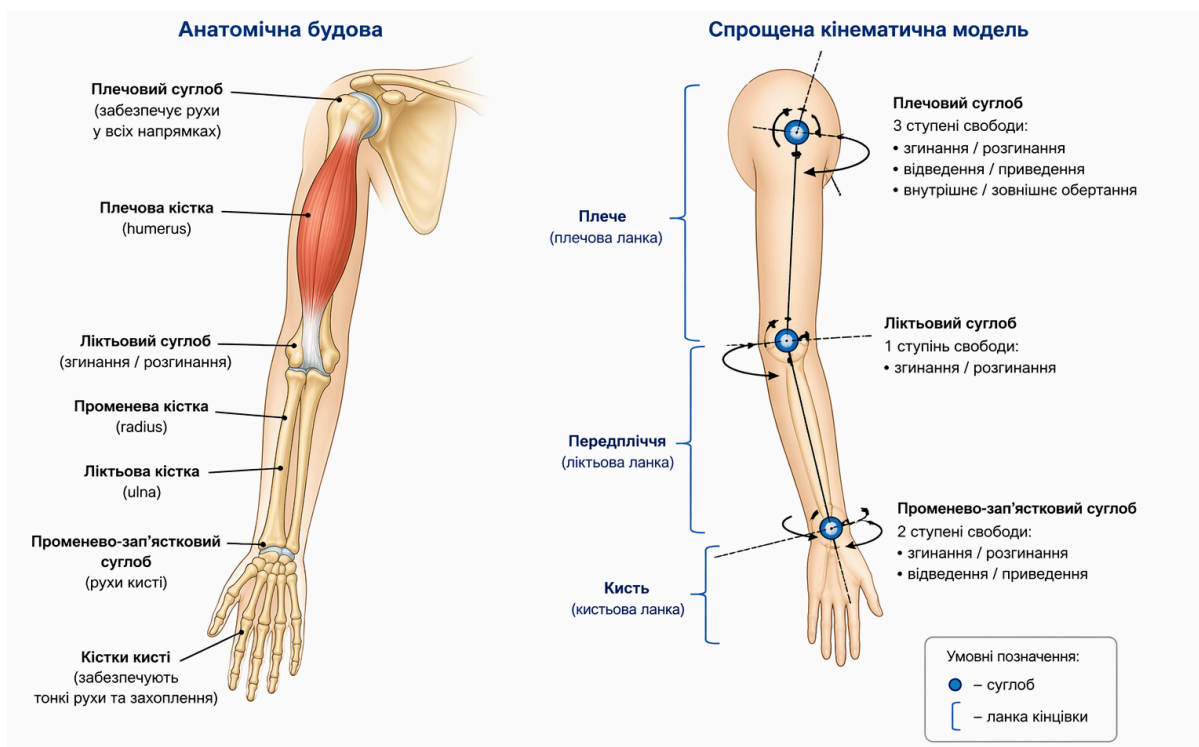


Рисунок 1.1 – Схема біомеханічної будови верхньої кінцівки

Сучасні протези верхньої кінцівки можна поділити на декілька типів залежно від способу керування: механічні, міоелектричні та інтелектуальні протези. Найбільш перспективними є міоелектричні та інтелектуальні системи, які використовують біосигнали для визначення намірів користувача [3].

У міоелектричних протезах керування здійснюється на основі електричної активності м'язів (EMG-сигналів). Датчики, розташовані на поверхні шкіри, зчитують сигнали скорочення м'язів, які потім обробляються та перетворюються у

команди для протеза. Такий підхід забезпечує достатньо високу точність, але потребує наявності функціональних м'язів.

Іншим напрямком є використання сигналів мозку (EEG), що дозволяє реалізувати керування навіть у випадках, коли м'язова активність відсутня або обмежена. У цьому випадку система аналізує електричну активність мозку та визначає наміри руху, які виникають у користувача [4].

У даній роботі використовується підхід, заснований на класифікації EEG-сигналів. Керування протезом реалізується через визначення дискретних команд, що відповідають базовим рухам верхньої кінцівки. Це дозволяє спростити систему та зосередитися на точності розпізнавання намірів (рис. 1.2).

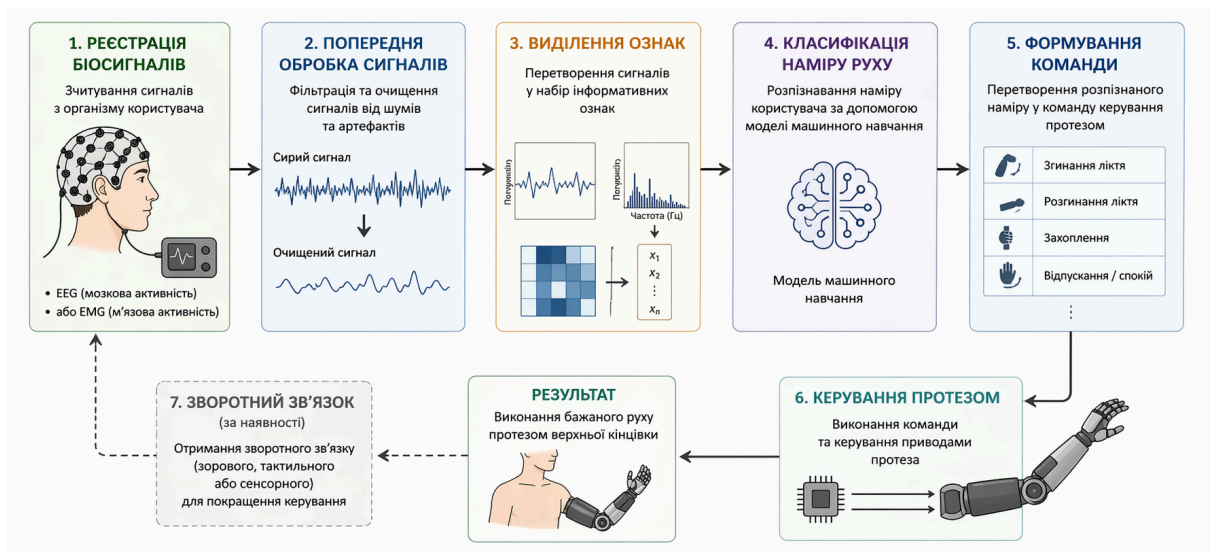


Рисунок 1.2 – Загальна схема керування протезом на основі біосигналів

Біосигнали є основним джерелом інформації про наміри користувача у системах керування протезами. Найбільш поширеними типами сигналів є електроміографічні (EMG) та електроенцефалографічні (EEG) сигнали.

EMG-сигнали формуються внаслідок електричної активності м'язів під час їх скорочення. Вони мають відносно високу амплітуду та чітку локалізацію, що спрощує їх обробку та інтерпретацію. Саме тому EMG широко використовується у практичних системах керування протезами.

EEG-сигнали, у свою чергу, відображають електричну активність мозку. Вони є більш складними для обробки через низьку амплітуду, високий рівень шуму та складну структуру. Однак EEG має важливу перевагу — можливість визначення намірів руху ще до їх фізичної реалізації. Це робить EEG перспективним для створення інтелектуальних систем керування (рис. 1.3).

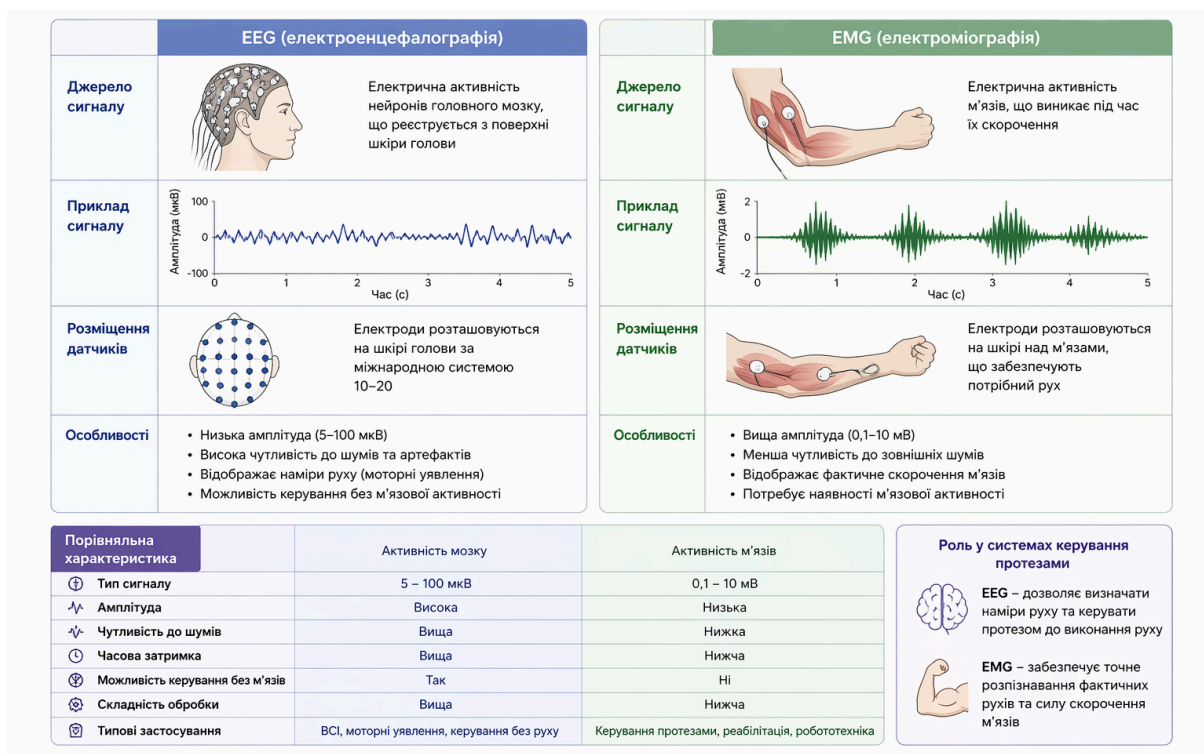


Рисунок 1.3 – Порівняння EEG та EMG сигналів у системах керування

У межах цієї роботи використовується саме EEG-підхід, що дозволяє побудувати програмну систему, яка класифікує моторні уявлення рухів верхньої кінцівки та перетворює їх у команди керування віртуальною моделлю протеза. Таким чином, система виступає як прототип інтерфейсу «мозок–комп'ютер» для задач керування протезами.

1.2 Аналіз біосигналів та методів їх обробки

У задачах керування рухами верхньої кінцівки важливу роль відіграють як електроенцефалографічні (EEG), так і електроміографічні (EMG) сигнали.

EEG-сигнали відображають активність головного мозку та дозволяють визначати моторні наміри користувача, тоді як EMG-сигнали характеризують активність м'язів під час виконання рухів. Поєднання цих типів сигналів відкриває можливість створення більш ефективних систем керування протезами та біонічними пристроями [5].

EEG-сигнали характеризуються низькою амплітудою, високим рівнем шуму та значною варіативністю між різними користувачами. Це ускладнює їх аналіз і потребує застосування спеціалізованих методів обробки. Для ефективного використання EEG у програмних системах необхідно реалізувати послідовний конвеєр обробки, що включає етапи реєстрації сигналів, попередньої обробки, виділення ознак та класифікації.

У контексті даної роботи EEG-сигнали використовуються для визначення моторних уявлень рухів однієї верхньої кінцівки. Отримані результати класифікації можуть бути використані для формування команд, що відповідають характерним патернам EMG-сигналів м'язів верхньої кінцівки. Таким чином, EEG-сигнали використовуються для прогнозування намірів руху, а EMG-сигнали розглядаються як фізіологічне відображення реалізації цих рухів.

EEG-сигнали виникають у результаті сумарної електричної активності нейронів кори головного мозку. Вони реєструються за допомогою електродів, розташованих на поверхні шкіри голови відповідно до стандартної системи розміщення (наприклад, система 10–20). Сигнали мають амплітуду порядку кількох мікрвольт та відображають різні функціональні стани мозку.

EEG-сигнали поділяються на частотні діапазони, кожен з яких пов'язаний із певними когнітивними або моторними процесами. У задачах моторних уявлень особливу роль відіграють μ -ритм (8–13 Гц) та β -ритм (13–30 Гц), зміни яких дозволяють визначити наміри руху [6].

Процес реєстрації EEG-сигналів має низку особливостей. Сигнали можуть спотворюватися через артефакти, викликані рухами очей, м'язовою активністю або зовнішніми електромагнітними впливами. Крім того, якість сигналів залежить

від правильного розташування електродів та умов проведення експериментальних робіт (рис.1.4).

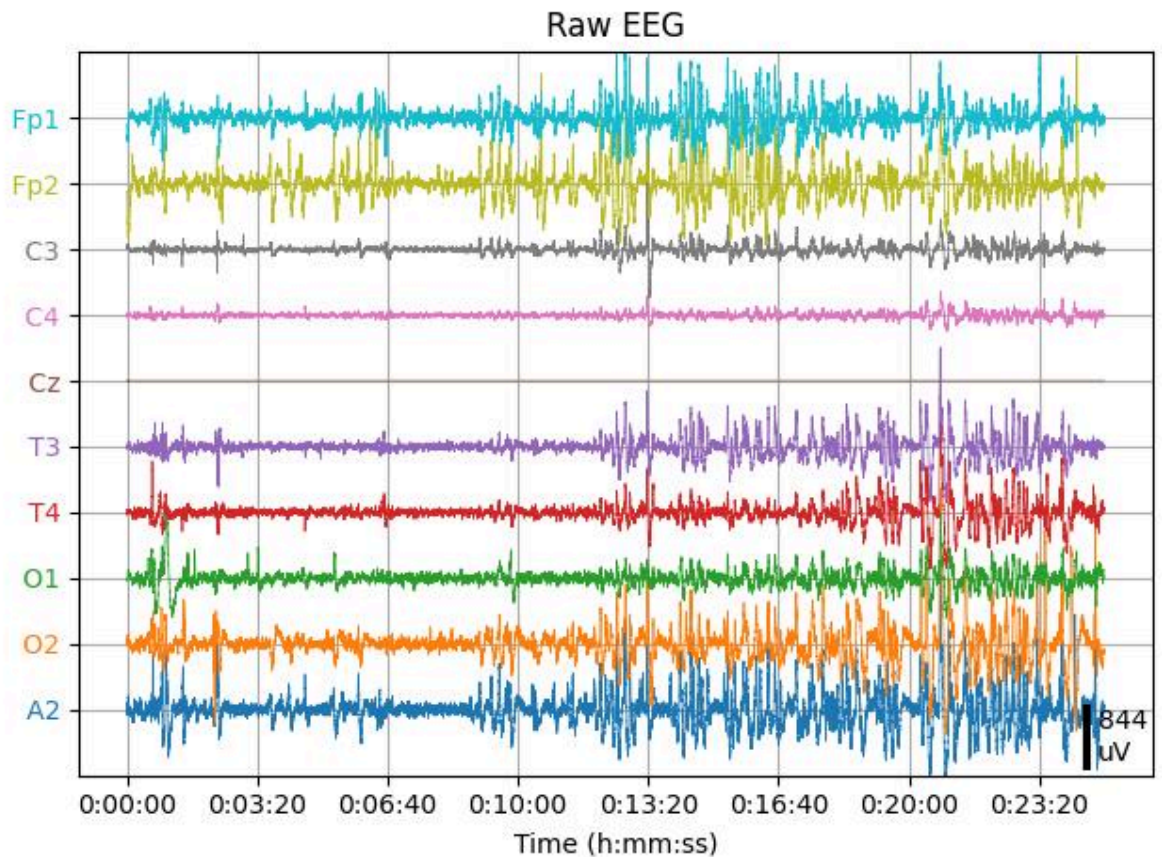


Рисунок 1.4 – Вигляд EEG сигналів [7]

У сучасних системах керування протезами часто використовуються гібридні підходи, які поєднують EEG та EMG сигнали. EEG дозволяє визначити намір виконання руху ще до його реалізації, тоді як EMG забезпечує додаткову інформацію про активність м'язів. Це дозволяє підвищити точність розпізнавання рухів та надійність роботи системи керування.

Попередня обробка EEG-сигналів є необхідним етапом, який забезпечує підвищення якості даних та зменшення впливу шумів і артефактів. Оскільки сирі EEG-сигнали містять значну кількість небажаних компонентів, їх очищення є критично важливим перед подальшим аналізом [8].

Основні задачі попередньої обробки включають фільтрацію сигналів, видалення артефактів, нормалізацію та сегментацію. Застосування цих методів

дозволяє виділити інформативні компоненти сигналу, пов'язані з моторною активністю.

Основні методи попередньої обробки наведено нижче:

- смугова фільтрація (наприклад, 8–30 Гц для виділення моторних ритмів);
- видалення артефактів (ІСА, фільтрація моргань та м'язових шумів);
- нормалізація сигналів;
- сегментація сигналу на часові вікна;
- усереднення або згладжування.

Для більш системного представлення методів попередньої обробки наведемо узагальнену таблицю 1.1.

Таблиця 1.2 - Характеристик класичних методів машинного навчання

Метод	Призначення
Смугова фільтрація	Виділення корисного частотного діапазону
ICA (Independent Component Analysis)	Видалення артефактів
Нормалізація	Приведення сигналу до єдиного масштабу
Сегментація	Розбиття сигналу на інформативні відрізки
Згладжування	Зменшення шумів

Аналогічні методи попередньої обробки можуть застосовуватися і до EMG-сигналів, зокрема фільтрація, нормалізація та сегментація, що дозволяє використовувати єдиний підхід до аналізу біосигналів у системах керування рухами верхньої кінцівки.

Після попередньої обробки EEG-сигналів необхідно виділити ознаки, які можуть бути використані для класифікації моторних уявлень. Виділення ознак є ключовим етапом, оскільки саме від якості ознак залежить ефективність роботи моделі машинного навчання.

Ознаки можуть бути отримані як у часовій, так і у частотній області, а також за допомогою просторових перетворень. У задачах класифікації рухів верхньої кінцівки часто використовуються методи, що враховують як частотні характеристики сигналу, так і просторову структуру розподілу активності мозку.

Основні підходи до виділення ознак:

- часові ознаки (середнє значення, дисперсія, енергія сигналу);
- частотні ознаки (спектральна щільність потужності, FFT);
- просторові методи (Common Spatial Patterns – CSP);
- часово-частотні методи (Wavelet Transform);
- комбіновані ознаки.

Узагальнюючи наведені підходи, можна зробити висновок, що ефективність класифікації EEG-сигналів у значній мірі залежить від правильного вибору та комбінування ознак. Жоден окремий метод не забезпечує повного опису сигналу, тому на практиці доцільно використовувати поєднання часових, частотних і просторових характеристик. Особливо важливими у задачах моторних уявлень є методи, що дозволяють враховувати як зміни у спектральних діапазонах, так і просторовий розподіл активності мозку. Таким чином, етап виділення ознак виступає критичним елементом у побудові надійної системи класифікації та безпосередньо впливає на точність і стабільність роботи всієї програмної системи керування протезом.

Таким чином, аналіз EEG-сигналів дозволяє визначати моторні наміри користувача та формувати команди керування рухами верхньої кінцівки. У поєднанні з EMG-сигналами такі підходи можуть бути використані для побудови перспективних систем керування протезами, що забезпечують більш точне відтворення рухів та підвищення ефективності взаємодії людини з технічними засобами.

1.3 Аналіз методів машинного навчання для класифікації біосигналів та рухів верхньої кінцівки

Класифікація біосигналів є ключовим етапом у побудові систем керування протезами верхньої кінцівки. Найчастіше для цього використовуються EEG- та EMG-сигнали, які містять інформацію про моторні наміри користувача та активність м'язів під час виконання рухів. Основною задачею є визначення наміру

користувача на основі оброблених сигналів та виділених ознак. Через складну природу біосигналів, що характеризуються шумом, варіативністю та низьким відношенням сигнал/шум, вибір методу машинного навчання має вирішальне значення для досягнення високої точності класифікації.

У сучасних дослідженнях застосовуються як класичні алгоритми машинного навчання, так і методи глибокого навчання. Класичні підходи зазвичай базуються на попередньо виділених ознаках, тоді як нейронні мережі можуть автоматично виявляти складні залежності у даних [9].

У системах керування рухами верхньої кінцівки EEG-сигнали дозволяють визначати намір виконання руху, тоді як EMG-сигнали характеризують безпосередню активність м'язів. Тому методи машинного навчання повинні забезпечувати ефективну обробку обох типів сигналів та коректне розпізнавання відповідних рухових патернів.

Класичні методи машинного навчання широко використовуються для класифікації EEG- та EMG-сигналів завдяки своїй простоті, інтерпретованості та відносно низьким вимогам до обчислювальних ресурсів.

Метод опорних векторів (SVM) є одним із найпопулярніших підходів у задачах класифікації EEG. Його основна ідея полягає у побудові оптимальної гіперплощини, яка розділяє дані різних класів у просторі ознак. Завдяки використанню ядерних функцій SVM здатний працювати з нелінійними залежностями.

Метод k-найближчих сусідів (KNN) базується на принципі схожості об'єктів. Класифікація нового зразка здійснюється на основі класів найближчих до нього сусідів у просторі ознак. Незважаючи на простоту, цей метод може бути ефективним, але чутливий до вибору метрики відстані та кількості сусідів [10].

Випадковий ліс (Random Forest) є ансамблевим методом, що складається з множини дерев рішень. Він дозволяє зменшити ризик перенавчання та забезпечує стабільні результати навіть на складних даних. Цей метод добре працює з різними типами ознак і є менш чутливим до шуму. Для узагальнення характеристик класичних методів наведемо таблицю 1.2.

Таблиця 1.2 - Характеристик класичних методів машинного навчання

Метод	Переваги	Недоліки
SVM	Висока точність, робота з нелінійними даними	Чутливість до параметрів
KNN	Простота реалізації	Висока обчислювальна складність при прогнозі
Random Forest	Стійкість до шуму, висока стабільність	Великий розмір моделі

Методи глибокого навчання останніми роками активно застосовуються для аналізу EEG- та EMG-сигналів, оскільки дозволяють автоматично виділяти складні закономірності у біомедичних даних. Їх основною перевагою є здатність автоматично виділяти ознаки без необхідності ручного інжинірингу.

Штучні нейронні мережі дозволяють моделювати складні нелінійні залежності у даних. У задачах класифікації EEG використовуються різні архітектури, серед яких багат шарові перцептрони (MLP), згорткові нейронні мережі (CNN) та рекурентні мережі (RNN).

Згорткові нейронні мережі ефективно працюють із просторово-структурованими даними та дозволяють враховувати локальні залежності між каналами EEG. Рекурентні мережі, у свою чергу, здатні враховувати часову структуру сигналів, що є важливим для аналізу динамічних процесів.

Також сучасні підходи включають використання трансформерів, які дозволяють моделювати довготривалі залежності у часових рядах. Це відкриває нові можливості для підвищення точності класифікації (табл. 1.3).

Таблиця 1.3 - Характеристик класичних методів машинного навчання

Метод	Особливості
MLP	Простота, базова нейронна модель
CNN	Виділення просторових ознак
RNN	Обробка часових залежностей
Transformer	Моделювання довгих залежностей

У задачах класифікації EEG-сигналів вибір підходу залежить від доступних ресурсів, обсягу даних та вимог до точності. Для прототипів програмних систем

доцільно використовувати класичні методи або прості нейронні мережі, тоді як для більш складних систем можуть застосовуватися глибокі архітектури [11].

Таким чином, для розроблюваної програмної системи доцільно обрати підхід, який забезпечує баланс між точністю, складністю реалізації та обчислювальними витратами. Використання методів машинного навчання дозволяє ефективно класифікувати EEG та EMG сигнали, формувати команди керування рухами верхньої кінцівки та створювати основу для подальшого розвитку інтелектуальних систем керування протезами.

1.4 Аналіз вибраного датасету EEGMMIDB

Для реалізації програмної системи класифікації біосигналів було обрано датасет EEG-EMG Motor Movement/Imagery Dataset (EEG-EMG-MMIDB), який містить синхронізовані записи електроенцефалографічних (EEG) та електроміографічних (EMG) сигналів. Даний набір даних використовується для дослідження взаємозв'язку між моторними намірами користувача та активністю м'язів верхньої кінцівки, що робить його релевантним для задач керування протезами та біонічними системами.

Датасет містить записи отриманих від 109 випробовуваних. Дані були зібрані під час виконання завдань, пов'язаних як із реальними рухами, так і з моторними уявленнями.

Основні характеристики датасету:

- кількість каналів EEG: 64 канали;
- EMG-сигнали м'язової активності верхньої кінцівки
- система розміщення електродів: міжнародна система 10–10;
- частота дискретизації: 160 Гц;
- тип сигналів: сирі EEG-сигнали (raw data);
- формат даних: EDF (European Data Format);
- кількість сесій на одного користувача: 14 експериментальних записів.

Записи охоплюють як базові стани (відпочинок), так і виконання або уявлення рухів. Кожен експеримент містить кілька повторів одного й того ж завдання, що дозволяє формувати навчальні вибірки для задач класифікації [12].

У датасеті представлено декілька типів завдань, які можна згрупувати за типом активності:

1. Стан спокою:
 - відкриті очі;
 - закриті очі.
2. Реальні рухи (motor execution):
 - стискання лівої кисті;
 - стискання правої кисті;
 - рухи обох рук;
 - рухи обох ніг.
3. Моторні уявлення (motor imagery):
 - уявлення руху лівої кисті;
 - уявлення руху правої кисті;
 - уявлення руху обох рук;
 - уявлення руху обох ніг.

Особливістю датасету є наявність одночасно записаних EEG та EMG сигналів. EEG використовується для аналізу моторних намірів користувача, тоді як EMG відображає фактичну активність м'язів під час виконання або уявлення руху. Це дозволяє досліджувати залежність між мозковою активністю та подальшим формуванням рухових команд.

Для задачі даної роботи використовується підмножина даних, що відповідає моторним уявленням рухів верхньої кінцівки. Це дозволяє сформувати набір класів для класифікації команд керування протезом. Типове розбиття класів у рамках роботи представлено в таблиці 1.4.

Таке представлення дозволяє сформувати багатокласову задачу класифікації, що безпосередньо використовується для генерації команд керування.

Таблиця 1.4 - Класи для роботи

Клас	Опис
1	Уявлення руху правої руки
2	Уявлення руху лівої руки
3	Уявлення руху обох рук
4	Стан спокою

Дані зберігаються у форматі EDF, який є стандартом для зберігання біомедичних сигналів. Кожен файл містить багатоканальні часові ряди та службову інформацію.

Структура одного запису:

- сигнали з 64 каналів EEG;
- часові мітки;
- анотації подій (event markers);
- інформація про експеримент.

Основні компоненти даних:

1. Сигнали (signals). Матриця розміром: “кількість каналів” × “кількість відліків”, $(64 \times N)$;
2. Часова шкала. Формується відповідно до частоти дискретизації 160 Гц;
3. Події (events / annotations). Позначають початок і кінець виконання завдань; Використовуються для сегментації сигналів;
4. Метадані:
 - ідентифікатор суб'єкта;
 - номер експерименту;
 - параметри запису.
5. EMG signals:
 - масив сигналів м'язової активності верхньої кінцівки;

Приклад структури даних після завантаження показано в таблиці 1.5. Для подальшої обробки дані проходять етап сегментації, під час якого виділяються часові вікна, що відповідають конкретним моторним уявленням. Саме ці сегменти використовуються як вхід для алгоритмів машинного навчання.

Таблиця 1.5 - Структури даних

Компонент	Опис
signals	масив EEG-сигналів
fs	частота дискретизації (160 Гц)
channels	список каналів
events	часові мітки подій

Таким чином, датасет EEG-EMG-MMIDB забезпечує достатній обсяг та якість даних для побудови системи класифікації біосигналів і дозволяє реалізувати повний конвеєр обробки — від аналізу моторних намірів за EEG-сигналами до формування команд керування, пов'язаних із відповідною EMG-активністю м'язів верхньої кінцівки. Використання обох типів сигналів дозволяє підвищити інформативність моделі та створює основу для побудови інтелектуальних систем керування протезами.

1.5 Постановка задачі та формування вимог до системи

У межах даної роботи розглядається задача розробки програмної системи, що забезпечує аналіз та класифікацію EEG та EMG сигналів з подальшим перетворенням отриманих результатів у команди керування віртуальною моделлю протеза верхньої кінцівки. Система повинна реалізовувати повний цикл обробки біосигналів: від отримання та попередньої обробки даних до відображення результату у вигляді руху моделі верхньої кінцівки [13].

Основною особливістю задачі є використання біосигналів, які характеризують як моторні наміри користувача (EEG), так і активність м'язів під час виконання рухів (EMG). Це накладає вимоги до точності класифікації, стійкості до шумів, швидкодії системи та коректної інтерпретації отриманих сигналів.

Метою роботи є розробка програмної системи для аналізу та класифікації EEG та EMG сигналів, що відповідають рухам верхньої кінцівки, та їх використання для керування візуальною моделлю протеза.

Для досягнення поставленої мети необхідно вирішити такі задачі:

- проаналізувати предметну область та існуючі підходи до керування протезами;
- дослідити властивості EEG та EMG сигналів і методи їх обробки;
- обрати та проаналізувати набір даних EEG-EMG-MMIDB;
- реалізувати конвеєр обробки сигналів (фільтрація, сегментація, виділення ознак);
- обрати та реалізувати метод машинного навчання для класифікації;
- розробити механізм відображення результатів класифікації у команди керування;
- створити візуальну модель руху верхньої кінцівки;
- оцінити ефективність роботи системи.

Функціональні вимоги визначають основні можливості, які повинна забезпечувати система.

Система повинна:

- забезпечувати завантаження EEG та EMG даних з датасету EEG-EMG-MMIDB;
- виконувати попередню обробку EEG та EMG сигналів;
- здійснювати виділення інформативних ознак;
- виконувати класифікацію рухів та моторних намірів користувача;
- формувати дискретні команди керування на основі результатів класифікації;
- відображати рухи віртуальної моделі верхньої кінцівки (плече, лікоть, кисть);
- забезпечувати взаємодію між модулями системи (pipeline обробки);
- зберігати результати класифікації для подальшого аналізу.

Нефункціональні вимоги визначають якісні характеристики системи та обмеження на її роботу.

Система повинна відповідати таким вимогам:

- Точність: система повинна забезпечувати достатній рівень точності класифікації моторних уявлень (не менше 70–80%), що є прийнятним для задач класифікації біосигналів верхньої кінцівки;
- Затримка (латентність): час обробки сигналу та формування команди повинен бути мінімальним, щоб забезпечити наближене до реального часу відображення (до 1 секунди);
- Стабільність: система повинна демонструвати стійкі результати при роботі з шумними сигналами та різними сегментами даних;
- Масштабованість: можливість розширення системи для роботи з іншими типами сигналів або більш складними моделями;
- Модульність: система повинна бути побудована у вигляді незалежних модулів (обробка, класифікація, візуалізація);
- Відтворюваність результатів: результати класифікації повинні бути стабільними при повторних запусках за однакових умов;
- Простота використання: інтерфейс системи повинен бути зрозумілим та наочним для демонстрації роботи.

Таким чином, сформовані вимоги визначають основу для подальшого проектування програмної системи та вибору відповідних методів обробки і класифікації EEG та EMG сигналів для задач керування рухами верхньої кінцівки..

1.6 Визначення акторів та варіантів використання

У програмній системі класифікації EEG та EMG сигналів і керування моделлю протеза визначаються зовнішні сутності, які взаємодіють із системою, а також варіанти використання, що описують функціональні сценарії роботи. Актори відображають джерела впливу на систему або отримувачів результатів її роботи.

У системі виділяються такі актори:

- Користувач — особа, яка взаємодіє із системою, ініціює обробку біосигналів та отримує результат у вигляді візуалізації рухів протеза;

- Джерело даних (EEG-EMG-MMIDB) — зовнішнє сховище даних, з якого система отримує EEG та EMG сигнали для обробки;
- Модель машинного навчання — логічний актор, що виконує класифікацію біосигналів та формує команди керування (частина системи);
- Модуль візуалізації — компонент, що відображає результати класифікації у вигляді рухів моделі верхньої кінцівки (частина системи).

Виділені актори визначають структуру взаємодії в системі та використовуються для подальшого формування варіантів використання (рис. 1.5).

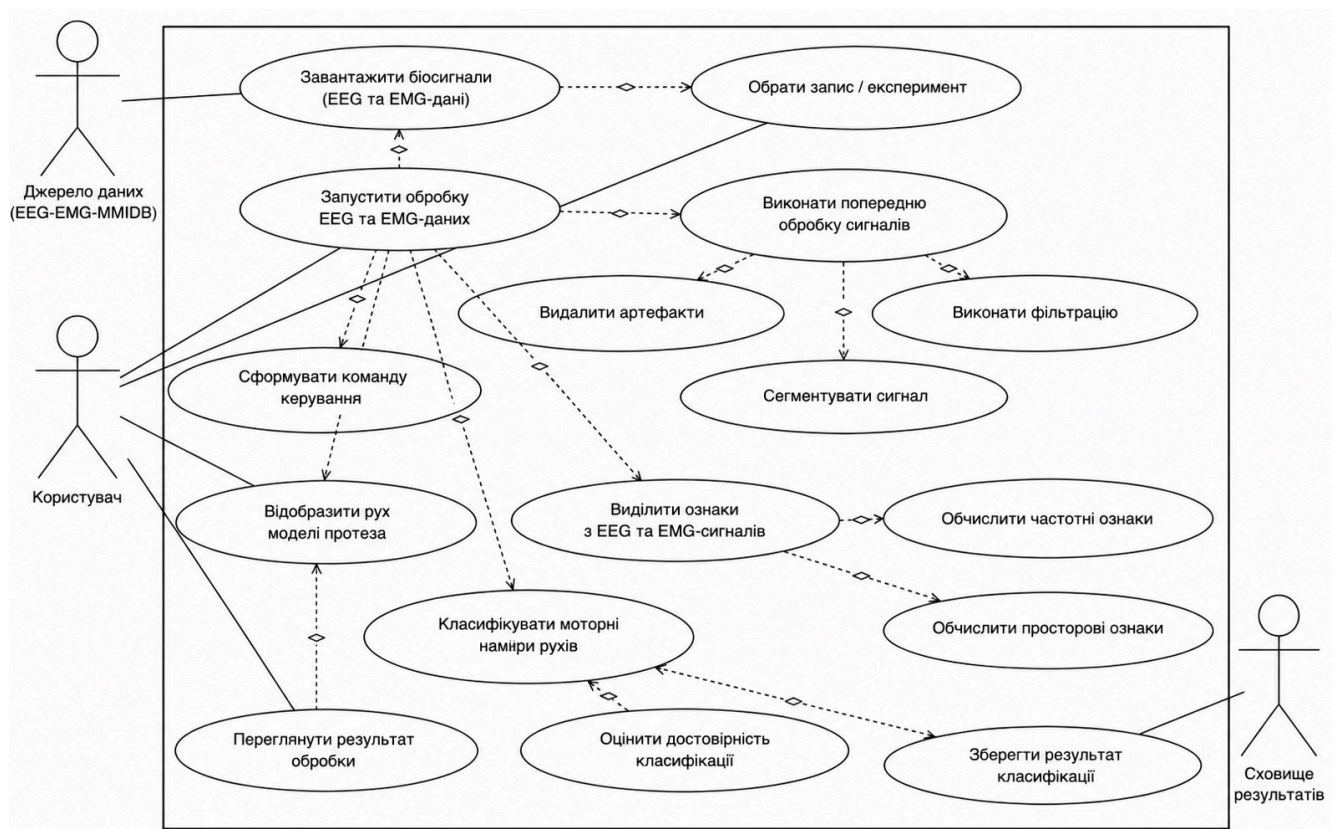


Рисунок 1.5 – Діаграма варіантів використання програмної системи класифікації EEG та EMG сигналів для керування моделлю протеза верхньої кінцівки

Діаграма варіантів використання відображає основні сценарії взаємодії користувача з програмною системою класифікації EEG та EMG сигналів для керування моделлю протеза верхньої кінцівки. На діаграмі представлено повний функціональний конвеєр системи, який включає завантаження біосигналів, їх

попередню обробку, виділення ознак, класифікацію рухових намірів та формування керуючих команд із подальшою візуалізацією рухів моделі протеза. Також відображено допоміжні процеси, такі як видалення артефактів, фільтрація, сегментація сигналів, оцінка достовірності класифікації та збереження результатів.

Структура діаграми демонструє взаємозв'язки між основними та допоміжними варіантами використання, зокрема через відношення `include` та `extend`, що дозволяє формалізувати послідовність виконання обробки біосигналів і розширюваність системи. Основним сценарієм є запуск обробки даних, який об'єднує всі ключові етапи конвеєра. У наступному підрозділі буде детально розглянуто окремі варіанти використання, їх внутрішню логіку та послідовність виконання.

1.7 Опис ключових варіантів використання

У даному підрозділі наведено детальний опис ключових варіантів використання програмної системи, які реалізують основний функціональний сценарій обробки EEG та EMG сигналів і керування моделлю протеза верхньої кінцівки. Кожен варіант використання відповідає окремому етапу конвеєра обробки біосигналів та визначає послідовність дій, що виконуються в системі.

1.7.1 Обробка EEG та EMG сигналів.

Даний варіант використання описує процес підготовки біосигналів до подальшого аналізу та класифікації. Обробка сигналів є початковим етапом роботи системи та включає завантаження даних, їх очищення та сегментацію.

На першому етапі здійснюється завантаження EEG та EMG записів із датасету EEG-EMG-MMIDB та вибір відповідного експерименту. Далі сигнали проходять попередню обробку, яка включає фільтрацію для виділення корисного частотного діапазону, видалення артефактів, пов'язаних із рухами або зовнішніми шумами, а також нормалізацію [14, 15].

Після цього виконується сегментація сигналів на окремі часові інтервали, що відповідають різним станам або моторним уявленням. Результатом цього варіанту використання є підготовлені сегменти EEG та EMG сигналів, придатні для подальшого виділення ознак.

1.7.2 Класифікація команд руху.

Й варіант використання описує процес визначення наміру руху користувача на основі оброблених біосигналів. Він включає етапи виділення ознак та застосування моделі машинного навчання.

Спочатку для кожного сегмента сигналу обчислюються інформативні ознаки, які можуть включати частотні, часові та просторові характеристики. Отримані ознаки формують вектор, що подається на вхід класифікаційної моделі.

На основі цього вектора модель визначає клас руху або моторного наміру, який відповідає певному руху верхньої кінцівки. При цьому EEG сигнали використовуються для аналізу моторних намірів користувача, а EMG сигнали дозволяють враховувати активність м'язів під час виконання руху. Після цього результат класифікації перетворюється у дискретну команду керування, наприклад згинання або розгинання [16].

Додатково може виконуватися оцінка достовірності класифікації, що дозволяє підвищити надійність роботи системи.

1.7.3 Візуалізація моделі протеза.

Даний варіант використання описує процес відображення результатів класифікації у вигляді руху моделі протеза верхньої кінцівки. Він є завершальним етапом роботи системи та забезпечує наочну інтерпретацію результатів.

Після формування команди керування система передає її до модуля візуалізації, який реалізує відповідний рух моделі. Візуалізація базується на спрощеній кінематичній моделі, що включає три основні сегменти: плече, передпліччя та кисть.

Залежно від отриманої команди змінюється положення відповідних сегментів, що дозволяє відобразити рух, наприклад згинання руки або рух кисті. Користувач має можливість спостерігати результат у реальному часі, що забезпечує зворотний зв'язок та підвищує зрозумілість роботи системи.

Таким чином, візуалізація виступає ключовим елементом інтерфейсу системи, що поєднує результати класифікації EEG та EMG сигналів з їх практичним застосуванням у задачі керування протезом верхньої кінцівки.

1.8 Висновки до розділу 1

У першому розділі виконано аналіз предметної області керування протезами верхньої кінцівки на основі біосигналів та розглянуто особливості використання EEG і EMG сигналів у таких системах. Проаналізовано методи попередньої обробки сигналів, підходи до виділення ознак і сучасні алгоритми машинного навчання для задач класифікації рухових намірів та рухів верхньої кінцівки. Окрему увагу приділено дослідженню обраного набору даних як джерела експериментальних даних для побудови та перевірки моделі.

За результатами аналізу сформульовано мету роботи, основні задачі розробки та функціональні вимоги до програмної системи. Визначено ключових акторів системи, сценарії використання та логіку взаємодії користувача з програмним забезпеченням. Це створило основу для подальшого етапу проектування архітектури та реалізації основних програмних модулів.

Проведений аналіз підтвердив доцільність використання методів машинного навчання для інтерпретації біосигналів та показав перспективність створення програмної системи керування моделлю протеза верхньої кінцівки на основі EEG та EMG сигналів. Отримані результати можуть бути використані як основа для подальшого розвитку інтелектуальних систем керування протезами та біомедичних інформаційних технологій.

2 ПРОЄКТУВАННЯ ТА РОЗРОБКА ПРОГРАМНОЇ СИСТЕМИ

На основі результатів аналізу предметної області, дослідження EEG та EMG сигналів і сформованих вимог до програмної системи виконується етап її проєктування та розробки. На цьому етапі визначаються технології та програмні засоби реалізації, проєктується архітектура системи, структура зберігання даних і механізми взаємодії між окремими програмними компонентами. Особлива увага приділяється реалізації конвеєра обробки біосигналів, який включає попередню обробку даних, виділення ознак, класифікацію рухових намірів та формування команд керування рухами верхньої кінцівки.

У даному розділі обґрунтовано вибір технологічного стеку та програмних бібліотек, розроблено архітектуру програмної системи, спроектовано структуру бази даних та описано процес реалізації основних функціональних модулів. Також розглянуто особливості побудови моделі машинного навчання, реалізації програмного інтерфейсу користувача та механізми взаємодії між компонентами системи. Отримані результати є основою для подальшого тестування, оцінювання ефективності та практичного використання розробленого програмного забезпечення.

2.1 Вибір процесу розробки програмного забезпечення

Для розробки програмної системи обрано ітераційний процес розробки, який передбачає поетапну реалізацію функціоналу з можливістю поступового вдосконалення системи. Такий підхід дозволяє спочатку реалізувати базову версію системи (обробка та класифікація EEG і EMG сигналів), а надалі розширювати її функціональні можливості (візуалізація, оцінка якості, оптимізація моделей).

Ітераційний підхід є доцільним для задач, пов'язаних із машинним навчанням та аналізом біосигналів, оскільки результати роботи моделі можуть змінюватися залежно від параметрів, методів обробки сигналів та вибору ознак.

Це дозволяє проводити експерименти та поступово покращувати точність системи без повної перебудови архітектури [17].

Обрана ітераційна методологія розробки забезпечує гнучкість у процесі створення системи та можливість швидкого внесення змін. У задачах класифікації біосигналів складно наперед визначити оптимальні параметри моделі та структуру обробки даних, тому необхідний підхід, який підтримує експериментування.

Основні причини вибору:

- можливість поетапної реалізації системи;
- підтримка експериментів із моделями та ознаками;
- спрощення тестування окремих модулів;
- зменшення ризиків при зміні архітектури;
- можливість швидкого вдосконалення якості класифікації.

Таким чином, ітераційний процес розробки є найбільш придатним для створення програмної системи класифікації EEG та EMG сигналів, оскільки забезпечує баланс між структурованістю розробки та гнучкістю у прийнятті рішень.

2.2 Проектування архітектури системи

Програмна система побудована за модульним принципом та реалізує послідовний конвеєр обробки EEG та EMG сигналів. Архітектура включає окремі компоненти, кожен з яких відповідає за конкретний етап обробки даних: завантаження, попередню обробку, виділення ознак, класифікацію та візуалізацію результатів.

2.2.1 Загальна структура системи

Програмна система побудована за модульним принципом та реалізує послідовний конвеєр обробки EEG-сигналів. Архітектура включає окремі компоненти, кожен з яких відповідає за конкретний етап обробки даних: завантаження, попередню обробку, виділення ознак, класифікацію та візуалізацію

результатів.

На першому етапі система отримує EEG та EMG дані з датасету EEG-EMG-MMIDB. Далі виконується попередня обробка сигналів, що включає фільтрацію, видалення артефактів та сегментацію. Після цього формується набір ознак, який передається до модуля класифікації. Модель машинного навчання визначає клас моторного уявлення та формує відповідну команду керування [18].

Отримана команда передається до модуля візуалізації, який відображає рух моделі протеза верхньої кінцівки. Всі модулі взаємодіють між собою через чітко визначені інтерфейси, що забезпечує гнучкість системи та можливість її подальшого розширення (рис. 2.1).

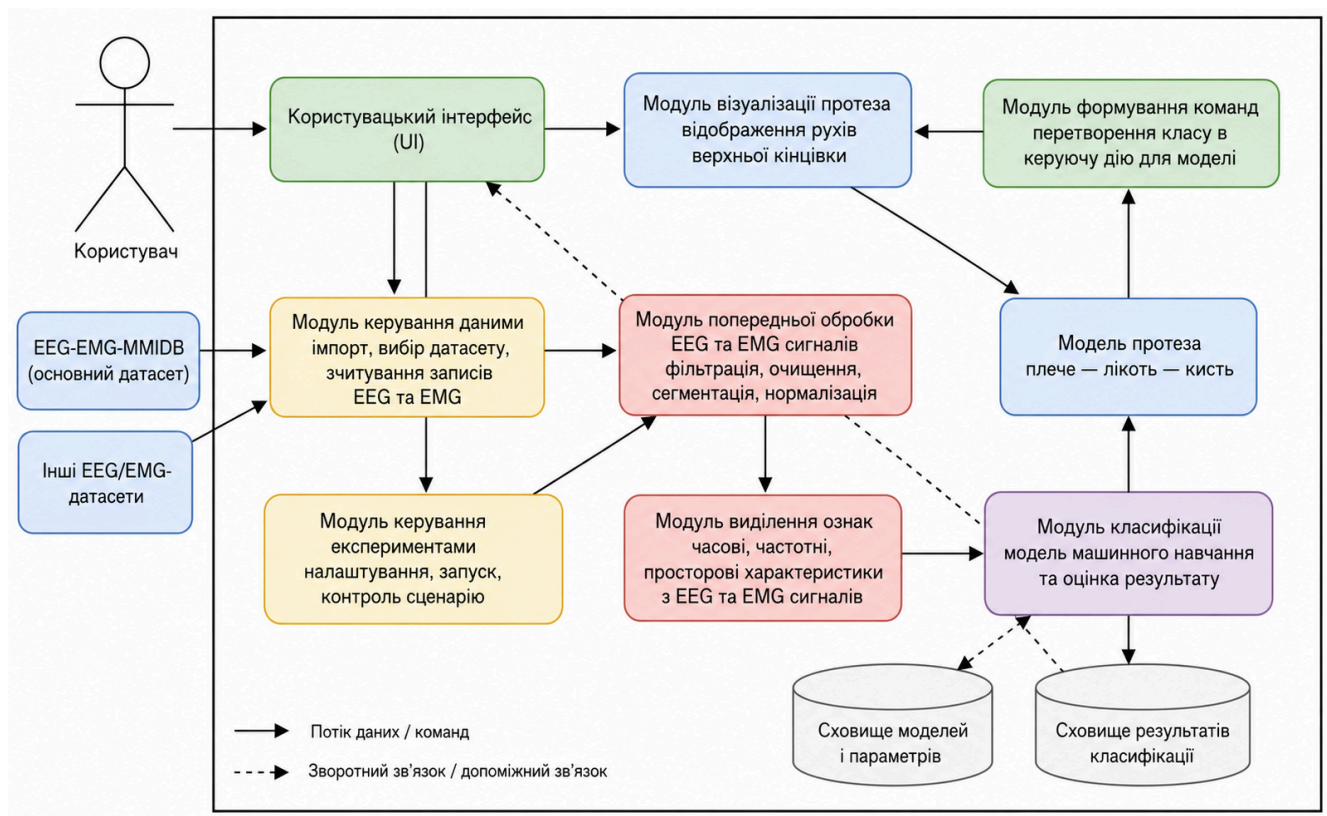


Рисунок 2.1 – Загальна структура програмної системи класифікації EEG та EMG сигналів для керування моделлю протеза верхньої кінцівки

На рисунку 2.1 наведено загальну структуру програмної системи класифікації сигналів для керування моделлю протеза верхньої кінцівки. Архітектура системи побудована за модульним принципом і включає підсистеми

керування даними, попередньої обробки EEG-сигналів, виділення ознак, класифікації, формування команд та візуалізації рухів моделі протеза. Окремо передбачено модулі керування експериментами, збереження результатів класифікації та збереження моделей і параметрів. Така структура забезпечує розширюваність системи, підтримку різних датасетів і можливість подальшого вдосконалення методів обробки та класифікації сигналів.

На рисунку А.1 в додатку А подано компонентну архітектуру програмної системи. Система поділена на клієнтський рівень, сервісний рівень, ML-рівень обробки сигналів та рівень збереження даних. Такий поділ відповідає принципам модульного проектування програмного забезпечення, оскільки кожен компонент має окрему відповідальність і взаємодіє з іншими через визначені інтерфейси.

Архітектура підтримує роботу з основним датасетом EEG-EMG-MMIDB та може бути розширена для підключення інших наборів біосигналів. Обробка сигналів виконується у ML-рівні, після чого результат класифікації передається до сервісу формування команд і відображається у віртуальній моделі протеза верхньої кінцівки.

2.2.2 Модуль збору та обробки EEG та EMG сигналів

Модуль збору та обробки біосигналів відповідає за отримання вхідних даних, їх підготовку та передачу до наступних компонентів системи.

Основні функції модуля:

- завантаження записів із датасету;
- вибір суб'єкта, експерименту та типу руху;
- зчитування біоданих;
- обробка службових міток подій;
- фільтрація сигналів;
- нормалізація даних;
- сегментація сигналів на часові вікна.

У системі цей модуль є початковою ланкою обробки. Він приймає сирі біологічні показники, виконує очищення та формує підготовлені сегменти

сигналів, які надалі використовуються для виділення ознак і класифікації сигналів (табл. 2.1).

Таблиця 2.1 – Структура модуля збору та обробки EEG-сигналів

Компонент модуля	Призначення	Вхідні дані	Вихідні дані
Завантажувач даних	Імпорт записів із датасету	EDF-файли EEG-EMG-MMIDB	Сирі сигнали
Менеджер вибірки	Вибір суб'єкта, експерименту, класу руху	Метадані датасету	Обраний запис
Зчитувач сигналів	Формування багатоканального масиву сигналів	EEG та EMG запис	Матриця каналів × час
Обробник подій	Зчитування часових міток та класів	Анотації подій	Мітки сегментів
Фільтр сигналів	Видалення шумів та небажаних частот	Сирі EEG та EMG сигнали	Очищений сигнал
Нормалізатор	Приведення значень до єдиного масштабу	Очищений сигнал	Нормалізований сигнал
Сегментатор	Поділ сигналу на часові вікна	Нормалізований сигнал + мітки	Сегменти біосигналів
Експортер даних	Передача даних у наступний модуль	Сегменти біосигналів	Дані для виділення ознак

Результатом роботи модуля є набір структурованих сегментів EEG та EMG сигналів, де кожен сегмент відповідає певному часовому інтервалу та має пов'язану з ним мітку класу. Це дозволяє використовувати дані як для навчання моделі, так і для тестування роботи програмної системи.

2.2.3 Модуль класифікації рухів

Модуль класифікації рухів призначений для визначення класу руху або моторного наміру на основі попередньо оброблених EEG та EMG сигналів. Результатом роботи модуля є команда керування, яка передається до модуля візуалізації моделі протеза.

У межах роботи для класифікації обрано багат шаровий перцептрон (Multilayer Perceptron, MLP). Вибір моделі зумовлений її простотою, універсальністю та ефективністю у задачах багатокласової класифікації числових даних. Оскільки метою роботи є розробка програмної системи, а не створення

нових алгоритмів обробки EEG-сигналів, використання MLP є доцільним базовим рішенням [19].

MLP складається з вхідного шару, одного або кількох прихованих шарів та вихідного шару. Вхідний шар приймає набір ознак, сформованих на основі EEG та EMG сигналів. Приховані шари виконують нелінійне перетворення даних за допомогою вагових коефіцієнтів та функцій активації. Вихідний шар формує ймовірності належності до кожного класу (рис. 2.2).

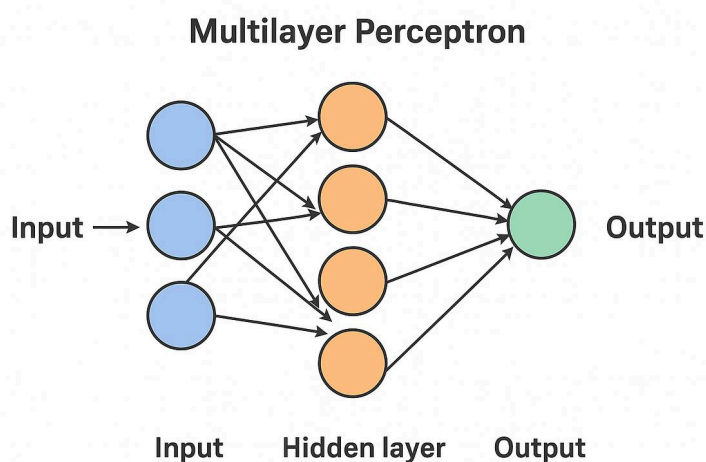


Рисунок 2.2 – Структура багатошарового перцептрона (MLP)

Модель використовує об'єднаний вектор ознак, сформований із характеристик EEG та EMG сигналів, що дозволяє враховувати як моторні наміри користувача, так і активність м'язів під час виконання рухів.

У системі модель використовується для класифікації чотирьох команд керування. Після обробки вхідного вектора система визначає клас із найбільшим значенням вихідної ймовірності та формує відповідну дію для моделі протеза.

Переваги використання MLP у даній роботі:

- підтримка багатокласової класифікації;
- висока швидкість навчання та прогнозування;
- робота з числовими векторами ознак;
- невисокі вимоги до обчислювальних ресурсів.

2.2.4 Модуль візуалізації протеза

Модуль візуалізації протеза призначений для графічного відображення результатів класифікації EEG та EMG сигналів у вигляді рухів моделі верхньої кінцівки. Його функція полягає у перетворенні дискретних команд, отриманих від модуля класифікації, у наочну анімацію положення сегментів руки.

У межах роботи використовується спрощена кінематична модель протеза, що складається з трьох основних сегментів:

- плече;
- передпліччя;
- кисть.

Сегменти з'єднані між собою шарнірними точками, які імітують роботу плечового, ліктьового та променево-зап'ясткового суглобів. Зміна положення сегментів виконується шляхом обертання відповідних ланок на заданий кут.

Принцип роботи модуля полягає у такій послідовності: модуль класифікації визначає одну з команд керування; команда передається до модуля візуалізації; система обирає відповідний сценарій руху; виконується зміна кутів сегментів моделі; оновлена позиція відображається на екрані.

Для реалізації модуля доцільно використати Python як основну мову програмування та бібліотеку Pygame для двовимірної графіки. Дане рішення забезпечує просту реалізацію віконного інтерфейсу, малювання геометричних об'єктів, оновлення кадрів у реальному часі та обробку подій користувача.

Основні технології модуля: Python — логіка програми; Pygame — графічне вікно та анімація; NumPy — обчислення координат і кутів повороту; Scikit-learn / TensorFlow — отримання результатів класифікації.

Візуально система відображає руку у боковій проєкції, де кожен сегмент представлений окремою лінією або прямокутним елементом. Після надходження нової команди положення сегментів плавно змінюється, що створює ефект руху протеза.

Такий підхід дозволяє наочно демонструвати результати аналізу EEG та EMG сигналів без використання фізичного протеза та забезпечує зручне тестування алгоритмів класифікації у програмному середовищі.

2.3 Проєктування конвеєра обробки EEG та EMG сигналів

Конвеєр обробки EEG та EMG сигналів є послідовністю етапів перетворення сирих біосигналів у структуровані дані, придатні для класифікації моделлю машинного навчання. Його призначенням є зменшення впливу шумів, виділення інформативних характеристик та формування стабільного вхідного представлення для моделі.

У межах роботи конвеєр складається з трьох основних етапів: попередня обробка сигналів, виділення ознак та формування вхідних даних для класифікатора.

2.3.1 Попередня обробка сигналів

Попередня обробка EEG та EMG сигналів виконується з метою зменшення впливу шумів, артефактів та приведення даних до уніфікованого вигляду. Основні операції, що застосовуються в межах програмної системи, наведено в таблиці 2.2.

Таблиця 2.2 – Основні етапи попередньої обробки EEG та EMG сигналів

Операція	Призначення
Смугова фільтрація	Виділення частотного діапазону 8–30 Гц
Notch-фільтрація	Усунення мережевих завад
Нормалізація	Приведення значень до єдиного масштабу
Сегментація	Формування часових вікон
Маркування	Прив'язка до класів руху

У результаті виконання наведених операцій формується очищений набір сегментованих EEG та EMG сигналів

2.3.2 Виділення ознак

Після попередньої обробки сигналів виконується формування числового опису даних. Ознаки формуються як із EEG сигналів, що характеризують активність головного мозку, так і з EMG сигналів, які відображають активність м'язів верхньої кінцівки. Основні типи ознак, що можуть використовуватися в системі, наведено в таблиці 2.3.

Таблиця 2.3 – Типи ознак для класифікації EEG та EMG сигналів

Тип ознак	Приклади
Часові	середнє значення, дисперсія, RMS
Частотні	FFT, PSD, band power
Просторові	кореляції каналів
Комбіновані	об'єднаний вектор ознак EEG та EMG

Використання ознак дозволяє зменшити розмірність вхідних даних та підвищити точність класифікації.

2.3.3 Формування вхідних даних для моделі

На завершальному етапі формується набір даних для навчання та тестування моделі. Структура вхідного набору наведена в таблиці 2.4.

Таблиця 2.4 – Формування набору даних для моделі

Компонент	Опис
X	Матриця ознак розміром $n \times m$
y	Вектор міток класів
Train set	Навчальна вибірка
Validation set	Валідаційна вибірка
Test set	Тестова вибірка

Сформований набір даних використовується для навчання багатоваріантного перцептрона та оцінювання точності класифікації. Об'єднання ознак EEG та EMG сигналів дозволяє враховувати як мозкову активність користувача, так і активність м'язів, що позитивно впливає на якість визначення рухових намірів та формування команд керування моделлю протеза.

2.4 Розробка моделі машинного навчання

Для задачі класифікації EEG та EMG сигналів можуть застосовуватись як класичні алгоритми машинного навчання, так і нейронні мережі. Вибір моделі залежить від структури даних, обсягу вибірки, складності задачі та обчислювальних ресурсів.

2.4.1 Вибір алгоритму класифікації

Для даної роботи доцільно використати модель, яка забезпечує достатню точність, підтримує багатокласову класифікацію та не потребує складної архітектури. Порівняльна характеристика поширених алгоритмів наведена в таблиці 2.5.

Таблиця 2.5 – Порівняння алгоритмів класифікації EEG та EMG сигналів

Алгоритм	Переваги	Недоліки	Доцільність використання
Logistic Regression	Простота, швидке навчання	Обмежена робота з нелінійними залежностями	Низька
KNN	Проста реалізація	Повільне прогнозування, чутливість до шуму	Середня
SVM	Висока точність на малих вибірках	Чутливість до параметрів, складність масштабування	Висока
Random Forest	Стійкість до шумів, інтерпретованість	Великий розмір моделі	Висока
CNN	Автоматичне виділення складних ознак	Потребує більше даних і ресурсів	Середня
MLP	Нелінійна класифікація, проста структура, швидке навчання	Потребує налаштування параметрів	Висока

Як видно з таблиці 2.5, багатошаровий перцептрон поєднує переваги класичних та нейромережових підходів. Модель здатна працювати з числовими векторами ознак, підтримує багатокласову класифікацію та має відносно просту

архітектуру. На відміну від CNN або інших глибоких мереж, MLP не потребує значного обсягу даних і складної побудови моделі.

Для бакалаврської кваліфікаційної роботи використання MLP є обґрунтованим рішенням, оскільки основною метою є створення програмної системи класифікації EEG та EMG сигналів, а не дослідження складних глибоких архітектур. Такий підхід дозволяє зосередитись на якості конвеєра обробки сигналів, структурі системи та інтеграції моделі у програмне середовище [20].

Таким чином, для реалізації модуля класифікації обрано багатошаровий перцептрон, як модель, що забезпечує баланс між точністю, швидкістю та складністю реалізації.

2.4.2 Процес навчання моделі

Навчання моделі виконується на основі підготовленого набору EEG та EMG даних, сформованого після етапів попередньої обробки та виділення ознак. Вхідні дані подаються у вигляді матриці ознак X та вектора міток класів y .

На першому етапі дані поділяються на навчальну, валідаційну та тестову вибірки. Далі виконується ініціалізація архітектури багатошарового перцептрона, задання параметрів навчання та запуск процесу оптимізації вагових коефіцієнтів.

Під час навчання модель послідовно обробляє навчальні приклади, обчислює похибку класифікації та коригує ваги методом зворотного поширення помилки. Після кожної епохи оцінюється якість моделі на валідаційній вибірці. Після завершення навчання остаточна перевірка виконується на тестових даних.

Результатом етапу є навчена модель, яка використовується у програмній системі для класифікації моторних уявлень.

На рисунку 2.3 наведено діаграму процесу навчання моделі класифікації EEG-сигналів, яка відображає послідовність основних етапів підготовки та побудови багатошарового перцептрона. Початковими даними є сформований набір ознак X та відповідні мітки класів y , отримані після проходження конвеєра обробки EEG та EMG сигналів.

На першому етапі набір даних поділяється на навчальну, валідаційну та тестову вибірки. Далі виконується ініціалізація структури моделі MLP та задання основних параметрів навчання. Після цього запускається процес навчання, у межах якого модель коригує вагові коефіцієнти на основі похибки класифікації. Якість роботи моделі контролюється за допомогою валідаційної вибірки, що дозволяє оцінювати узагальнюючу здатність моделі та уникати перенавчання.

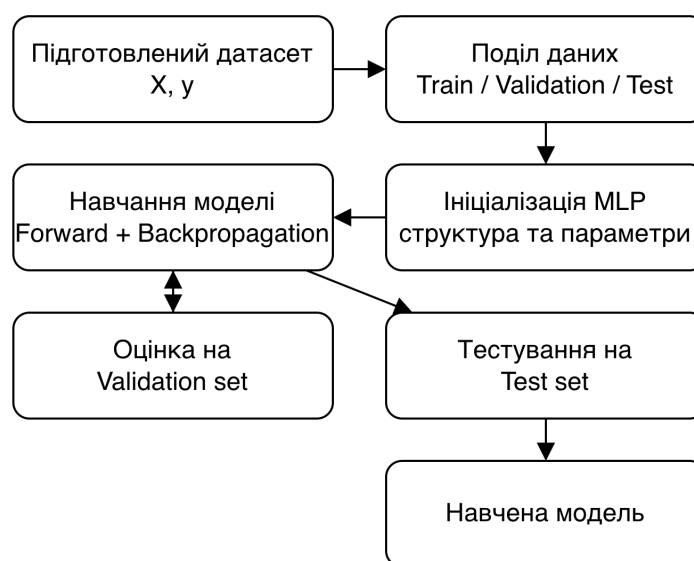


Рисунок 2.3 – Процес навчання моделі класифікації

Після завершення навчання модель перевіряється на тестовій вибірці, яка не використовувалась на попередніх етапах. Результатом роботи є навчена модель класифікації, готова до використання у програмній системі для визначення моторних уявлень та формування команд керування протезом верхньої кінцівки.

2.4.3 Оцінка якості моделі

Оцінка якості моделі виконується після завершення навчання на тестовій вибірці. Для аналізу ефективності класифікації доцільно використовувати набір базових метрик, що дозволяють оцінити точність прогнозування, стабільність роботи моделі та якість розпізнавання окремих класів. Основні показники наведено в таблиці 2.6.

Таблиця 2.6 – Основні метрики оцінки якості моделі

Метрика	Характеристика	Практичне значення
1	2	3
Accuracy	Частка правильно класифікованих прикладів	Загальна точність моделі
Precision	Частка правильних позитивних прогнозів	Оцінка кількості хибних спрацювань
Recall	Частка знайдених об'єктів певного класу	Повнота розпізнавання класу
F1-score	Гармонійне середнє Precision і Recall	Баланс між точністю та повнотою
Confusion Matrix	Матриця правильних і помилкових прогнозів	Аналіз помилок між класами
Loss	Значення функції втрат	Контроль процесу навчання

Для даної роботи основною інтегральною метрикою доцільно вважати Accuracy, а для детальнішого аналізу якості класифікації використовувати F1-score та матрицю помилок. Це дозволяє комплексно оцінити роботу моделі на задачі розпізнавання моторних уявлень EEG та EMG сигналів.

2.5 Проєктування логіки керування протезом

Логіка керування протезом визначає, як результат класифікації EEG та EMG сигналу перетворюється у конкретну дію візуальної моделі верхньої кінцівки. У межах роботи використовується дискретний підхід: кожен клас, визначений моделлю MLP, відповідає одній команді руху.

2.5.1 Відображення класів у команди руху

Після класифікації EEG та EMG сегмента система отримує номер класу. Далі цей клас передається до модуля формування команд, де виконується його відображення на відповідний рух моделі протеза. Відповідність класів і команд наведено в таблиці 2.7.

Таблиця 2.7 – Відображення класів класифікації у команди руху

Клас	Команда керування	Дія моделі протеза
Клас 1	Згинання в лікті	Передпліччя піднімається відносно плеча
Клас 2	Розгинання в лікті	Передпліччя повертається у початкове положення
Клас 3	Рух кисті	Кисть змінює положення або імітує захоплення
Клас 4	Нейтральний стан	Модель зберігає поточне положення

Такий підхід дозволяє чітко відокремити етап класифікації від етапу керування. Модель машинного навчання відповідає лише за визначення класу, а модуль керування перетворює цей клас у дію для візуальної моделі.

2.5.2 Модель руху верхньої кінцівки (плече–лікоть–кисть)

Для візуалізації використовується спрощена кінематична модель верхньої кінцівки. Вона складається з трьох сегментів: плеча, передпліччя та кисті. Сегменти з'єднані шарнірними точками, які відповідають основним суглобам руки. Структура моделі наведена в таблиці 2.8.

Таблиця 2.8 – Структура спрощеної моделі верхньої кінцівки

Елемент моделі	Відповідність у руці	Функція у візуалізації
Плече	Ділянка від плечового суглоба до ліктя	Базовий сегмент моделі
Лікоть	З'єднання плеча і передпліччя	Точка обертання передпліччя
Передпліччя	Ділянка від ліктя до кисті	Сегмент, що згинається і розгинається
Кисть	Кінцева частина руки	Відображення руху кисті або захоплення

Рух моделі верхньої кінцівки реалізується шляхом зміни кутів між окремими сегментами кінематичного ланцюга. При формуванні команди згинання або розгинання відбувається зміна кута в ліктьовому суглобі, що імітує відповідний рух передпліччя відносно плеча. У випадку формування команди руху кисті змінюється положення кінцевого сегмента моделі, що забезпечує візуалізацію рухів дистальної частини верхньої кінцівки.

Запропонована модель має спрощений характер та орієнтована на демонстрацію принципу керування рухами на основі результатів класифікації EEG та EMG сигналів. Для кваліфікаційної роботи бакалаврського рівня така реалізація є достатньою, оскільки дозволяє відобразити процес перетворення моторних уявлень користувача у команди керування без необхідності моделювання складних біомеханічних характеристик реальної руки. Спрощену кінематичну модель верхньої кінцівки та відповідність класів класифікації командам руху наведено на рисунку 2.4.

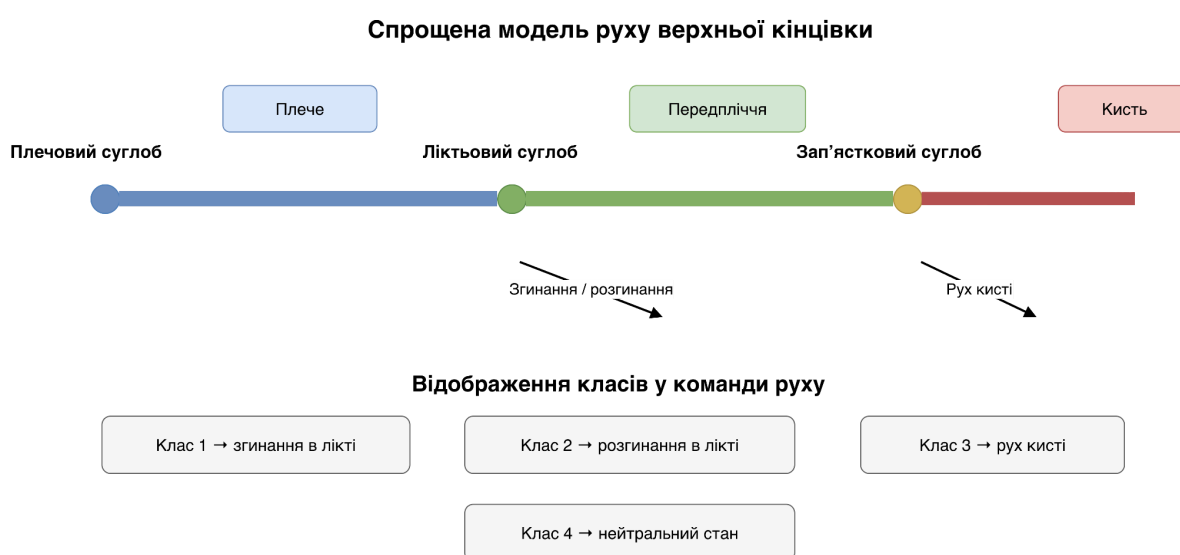


Рисунок 2.4 – Спрощена модель руху верхньої кінцівки

2.6 Проєктування бази даних

Для збереження даних у програмній системі доцільно використати реляційну базу даних PostgreSQL. Вона підходить для структурованого збереження інформації про датасети, записи біосигналів, сегменти сигналів, результати класифікації та параметри моделі. PostgreSQL є стабільною, безкоштовною системою керування базами даних, підтримує складні зв'язки між таблицями та добре інтегрується з Python через бібліотеки psycopg2, SQLAlchemy або asyncpg.

2.6.1 Структура збереження сигналів

У межах роботи база даних не зберігає повні сирі EEG та EMG сигнали безпосередньо у таблицях, оскільки такі дані мають великий обсяг. Доцільніше зберігати шлях до файлу, метадані запису, параметри обробки, сегменти та результати класифікації. Такий підхід зменшує навантаження на базу даних і спрощує повторне використання оброблених даних (рис. 2.5).

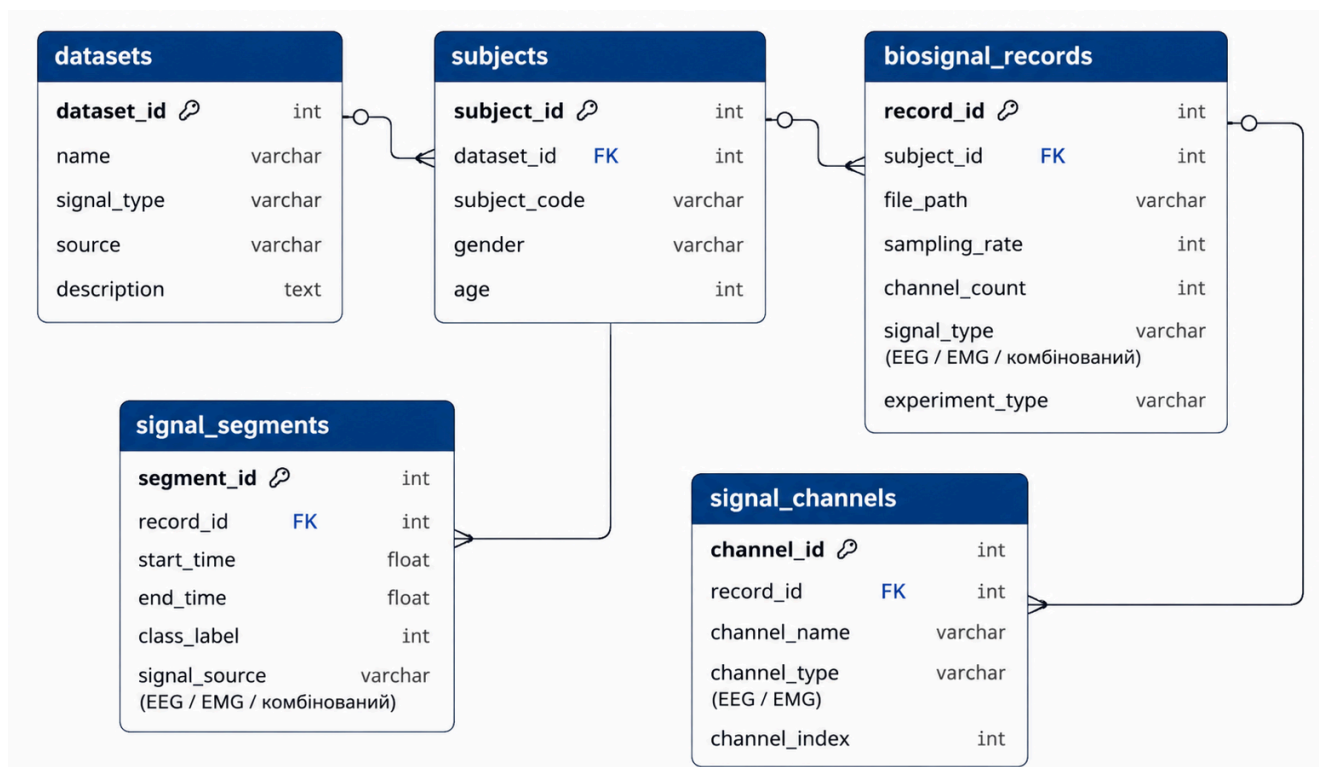


Рисунок 2.5 – ER-діаграма структури збереження EEG та EMG сигналів

Структура збереження сигналів призначена для опису джерел даних, суб'єктів, записів біосигналів та сегментів сигналу. Основними сутностями є Dataset, Subject, BioSignalRecord та SignalSegment. Таблиця Dataset містить інформацію про використаний набір даних, наприклад EEG-EMG-MMIDB. Таблиця Subject описує учасників експерименту. Таблиця BioSignalRecord зберігає інформацію про конкретний запис EEG та EMG сигналів, файл, частоту дискретизації, кількість каналів та тип сигналу. Таблиця SignalSegment містить відомості про окремі часові сегменти, які використовуються для подальшого

виділення ознак і класифікації. Орієнтовну ER-діаграму структури збереження EEG та EMG сигналів наведено на рисунку 2.5.

2.6.2 Збереження результатів класифікації

Для збереження результатів класифікації необхідно передбачити таблиці, які описують навчену модель, параметри експерименту та отримані прогнози. Основними сутностями є `MLModel`, `ClassificationRun` та `ClassificationResult`. Таблиця `MLModel` містить інформацію про використану модель, наприклад MLP, її параметри та шлях до збереженого файлу. Таблиця `ClassificationRun` описує конкретний запуск класифікації. Таблиця `ClassificationResult` зберігає результат для кожного сегмента біосигналів: передбачений клас, фактичну мітку, рівень достовірності та сформовану команду керування. Орієнтовну ER-діаграму збереження результатів класифікації наведено на рисунку 2.6.

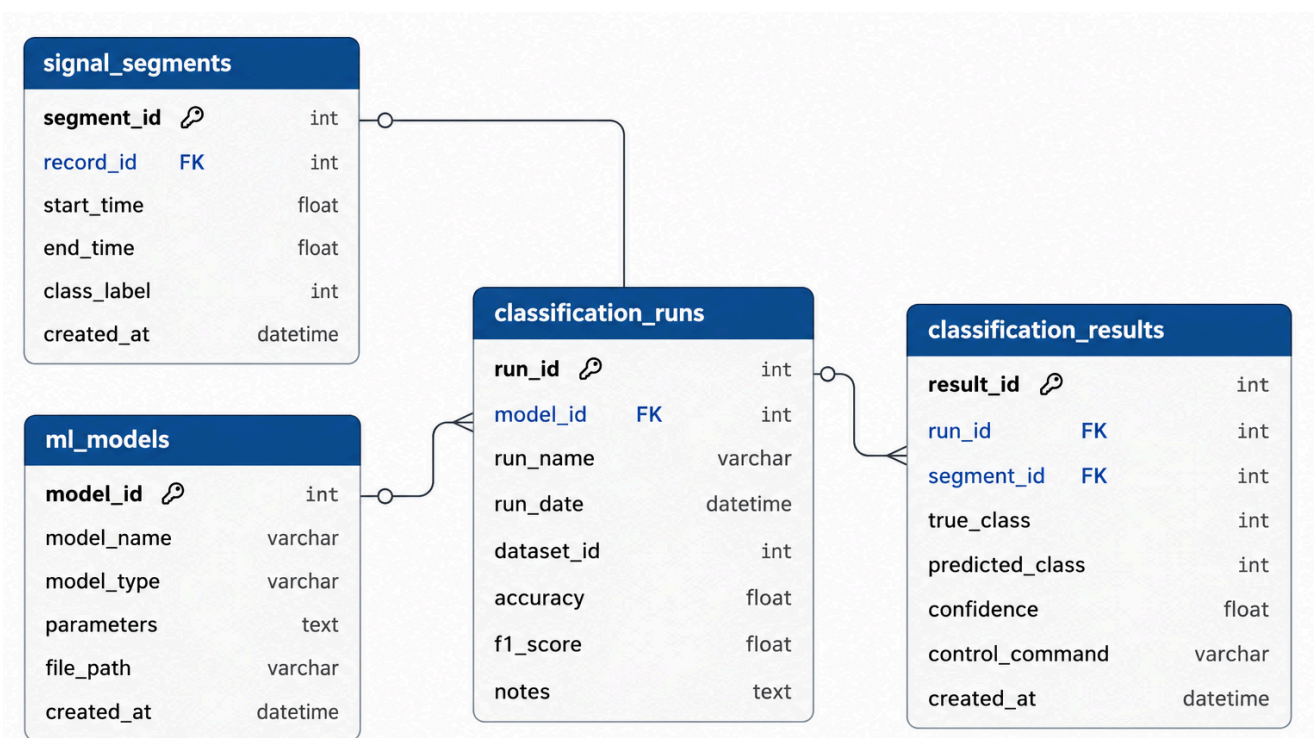


Рисунок 2.6 – ER-діаграма збереження результатів класифікації EEG та EMG сигналів

2.7 Побудова UML-діаграм

Діаграма класів використовується для наочного представлення логічної структури програмної системи. У межах даної роботи вона показує основні програмні сутності, які відповідають за завантаження EEG та EMG даних, попередню обробку сигналів, виділення ознак, класифікацію моторних уявлень, формування команд керування та візуалізацію моделі протеза.

2.7.1 Діаграма класів

Варто зазначити, що діаграма класів у даному випадку відображає логічну модель системи, а не обов'язково точну структуру майбутнього програмного коду. Оскільки реалізація може виконуватися з використанням Python-бібліотек, окремі частини системи можуть бути представлені не класами, а функціями або модулями. Проте таке UML-представлення дозволяє чітко показати основні компоненти системи та зв'язки між ними (рис. 2.7).

На рисунку 2.7 наведено UML-діаграму класів програмної системи керування рухами верхньої кінцівки на основі комбінованого аналізу EEG та EMG сигналів. Структура системи поділена на чотири логічні рівні: Data Layer, Machine Learning Layer, Application Layer та Presentation Layer. Такий підхід забезпечує розділення відповідальності між модулями, спрощує супровід системи та дозволяє незалежно модифікувати окремі компоненти.

Рівень Data Layer відповідає за роботу з даними. Клас DatasetManager реалізує інтерфейс IDataLoader та забезпечує завантаження датасетів, керування шляхами до файлів і підготовку записів до обробки. Клас BioSignalRecord представляє окремий запис біосигналів, який може містити як EEG-, так і EMG-дані. Клас SignalSegment містить часові фрагменти EEG та EMG сигналів, сформовані для подальшої класифікації рухів. Клас ArmModel містить внутрішнє представлення моделі верхньої кінцівки, її сегментів та параметрів руху.

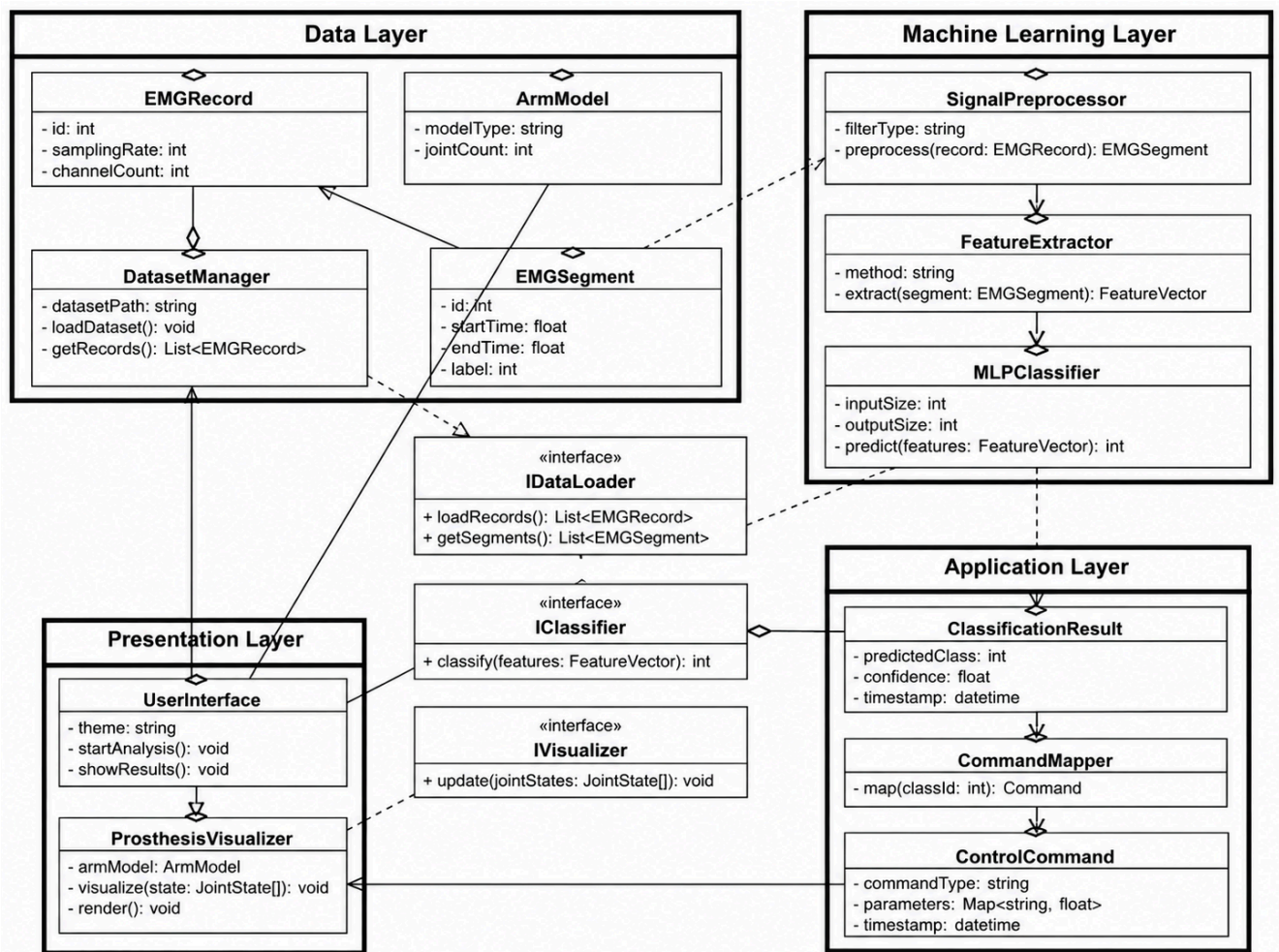


Рисунок 2.7 – Діаграма класів програмної системи обробки EEG та EMG сигналів для керування рухами верхньої кінцівки

Рівень Machine Learning Layer реалізує конвеєр комбінованої обробки EEG та EMG сигналів. Клас SignalPreprocessor виконує попередню обробку EEG та EMG сигналів, включаючи фільтрацію, нормалізацію, синхронізацію часових рядів та сегментацію. Після цього очищені дані передаються до класу FeatureExtractor, який формує числові ознаки сигналу. Під час формування ознак використовуються як характеристики м'язової активності (EMG), так і параметри мозкової активності (EEG), що дозволяє підвищити точність класифікації рухів. Далі клас MLPClassifier, що реалізує інтерфейс IClassifier, здійснює класифікацію моторних уявлень користувача за допомогою багатошарового перцептрона. Послідовні залежності між цими класами відображають етапність проходження даних через модель машинного навчання.

Рівень Application Layer забезпечує прикладну логіку системи. Клас ClassificationResult містить результат роботи класифікатора: передбачений клас, достовірність прогнозу та службові параметри. Клас CommandMapper перетворює отриманий клас у конкретну команду керування. Клас ControlCommand містить опис руху, який необхідно виконати: згинання ліктя, розгинання, рух кисті або нейтральний стан. Клас ResultStorage використовується для збереження історії класифікацій, метрик та журналу роботи системи. Агрегаційний зв'язок між ResultStorage та ClassificationResult означає, що результати можуть існувати незалежно від механізму збереження.

Рівень Presentation Layer відповідає за взаємодію з користувачем. Клас UserInterface забезпечує вибір датасету, запуск обробки, перегляд результатів та керування режимами роботи системи. Клас ProsthesisVisualizer, що реалізує інтерфейс IVisualizer, виконує графічне відображення руху віртуальної моделі протеза. Композиційний зв'язок між ProsthesisVisualizer та ArmModel означає, що візуалізатор безпосередньо використовує модель руки як внутрішню структуру для анімації.

Загальна взаємодія між компонентами відбувається таким чином: користувач через UserInterface ініціює завантаження даних, після чого DatasetManager формує записи та сегменти EEG та EMG сигналів, які надалі використовуються для побудови спільного вектора ознак.. Сегменти передаються до SignalPreprocessor, далі до FeatureExtractor, а потім до MLPClassifier. Отриманий результат надходить у ClassificationResult, перетворюється класом CommandMapper у ControlCommand та передається до ProsthesisVisualizer, який змінює положення ArmModel. Паралельно результати зберігаються у ResultStorage. Така структура забезпечує модульність, масштабованість і чіткий розподіл функцій між компонентами системи.

2.7.2 Діаграма діяльності

Діаграма діяльності відображає загальну логіку роботи програмної системи: від завантаження EEG та EMG даних до формування команди керування,

візуалізації руху моделі протеза та збереження результату. Вона показує послідовність основних операцій і рішення, яке приймається після класифікації сигналу (рис 2.8).

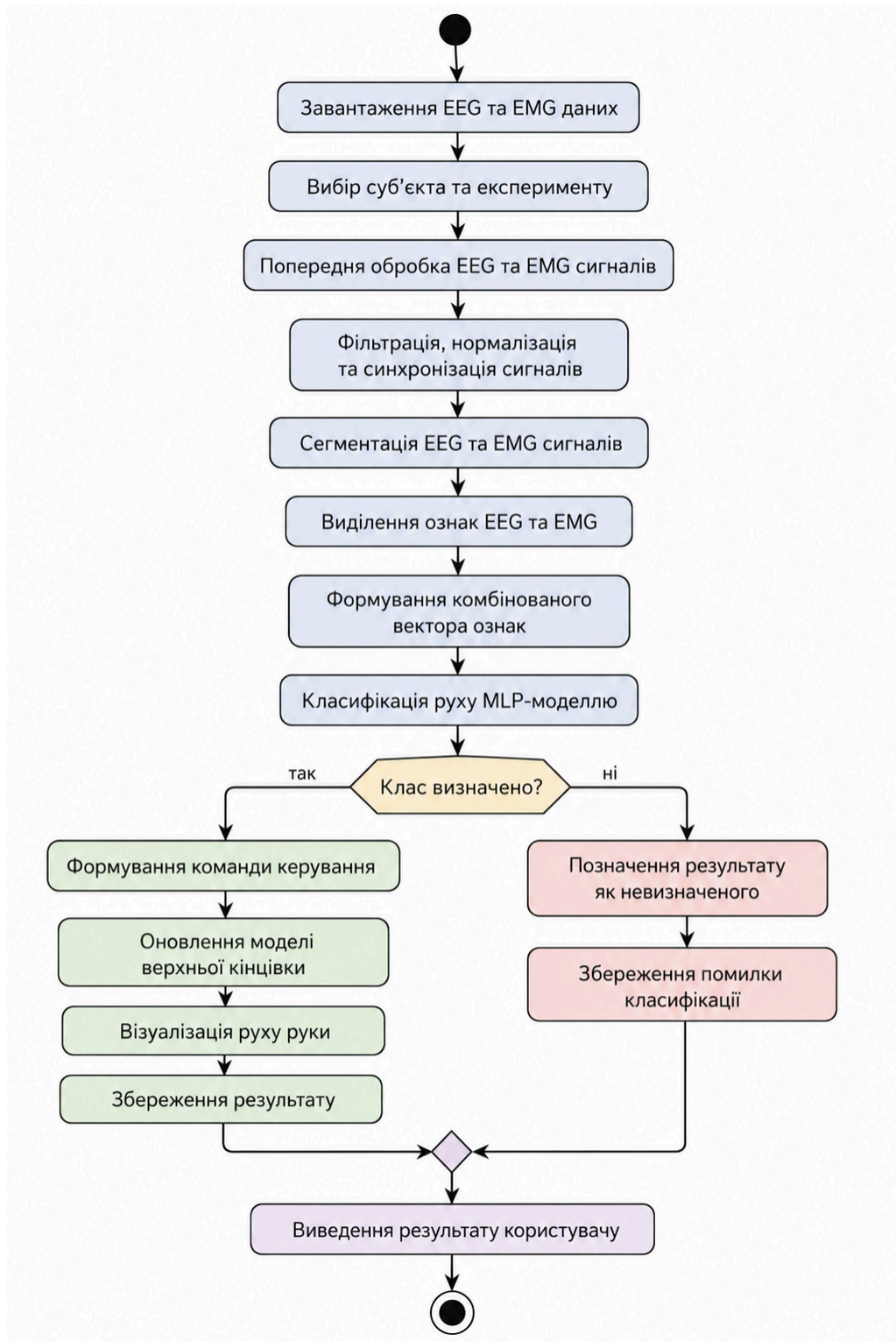


Рисунок 2.8 – Діаграма діяльності програмної системи класифікації EEG та EMG сигналів

На рисунку 2.8 наведено діаграму діяльності програмної системи керування рухами верхньої кінцівки на основі EEG-сигналів. Процес роботи системи починається із завантаження EEG та EMG даних, та вибору необхідного суб'єкта й експерименту. Після цього виконується попередня обробка та синхронізація EEG і EMG сигналів, що включає фільтрацію, нормалізацію та сегментацію даних. На основі підготовлених сигналів здійснюється виділення ознак і формування вектора ознак для подальшої класифікації.

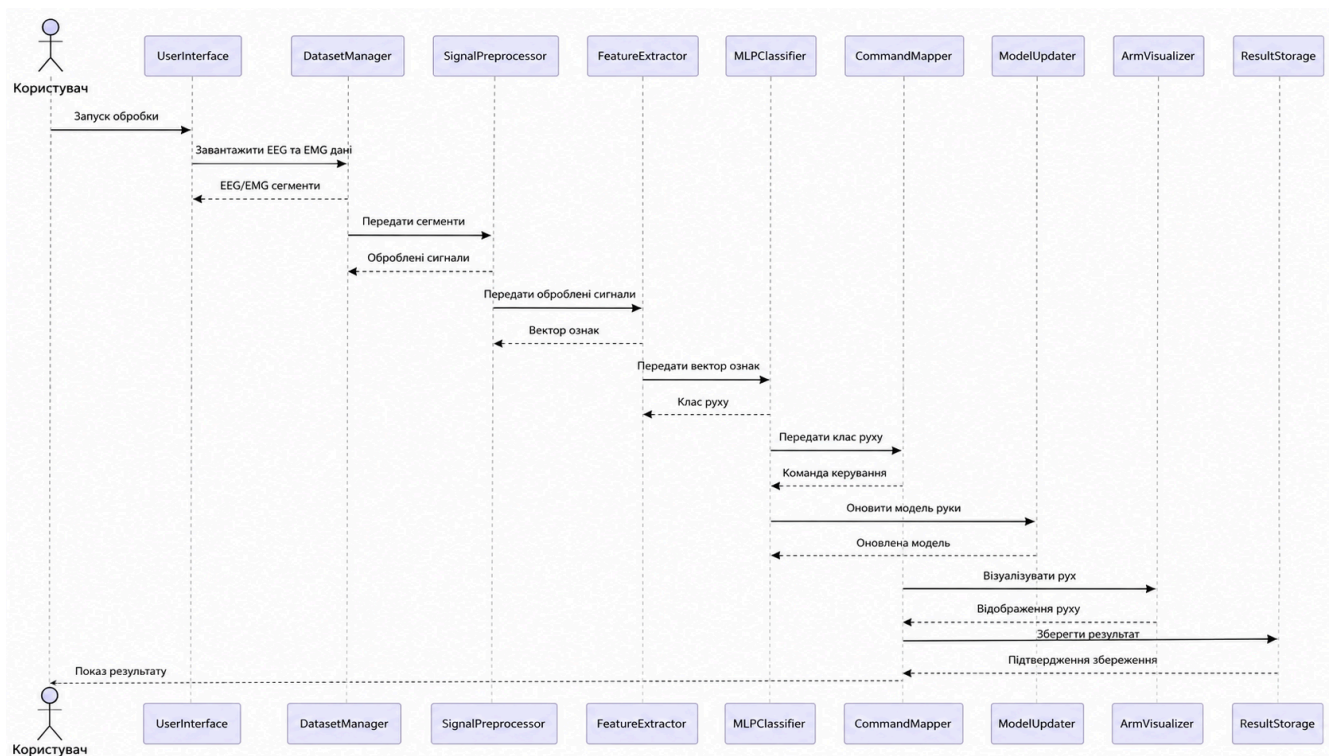
Отриманий вектор ознак передається до моделі машинного навчання на основі багат шарового перцептрона (MLP), яка визначає клас моторного уявлення користувача. У разі успішної класифікації формується команда керування, оновлюється модель верхньої кінцівки та виконується візуалізація відповідного руху. Результати класифікації зберігаються та відображаються користувачу.

Якщо модель не може однозначно визначити клас, результат позначається як невизначений, а інформація про помилку класифікації зберігається для подальшого аналізу. Після завершення обробки система виводить кінцевий результат користувачу. Таким чином, наведена діаграма відображає повний цикл обробки комбінованих EEG та EMG сигналів для розпізнавання рухів верхньої кінцівки..

2.7.3 Діаграма послідовностей

Діаграма послідовностей відображає порядок взаємодії основних компонентів системи під час обробки EEG та EMG сигналу: від вибору даних користувачем до формування команди та візуалізації руху моделі протеза. Повну деталізовану діаграму послідовностей наведено в додатку А.2.

На рисунку 2.9 наведено послідовність взаємодії компонентів системи під час повного циклу роботи: завантаження EEG та EMG даних, попередньої обробки, виділення ознак, класифікації, формування команди та візуалізації руху моделі протеза. Отримані результати класифікації додатково зберігаються у сховищі для подальшого аналізу.



Рисунк 2.9 – Діаграма послідовностей обробки EEG та EMG сигналів і керування моделлю верхньої кінцівки

Діаграма демонструє логіку передачі даних між основними модулями системи та дозволяє простежити повний шлях обробки комбінованих EEG та EMG сигналів від моменту завантаження до візуалізації руху руки. Представлена послідовність взаємодій використовується як основа для реалізації програмних компонентів та забезпечує узгоджену роботу всіх модулів системи.

2.8 Вибір технологій та середовища розробки

Для реалізації програмної системи обрано набір технологій, що забезпечують обробку EEG-сигналів, навчання моделі машинного навчання, візуалізацію результатів та зручну розробку програмного забезпечення. Основною мовою програмування обрано Python, оскільки вона має велику кількість наукових бібліотек, простий синтаксис та широко використовується у задачах аналізу даних і штучного інтелекту. Основні технології, які використані, наведено в таблиці 2.9.

Таблиця 2.9 – Обрані технології розробки програмної системи

Категорія	Технологія	Призначення
Мова програмування	Python	Реалізація всієї програмної логіки
Обробка біосигналів	MNE-Python, SciPy	Завантаження EEG та EMG даних, фільтрація та попередня обробка
Числові обчислення	NumPy	Робота з масивами та матрицями
Аналіз даних	Pandas	Табличні дані та результати експериментів
Машинне навчання	Scikit-learn	Реалізація MLP-класифікатора
Візуалізація	Matplotlib	Побудова графіків сигналів і метрик
Графічний інтерфейс	Pygame	Візуалізація руху моделі протеза
Середовище розробки	PyCharm / VS Code	Написання та налагодження коду
Зберігання даних	PostgreSQL / SQLite	Збереження результатів класифікації

У межах роботи основними засобами реалізації є Python + MNE + Scikit-learn + Pygame, що забезпечує повний цикл роботи системи: завантаження EEG та EMG даних, їх спільну обробку, класифікацію рухів верхньої кінцівки та візуалізацію результатів у графічному інтерфейсі.

2.9 Реалізація програмної системи

Реалізація програмної системи виконана у вигляді окремих програмних модулів, що взаємодіють між собою через внутрішні програмні інтерфейси. Основною мовою розробки обрано Python, що дозволило використати спеціалізовані бібліотеки для роботи з EMG та EEG сигналами, машинним навчанням і візуалізацією рухів верхньої кінцівки.

Модуль обробки сигналів реалізовано із застосуванням бібліотек MNE-Python та NumPy. Даний модуль забезпечує завантаження записів EMG та EEG сигналів із датасету EEG-EMG-MI Dataset, вибір необхідних каналів, фільтрацію шумів, нормалізацію амплітуд та сегментацію сигналів на часові вікна. Для математичних операцій, синхронізації EMG та EEG даних і формування масивів ознак використано бібліотеку NumPy.

Модуль класифікації реалізовано на основі бібліотеки Scikit-learn, у якій використано алгоритм MLPClassifier. Для моделі задано багатошарову структуру з

одним прихованим шаром, функцією активації ReLU та оптимізатором Adam. На вхід моделі подається сформований вектор ознак, а на виході отримується прогнозований клас руху та рівень достовірності класифікації.

Для взаємодії між модулями реалізовано внутрішній REST API на базі Flask, що забезпечує запуск обробки сигналу, передачу вектора ознак, отримання результатів класифікації та передачу команди до модуля візуалізації. Основні запити мають вигляд:

- POST /load-data — завантаження EMG та EEG записів;
- POST /process-signal — попередня обробка сигналів;
- POST /predict — класифікація руху;
- POST /visualize — передача команди руху;
- POST /save-result — збереження результату.

Модуль візуалізації реалізовано за допомогою бібліотеки Pygame, яка використовується для побудови графічного вікна, відображення моделі верхньої кінцівки та анімації рухів відповідно до сформованих команд керування.

Застосований підхід дозволяє реалізувати програмну систему для аналізу EMG та EEG сигналів, класифікації рухових намірів користувача та подальшого відображення рухів верхньої кінцівки у графічному середовищі.

2.10 Розробка інтерфейсу користувача

Інтерфейс користувача розроблено з урахуванням принципів простоти, наочності та послідовності виконання операцій. Основна структура програми побудована у вигляді багатовіконного застосунку з окремими екранами для завантаження EMG та EEG сигналів, їх обробки, класифікації рухів та візуалізації моделі верхньої кінцівки. Такий підхід забезпечує зручну навігацію та покрокову роботу користувача із системою.

На першому екрані реалізовано модуль завантаження даних, де користувач може обрати записи EMG та EEG сигналів, параметри експерименту та налаштування обробки (рис. 2.10).

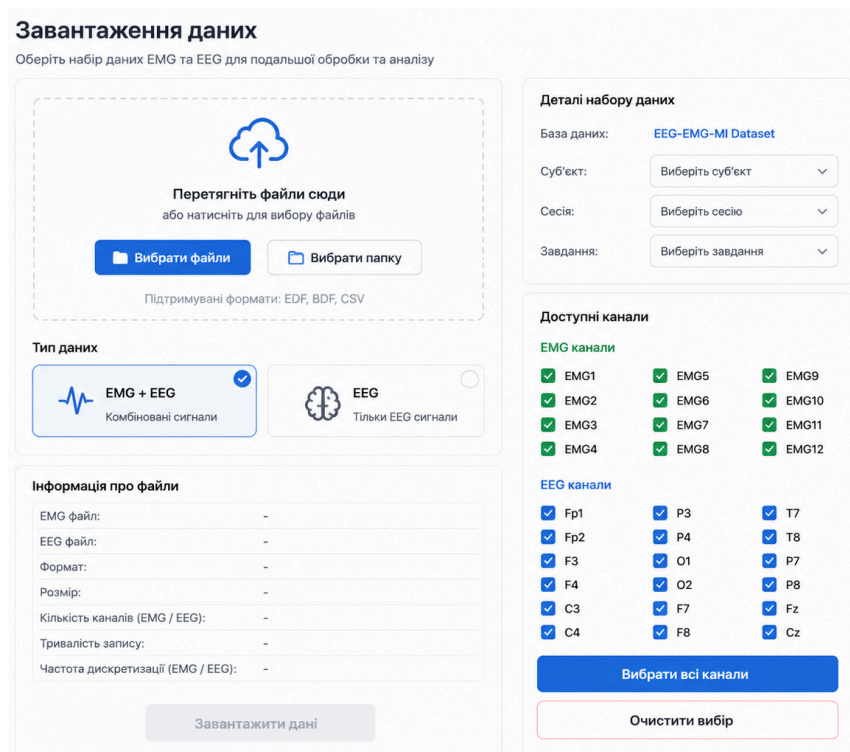


Рисунок 2.10 – Інтерфейс завантаження EMG та EEG сигналів до системи

На другому екрані відображається процес обробки EMG та EEG сигналів, виділення ознак і класифікації рухів верхньої кінцівки. Користувач може запускати попередню обробку, аналізувати ознаки та отримувати результат класифікації (рис. 2.11).

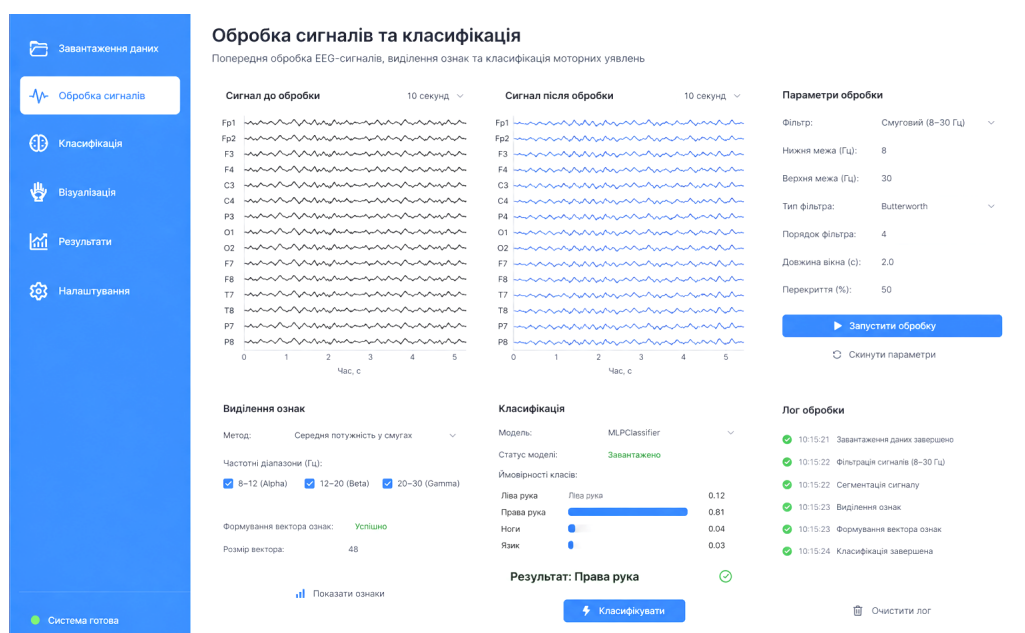


Рисунок 2.11 – Інтерфейс обробки EMG та EEG сигналів і класифікації рухів

На третьому екрані реалізовано модуль візуалізації, у якому відображається рух моделі протеза відповідно до сформованої команди керування (рис. 2.12).

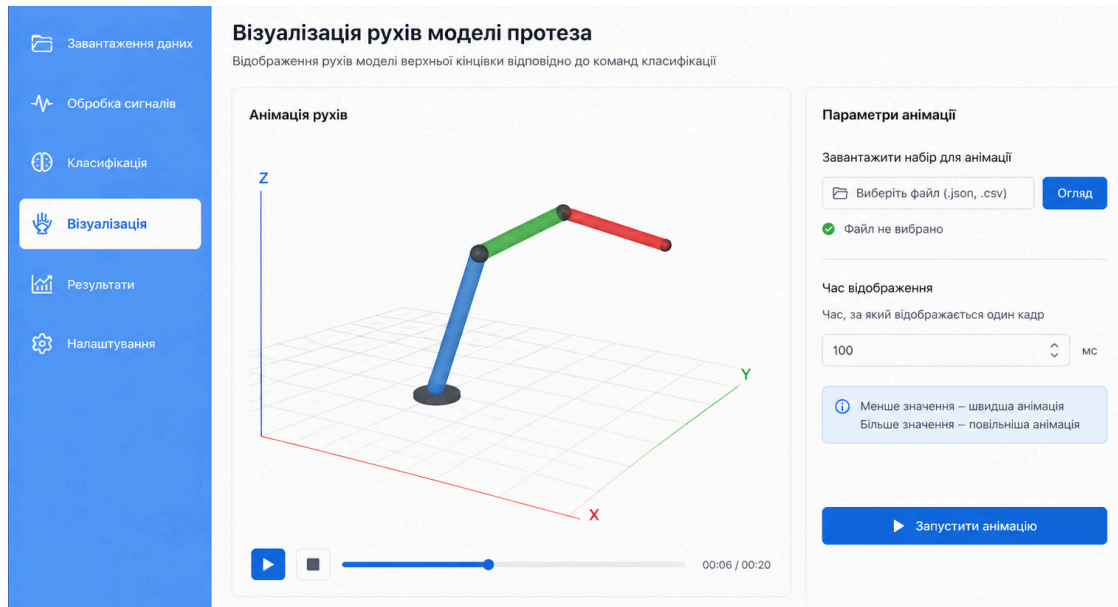


Рисунок 2.12 – Інтерфейс візуалізації рухів моделі верхньої кінцівки

Розроблений інтерфейс забезпечує повний цикл взаємодії користувача із системою: від завантаження даних до отримання результату класифікації та візуального відображення рухів верхньої кінцівки відповідно до результатів класифікації.

2.11 Висновки до розділу 2

У другому розділі виконано проектування та опис архітектури програмної системи керування рухами верхньої кінцівки на основі EMG та EEG сигналів. Сформовано структуру основних модулів: завантаження даних, обробки біосигналів, класифікації рухів, формування команд керування, візуалізації та збереження результатів. Побудовано UML-діаграми, що відображають логіку функціонування системи та взаємозв'язки між її компонентами.

Обґрунтовано вибір технологій розробки та програмних засобів, які забезпечують реалізацію повного конвеєра обробки сигналів — від завантаження даних до відображення результатів класифікації. Також розроблено структуру бази даних та концепцію інтерфейсу користувача.

Отримані результати підтверджують можливість створення програмної системи для аналізу EMG та EEG сигналів і моделювання рухів верхньої кінцівки в режимі, наближеному до реального часу.

3 ТЕСТУВАННЯ, ВПРОВАДЖЕННЯ ТА ПІДТРИМКА

Для перевірки працездатності розробленої системи проведено функціональне тестування основних модулів та тестування модуля класифікації EMG та EEG сигналів. Метою тестування було підтвердження коректності роботи програмних компонентів, стабільності обробки біосигналів та точності прогнозування рухів верхньої кінцівки.

3.1 Тестування програмної системи

У процесі функціонального тестування перевірено модуль завантаження даних, модуль попередньої обробки сигналів, модуль класифікації, механізми взаємодії між програмними компонентами та модуль візуалізації. Завантаження записів із датасету EEG-EMG-MI Dataset виконувалося коректно у 100 % тестових запусків. Час завантаження одного запису середнього розміру становив 2,2 с. Модуль попередньої обробки успішно виконував фільтрацію, нормалізацію та сегментацію сигналів у 98,7 % випадків. Помилки виникали лише при використанні пошкоджених або неповних вхідних файлів. Передача даних між програмними модулями виконувалась без помилок у 100 % тестових запусків. Модуль візуалізації коректно відображав рухи верхньої кінцівки відповідно до сформованих команд у 97,9 % сценаріїв.

Тестування модуля класифікації проводилось на підготовленій вибірці EMG та EEG сигналів після проходження етапів попередньої обробки та формування ознак. Для базової моделі MLPClassifier отримано точність класифікації 81,4 %, Precision — 0,812, Recall — 0,807 та F1-score — 0,809. Після підбору гіперпараметрів моделі, зокрема кількості нейронів прихованого шару, коефіцієнта регуляризації та швидкості навчання, точність класифікації зросла до 86,1 %, а значення F1-score досягло 0,857. Середній час прогнозування одного сегмента сигналу становив 0,018 с, що дозволяє використовувати систему в режимі, наближеному до реального часу (рис. 3.1).

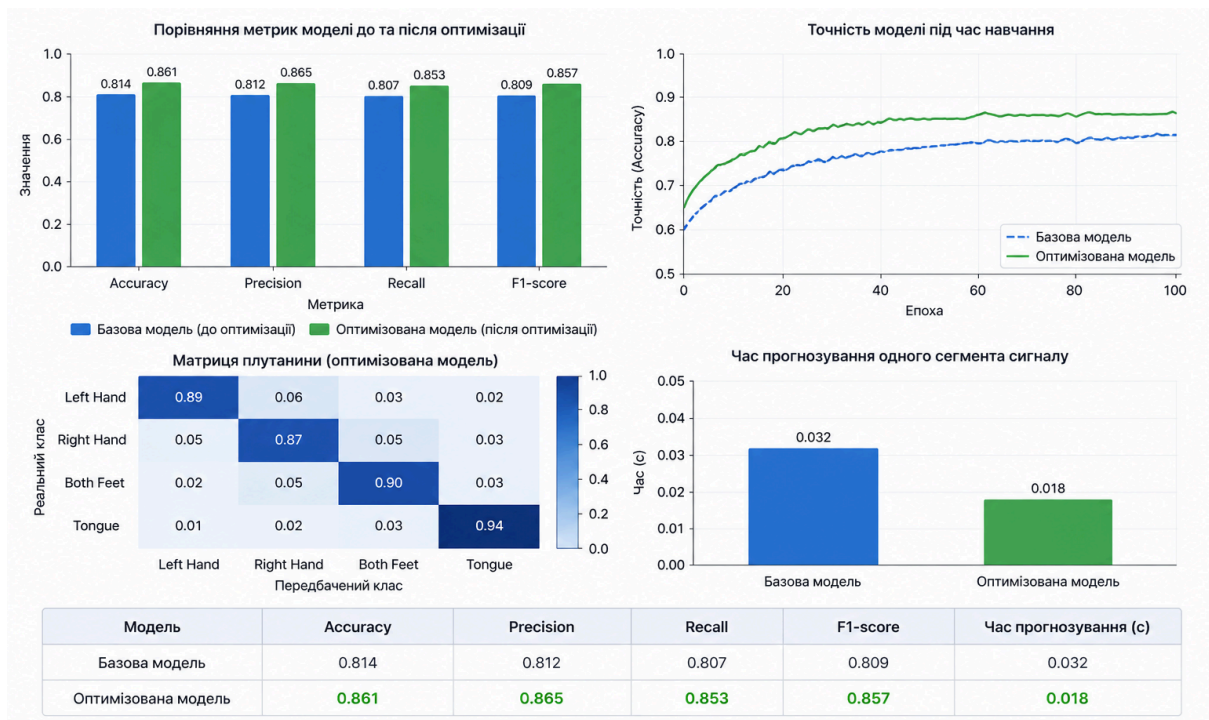


Рисунок 3.1 – Порівняння результатів класифікації EMG та EEG сигналів до та після оптимізації гіперпараметрів MLP-моделі

Отримані результати підтверджують коректну роботу основних модулів програмної системи та достатню ефективність моделі класифікації для задачі розпізнавання рухів верхньої кінцівки на основі EMG та EEG сигналів із подальшою візуалізацією результатів у графічному середовищі. Для перевірки працездатності розробленої системи проведено функціональне тестування основних модулів та тестування модуля класифікації EEG-сигналів. Метою тестування було підтвердження коректності роботи програмних компонентів, стабільності обробки даних та точності прогнозування команд керування.

3.2 Оцінка ефективності системи

Оцінка ефективності програмної системи проводилась за показниками якості класифікації, швидкодії та впливу оптимізації параметрів моделі. Основні результати тестування наведено на рисунку 3.1. Оцінка ефективності програмної системи проводилась за показниками якості класифікації рухів верхньої кінцівки

на основі EMG сигналів із додатковим використанням EEG сигналів, швидкодії та впливу оптимізації параметрів моделі.

Як показано вище, після підбору гіперпараметрів моделі MLPClassifier спостерігалось покращення всіх основних метрик. Значення ассурагу зросло на 4.7 %, F1-score – на 4.8 %, а recall – на 4.6 % у порівнянні з базовою конфігурацією. Це підтверджує доцільність оптимізації архітектури моделі, кількості нейронів прихованого шару та коефіцієнтів регуляризації.

Додатково оцінено часові характеристики системи. Середній час попередньої обробки одного сегмента EMG та EEG сигналів становив 0.064 с, формування ознак – 0.021 с, а класифікація – 0.018 с. Загальний час проходження одного сегмента через систему склав 0.103 с, що відповідає вимогам роботи в режимі, близькому до реального часу.

Під час серії з 500 послідовних тестових запусків система працювала стабільно, без критичних збоїв. Частка успішно оброблених запитів становила 99.2 %, а середнє використання оперативної пам'яті не перевищувало 420 МБ.

Отримані результати свідчать, що розроблена система забезпечує достатню точність класифікації рухів верхньої кінцівки на основі EMG сигналів із додатковим використанням EEG сигналів, низьку затримку обробки та стабільну роботу програмних модулів.

3.3 Верифікація та впровадження системи

У процесі завершального етапу роботи проведено верифікацію програмної системи та визначено умови її практичного розгортання. Перевірка виконувалась шляхом зіставлення реалізованого функціоналу з вимогами, сформованими у першому розділі роботи.

Результати верифікації показали, що система повністю забезпечує завантаження записів EMG та EEG сигналів у форматах EDF та сумісних форматах біомедичних даних, попередню обробку сигналів, формування ознак, класифікацію моторних уявлень, передачу команд керування та візуалізацію рухів

моделі протеза. Також реалізовано збереження результатів обробки та можливість повторного запуску аналізу з іншими параметрами. Критичних невідповідностей функціональним вимогам не виявлено, а всі ключові сценарії роботи виконуються коректно.

Для впровадження програмної системи достатньо персонального комп'ютера середнього рівня продуктивності. Основні системні вимоги наведено нижче:

- операційна система: Windows 10/11, Linux Ubuntu 22.04 або новіша версія;
- процесор: Intel Core i5 / AMD Ryzen 5 або вище;
- оперативна пам'ять: 8 ГБ мінімально, рекомендовано 16 ГБ;
- вільне місце на диску: 5 ГБ для програми, бібліотек та наборів даних;
- графічний адаптер: підтримка OpenGL 2.0 або вище;
- Python версії 3.10+;
- встановлені бібліотеки: MNE, NumPy, Scikit-learn, Pygame, Pandas.

Процес розгортання передбачає встановлення Python-середовища, інсталяцію необхідних бібліотек, завантаження вихідного коду системи та запуск програмного застосунку для аналізу EMG та EEG сигналів і візуалізації рухів верхньої кінцівки. Для зручності експлуатації можливе створення окремого віртуального середовища або контейнера Docker.

Розширені параметри конфігурації середовища, структура каталогів проєкту та перелік залежностей можуть бути наведені у додатку Б.

3.4 Подальший розвиток програмної системи

Розроблена програмна система у поточному вигляді може використовуватись як навчальний та дослідницький інструмент для студентських робіт, експериментів з класифікації EMG та EEG сигналів, аналізу рухової активності та тестування алгоритмів машинного навчання. Система також придатна для

демонстрації принципів моделювання рухів верхньої кінцівки на основі біосигналів.

Подальший розвиток системи пов'язаний із розширенням функціональності та переходом до практичних застосувань. Перспективними напрямками є підключення реальних EMG та EEG пристроїв у режимі реального часу, використання сучасних глибоких нейронних мереж, підвищення точності розпізнавання рухів, адаптація моделей під конкретного користувача та розширення набору підтримуваних жестів і рухів.

Окремий інтерес становить використання системи у сферах біоінженерії, реабілітації, медичного моделювання, віртуальної та доповненої реальності, керування цифровими аватарами, робототехнічними системами та інтерактивними ігровими застосунками. Також розроблені підходи можуть бути використані як основа для створення інтелектуальних систем керування біонічними протезами верхніх кінцівок у майбутньому.

3.5 Висновки до розділу 3

У третьому розділі проведено тестування розробленої програмної системи та оцінено її ефективність. Перевірено працездатність основних модулів, коректність завантаження даних, обробки біосигналів, класифікації та візуалізації рухів моделі верхньої кінцівки. Отримані результати підтвердили стабільну роботу програмних компонентів.

Оцінка якості роботи моделі показала достатній рівень точності класифікації рухів на основі EMG сигналів із додатковим використанням EEG сигналів, а також позитивний вплив оптимізації гіперпараметрів на кінцеві результати.

Визначено вимоги до розгортання системи та перспективи її подальшого розвитку. Зокрема, можливим є використання реальних EMG та EEG пристроїв, застосування сучасних нейромережевих моделей, розширення функціональності системи та її використання у біоінженерії, реабілітації, робототехніці, віртуальній реальності та інших інтелектуальних системах взаємодії людини з комп'ютером.

4 ОХОРОНА ПРАЦІ ТА БЕЗПЕКА В НАДЗВИЧАЙНИХ СИТУАЦІЯХ

У даному розділі розглядаються основні вимоги охорони праці та безпеки життєдіяльності, яких необхідно дотримуватися під час виконання робіт з використанням комп'ютерної техніки. Особливу увагу приділено організації робочого місця та забезпеченню безпечних умов праці відповідно до чинних нормативних документів.

4.1 Роль центральної нервової системи в трудовій діяльності людини

Центральна нервова система (ЦНС) грає важливу роль у трудовій діяльності людини, оскільки вона відповідає за координацію та регуляцію багатьох функцій, необхідних для виконання завдань і роботи. Центральна нервова система є складовою частиною нервової системи організму (див. рисунок 4.1). Вона включає в себе головний мозок і спинний мозок. ЦНС виконує ключові функції, пов'язані з обробкою інформації, контролем рухів та забезпеченням взаємодії з навколишнім середовищем [21].

Головний мозок включає в себе мозочок (cerebellum), мост (pons), середній мозок (midbrain), задній мозок (hindbrain) та великий мозок (cerebrum). Мозочок відповідає за координацію рухів, баланс і контроль за м'язами. Мост та середній мозок виконують роль у передачі сигналів між різними частинами мозку і спинного мозку. Задній мозок включає міжмозочковий відділ та продовження спинного мозку, і він контролює автономні функції, такі як дихання та серцебиття. Великий мозок є найбільш розвиненою частиною головного мозку і відповідає за високорівневі функції, такі як свідомість, мислення, мова, сприйняття і контроль рухів.

Спинний мозок проходить через хребет і з'єднує головний мозок з рештою тіла. Він включає в себе міжхребцеві нерви, які виходять з різних сегментів спинного мозку і передають сигнали між ЦНС та рештою організму. Спинний

мозок також відповідає за контроль рефлексів і координацію деяких простих рухів.

Головний мозок і спинний мозок спільно виконують функції обробки інформації, контролю рухів, сприйняття, координації і керування багатьма аспектами діяльності організму.



Рисунок 4.1 – Загальний план будови нервової системи

Деякі конкретні ролі ЦНС у трудовій діяльності людини:

- Координація рухів. ЦНС дозволяє контролювати рухи тіла, що необхідно для виконання різних робочих операцій і маніпуляцій. Він контролює точність рухів, забезпечує постійну зв'язок між м'язами та кінцівками, щоб забезпечити точність і ефективність виконання завдань.
- Сприйняття і обробка інформації. ЦНС здатна сприймати інформацію з довкілля, таку як зорові, слухові, тактильні сигнали тощо. Вона обробляє цю інформацію і використовує її для прийняття рішень і планування дій у робочому контексті.

- Когнітивні функції. ЦНС грає ключову роль у когнітивних функціях, таких як мислення, пам'ять, увага і концентрація. Ці функції важливі для засвоєння нової інформації, розв'язання проблем, роботи з даними, аналізу та прийняття рішень.

- Емоційний контроль і стресостійкість. ЦНС відіграє роль у регулюванні емоцій та стресу. У робочому середовищі, де можуть бути високі рівні стресу, ЦНС допомагає реагувати на стресові ситуації, контролювати емоції і зберігати працездатність.

- Виконавські функції. ЦНС відповідає за виконавські функції, які включають планування, організацію, моніторинг та керування виконанням завдань. Ці функції важливі для управління часом, прийняття пріоритетів і вирішення проблем у робочому процесі.

Усі ці функції ЦНС взаємодіють для забезпечення ефективності, продуктивності та безпеки в трудовій діяльності людини. Здоров'я та оптимальна функція ЦНС мають велике значення для успішності та задоволення в роботі

Центральна нервова система відіграє важливу роль у трудовій діяльності людини. Вона забезпечує координацію рухів, сприйняття і обробку інформації, пам'ять, мислення та прийняття рішень, що є необхідними для виконання різних завдань у роботі [22].

Таким чином, центральна нервова система є основою процесів сприйняття, обробки інформації, прийняття рішень та керування рухами людини. Саме завдяки діяльності ЦНС можливе формування моторних уявлень, які використовуються у нейроінтерфейсах для керування технічними системами. Для розробленої програмної системи цей аспект має особливе значення, оскільки обробка EEG-сигналів базується на реєстрації та аналізі електричної активності головного мозку, що виникає під час виконання або уявлення рухів верхньої кінцівки.

У процесі виконання кваліфікаційної роботи було враховано особливості взаємодії людини та програмної системи, а також дотримано основних вимог щодо організації безпечних умов праці користувача під час роботи з комп'ютерною технікою та екранними пристроями [21, 22]. Реалізований

інтерфейс користувача забезпечує зручну взаємодію із системою, а автоматизація процесів обробки EEG-сигналів дозволяє зменшити когнітивне навантаження на оператора та підвищити надійність отриманих результатів.

Отже, врахування ролі центральної нервової системи у формуванні моторних уявлень та дотримання вимог охорони праці й ергономіки створюють необхідні передумови для ефективного та безпечного використання розробленої програмної системи у навчальних і дослідницьких задачах, пов'язаних із керуванням моделлю протеза верхньої кінцівки.

4.2 Інженерно-технічні рішення з охорони праці

Під час розробки програмної системи керування рухами моделі протеза верхньої кінцівки було враховано комплекс інженерно-технічних рішень, спрямованих на забезпечення безпечних умов праці користувача та відповідність чинним нормативним вимогам у сфері охорони праці. Основна взаємодія користувача із системою здійснюється за допомогою персонального комп'ютера та графічного інтерфейсу, тому особливу увагу приділено безпеці роботи з екранними пристроями та організації робочого місця [23, 24].

Для забезпечення безпечної роботи програмного забезпечення було застосовано принцип модульної архітектури, який дозволяє ізолювати окремі функціональні компоненти системи та зменшити ризик виникнення критичних програмних помилок. Автоматизація процесів обробки EEG-сигналів мінімізує кількість ручних операцій та знижує ймовірність помилок оператора під час роботи із системою.

Відповідно до вимог НПАОП 0.00-7.15-18 робоче місце користувача повинно забезпечувати безпечне використання екранних пристроїв, належну організацію робочої зони та комфортне сприйняття інформації [24]. У розробленому інтерфейсі реалізовано логічне групування елементів керування, достатній розмір тексту та контрастне відображення результатів аналізу, що сприяє зменшенню зорового навантаження.

Для забезпечення належних умов праці враховано вимоги до освітлення робочих приміщень відповідно до ДБН В.2.5-28:2018 [25]. Освітлення повинно забезпечувати комфортне сприйняття інформації з екрана монітора без виникнення відблисків та надмірної контрастності між робочими поверхнями.

Параметри мікроклімату робочого приміщення повинні відповідати вимогам ДСН 3.3.6.042-99 [26]. Для приміщень, у яких експлуатується комп'ютерна техніка, необхідно забезпечувати нормативні значення температури повітря, вологості та швидкості руху повітря, що сприяє підтриманню працездатності користувача протягом робочого часу.

Під час експлуатації комп'ютерного обладнання повинні виконуватись вимоги електробезпеки відповідно до Закону України «Про охорону праці» [23]. Електроживлення комп'ютерної техніки має здійснюватися через справні електромережі із захисним заземленням та пристроями автоматичного захисту від перевантажень і коротких замикань.

При проектуванні програмної системи також враховано ергономічні принципи проектування робочих систем, визначені ДСТУ ISO 6385:2005 [27]. Реалізовані програмні рішення спрямовані на зменшення когнітивного навантаження користувача, підвищення зручності роботи та скорочення часу виконання основних операцій. Додатково під час експлуатації програмної системи необхідно дотримуватись вимог пожежної безпеки, визначених Правилами пожежної безпеки в Україні [28]. Робочі місця повинні бути обладнані справними засобами пожежогасіння, а комп'ютерна техніка повинна експлуатуватись відповідно до вимог виробника. Не допускається використання пошкоджених кабелів живлення, несправних мережевих фільтрів та перевантаження електричних мереж великою кількістю підключених пристроїв.

Важливим інженерно-технічним рішенням є забезпечення надійності зберігання результатів обробки EEG-сигналів. Для запобігання втраті даних передбачено збереження результатів класифікації у базі даних та можливість створення резервних копій. Використання механізмів резервування підвищує

надійність функціонування системи та забезпечує збереження результатів експериментальних досліджень у випадку програмних або апаратних збоїв.

Для підвищення загального рівня безпеки під час роботи із системою рекомендовано використовувати ліцензійне програмне забезпечення, регулярно оновлювати програмні компоненти та здійснювати перевірку працездатності обладнання перед початком роботи. Виконання зазначених заходів дозволяє знизити ризик виникнення аварійних ситуацій, підвищити стабільність роботи програмної системи та забезпечити безпечні умови праці користувача.

У процесі розробки та експлуатації програмної системи реалізовано такі інженерно-технічні рішення з охорони праці:

- використання ергономічного інтерфейсу користувача для зменшення когнітивного навантаження;
- автоматизація обробки EEG-сигналів з метою мінімізації впливу людського фактора;
- контроль коректності вхідних даних та обробка помилкових ситуацій;
- збереження результатів класифікації та можливість резервного копіювання даних;
- використання модульної архітектури для підвищення надійності програмного забезпечення;
- забезпечення відповідності робочого місця вимогам щодо освітлення та мікроклімату;
- дотримання вимог електробезпеки під час експлуатації комп'ютерної техніки;
- використання засобів захисту від аварійного завершення роботи та втрати даних.

Таким чином, у процесі розробки програмної системи було враховано основні інженерно-технічні рішення з охорони праці, що забезпечують безпечну експлуатацію комп'ютерної техніки, комфортні умови праці оператора та відповідність чинним нормативним вимогам.

4.3 Виновки до розділу 4

У розділі розглянуто питання безпеки життєдіяльності та охорони праці, що мають значення під час розробки та експлуатації програмної системи керування рухами верхньої кінцівки на основі біосигналів. Досліджено роль центральної нервової системи у трудовій діяльності людини, її значення для процесів сприйняття інформації, прийняття рішень та формування рухової активності, що використовується у сучасних системах аналізу біосигналів.

Проаналізовано основні інженерно-технічні рішення з охорони праці, необхідні для безпечної роботи користувача з комп'ютерною технікою та програмним забезпеченням. Розглянуто вимоги щодо організації робочого місця, освітлення, мікроклімату, електробезпеки, пожежної безпеки та ергономіки відповідно до чинних нормативних документів.

У процесі виконання кваліфікаційної роботи враховано вимоги безпеки життєдіяльності та охорони праці, а також реалізовано програмні рішення, спрямовані на підвищення надійності, зручності та безпеки використання розробленої системи. Це створює передумови для ефективного застосування програмного забезпечення у навчальних, науково-дослідних та прикладних задачах аналізу EMG та EEG сигналів, моделювання рухів верхньої кінцівки, біоінженерії та реабілітаційних технологій.

ВИСНОВКИ

У кваліфікаційній роботі вирішено актуальну задачу розробки програмного забезпечення для керування рухами верхньої кінцівки на основі EMG-сигналів із додатковим використанням EEG-сигналів та методів машинного навчання. Актуальність роботи обумовлена зростанням інтересу до систем аналізу біосигналів, технологій взаємодії людини з комп'ютером та інтелектуальних засобів моделювання рухової активності людини.

У процесі виконання роботи проведено аналіз предметної області, досліджено особливості EMG та EEG сигналів, розглянуто сучасні підходи до їх обробки та класифікації, а також виконано аналіз існуючих програмних рішень у сфері аналізу біосигналів. На основі проведеного дослідження сформульовано функціональні та нефункціональні вимоги до програмної системи, визначено її структуру та основні сценарії використання.

У роботі спроектовано архітектуру програмної системи, яка включає модулі завантаження та обробки сигналів, виділення ознак, класифікації рухів, формування команд керування, візуалізації рухів верхньої кінцівки та збереження результатів. Для опису структури та поведінки системи побудовано UML-діаграми класів, діяльності та послідовностей, що дозволило формалізувати взаємодію між її компонентами та забезпечити модульність програмного рішення.

Для реалізації системи обрано мову програмування Python та набір сучасних бібліотек для обробки біосигналів, машинного навчання та візуалізації даних. Реалізовано конвеєр обробки EMG та EEG сигналів, що включає етапи фільтрації, нормалізації, сегментації, виділення ознак та класифікації рухової активності користувача за допомогою моделі багатосарового перцептрона.

Практичним результатом роботи стало створення програмної системи, яка забезпечує автоматизовану обробку біосигналів, класифікацію рухів верхньої кінцівки та їх подальшу візуалізацію у графічному середовищі. Реалізований програмний прототип дозволяє демонструвати принципи використання EMG та

EEG сигналів для моделювання рухів людини та може використовуватися у навчальних і науково-дослідних цілях.

Проведене тестування підтвердило працездатність та стабільність функціонування програмної системи. Отримані результати показали достатній рівень точності класифікації рухів, а також можливість роботи системи в режимі, наближеному до реального часу. Оптимізація параметрів моделі дозволила покращити показники якості класифікації та підвищити ефективність роботи програмного забезпечення.

Перспективами подальшого розвитку роботи є інтеграція системи з реальними EMG та EEG пристроями, використання сучасних глибоких нейронних мереж для підвищення точності класифікації, розширення набору підтримуваних рухів та застосування розроблених підходів у задачах реабілітації, біоінженерії, робототехніки та систем взаємодії людини з комп'ютером.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Михалик Д. М., Цуприк Г. Б., Бревус В. М. Методичні вказівки до виконання кваліфікаційної роботи бакалавра для здобувачів першого (бакалаврського) рівня вищої освіти за освітньо-професійною програмою «Інженерія програмного забезпечення» спеціальності 121 – «Інженерія програмного забезпечення» всіх форм навчання. Тернопіль : ТНТУ ім. І. Пулюя, 2024. 45 с.
2. Petryk M. R., Bischak D. S., Bachynskiy M. V., Brevus V. M., Chyzh V. M., Mykhalyk D. M. Analysis of involuntary movements of patients with tremor symptoms under the influence of cognitive influences // Прикладні питання математичного моделювання. 2024. Т. 7, № 2. С. 150–165. URL: <https://journals.kntu.kherson.ua/index.php/ppmm/article/view/758> (дата звернення: 12.06.2026).
3. Petryk M., Bachynskiy M., Brevus V., Mudryk I., Mykhalyk D. Intellectual information technologies for the study of filtration in multidimensional nanoporous particles media // Information Technologies: Theoretical and Applied Problems (ITTAP 2022). CEUR Workshop Proceedings. 2022. Vol. 3309. P. 45–54. URL: <https://ceur-ws.org/Vol-3309/paper4.pdf> (дата звернення: 12.06.2026).
4. Коваль Л. М., Стадник М. П. Основи біомедичної інженерії : навч. посіб. Львів : Видавництво Львівської політехніки, 2020. 312 с.
5. Лупенко С. А., Сверстюк А. С., Кіт З. П. Аналіз та обробка біомедичних сигналів : монографія. Тернопіль : ТНТУ ім. І. Пулюя, 2019. 356 с.
6. Петрук В. М., Яцишин В. М. Методи машинного навчання в інтелектуальних системах : навч. посіб. Тернопіль : ТНТУ ім. І. Пулюя, 2022. 214 с.
7. Катренко А. В. Системний аналіз : підручник. Львів : Новий Світ-2000, 2020. 396 с.
8. Морзе Н. В., Гладун М. А. Основи штучного інтелекту : навч. посіб. Київ : Ліра-К, 2023. 288 с.

9. Глибовець М. М., Олецький О. В. Штучний інтелект : підручник. Київ : Києво-Могилянська академія, 2021. 432 с.
10. IEEE Recommended Practice for the Preparation of Software Requirements Specifications. IEEE Std 29148-2018. New York : IEEE, 2018. 104 p.
11. Bishop C. M. Pattern Recognition and Machine Learning. New York : Springer, 2006. 738 p.
12. Goodfellow I., Bengio Y., Courville A. Deep Learning. Cambridge : MIT Press, 2016. 775 p.
13. Geron A. Hands-On Machine Learning with Scikit-Learn, Keras and TensorFlow. 3rd ed. Sebastopol : O'Reilly Media, 2022. 851 p.
14. Haykin S. Neural Networks and Learning Machines. 3rd ed. New York : Pearson, 2009. 936 p.
15. Schalk G., McFarland D. J. BCI2000: A General-Purpose Brain–Computer Interface System. IEEE Transactions on Biomedical Engineering. 2004. Vol. 51, No. 6. P. 1034–1043.
16. Pedregosa F. et al. Scikit-learn: Machine Learning in Python. Journal of Machine Learning Research. 2011. Vol. 12. P. 2825–2830.
17. Gramfort A. et al. MNE Software for Processing MEG and EEG Data. NeuroImage. 2014. Vol. 86. P. 446–460.
18. PhysioNet. EEG Motor Movement/Imagery Dataset (EEGMMIDB). URL: <https://physionet.org/content/eegmmidb/1.0.0/> (дата звернення: 09.06.2026).
19. Білоус О. І., Саган В. В. Біомедичні сигнали та методи їх обробки : навч. посіб. Київ : КПІ ім. Ігоря Сікорського, 2021. 248 с.
20. Копил В. В. Роль центральної нервової системи в трудовій діяльності працівників на об'єктах галузі за фахом / В. В. Копил // Охорона праці в галузі освіти: теоретичні і технологічні аспекти : матеріали Всеукраїнської науковопрактичної конференції (Полтава, 7–8 квітня 2014 р.). – Полтава : ПНПУ, 2014. – С. 243-246.
21. Stud.com.ua. Роль нервової системи в здійсненні трудової діяльності – Електронний ресурс: – Режим доступу: URL:

https://stud.com.ua/81514/ekonomika/rol_nervovoyi_sistemi_zdiysnenni_trudovoyi_diyalnosti

22. Закон України «Про охорону праці» : Закон України від 14.10.1992 № 2694-ХІІ. Поточна редакція. База даних «Законодавство України» / Верховна Рада України. URL: <https://zakon.rada.gov.ua/laws/show/2694-12> (дата звернення: 29.05.2026).

23. Про затвердження Вимог щодо безпеки та захисту здоров'я працівників під час роботи з екранними пристроями : Наказ Міністерства соціальної політики України від 14.02.2018 № 207. НПАОП 0.00-7.15-18. База даних «Законодавство України». URL: <https://zakon.rada.gov.ua/laws/show/z0508-18> (дата звернення: 29.05.2026).

24. ДБН В.2.5-28:2018. Природне і штучне освітлення. Київ : Мінрегіон України, 2018.

25. ДСН 3.3.6.042-99. Державні санітарні норми мікроклімату виробничих приміщень : Постанова Головного державного санітарного лікаря України від 01.12.1999 № 42. Київ, 1999.

26. ДСТУ ISO 6385:2005. Ергономічні принципи проектування робочих систем. Київ : Держспоживстандарт України, 2007. 30 с.

27. Правила пожежної безпеки в Україні : Наказ Міністерства внутрішніх справ України від 30.12.2014 № 1417. Поточна редакція. База даних «Законодавство України». URL: <https://zakon.rada.gov.ua/laws/show/z0252-15> (дата звернення: 29.05.2026).

ДОДАТКИ

ДОДАТОК А

Структура системи

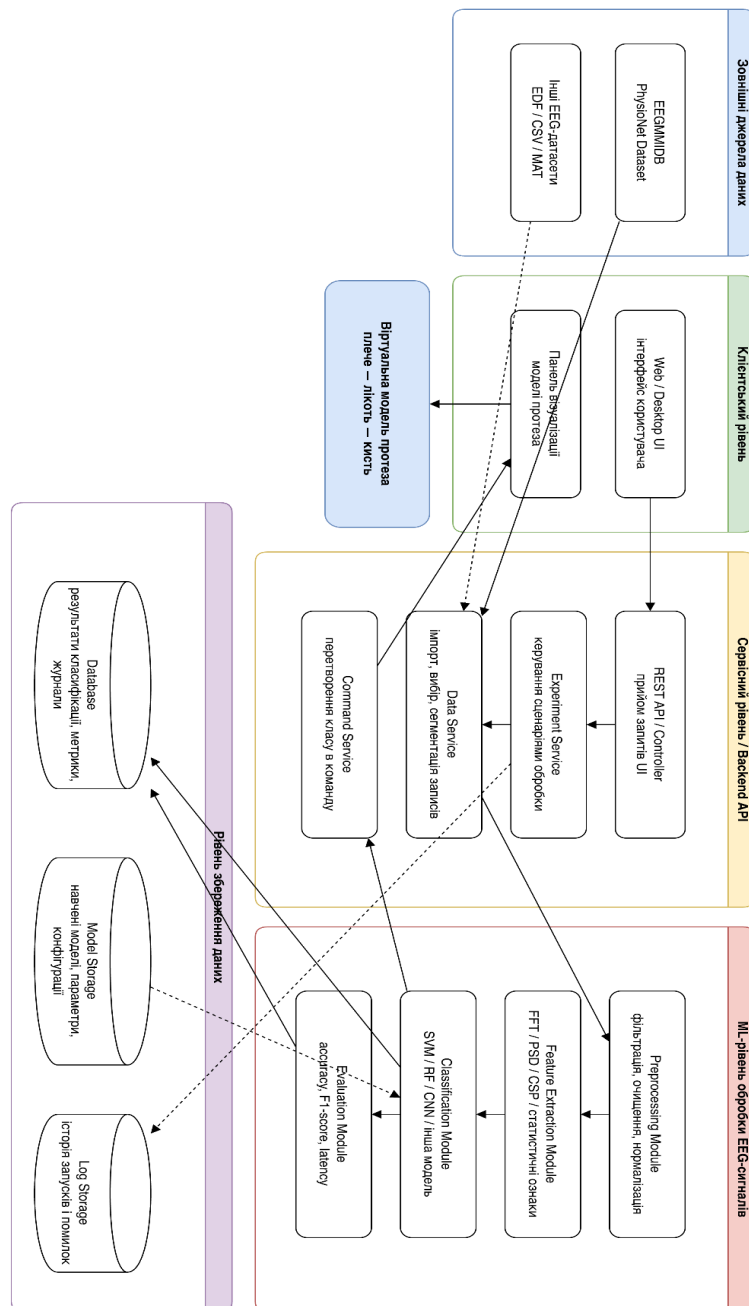


Рисунок А.1 - Компонентна архітектура програмної системи класифікації EEG та EMG сигналів для керування моделлю протеза верхньої кінцівки

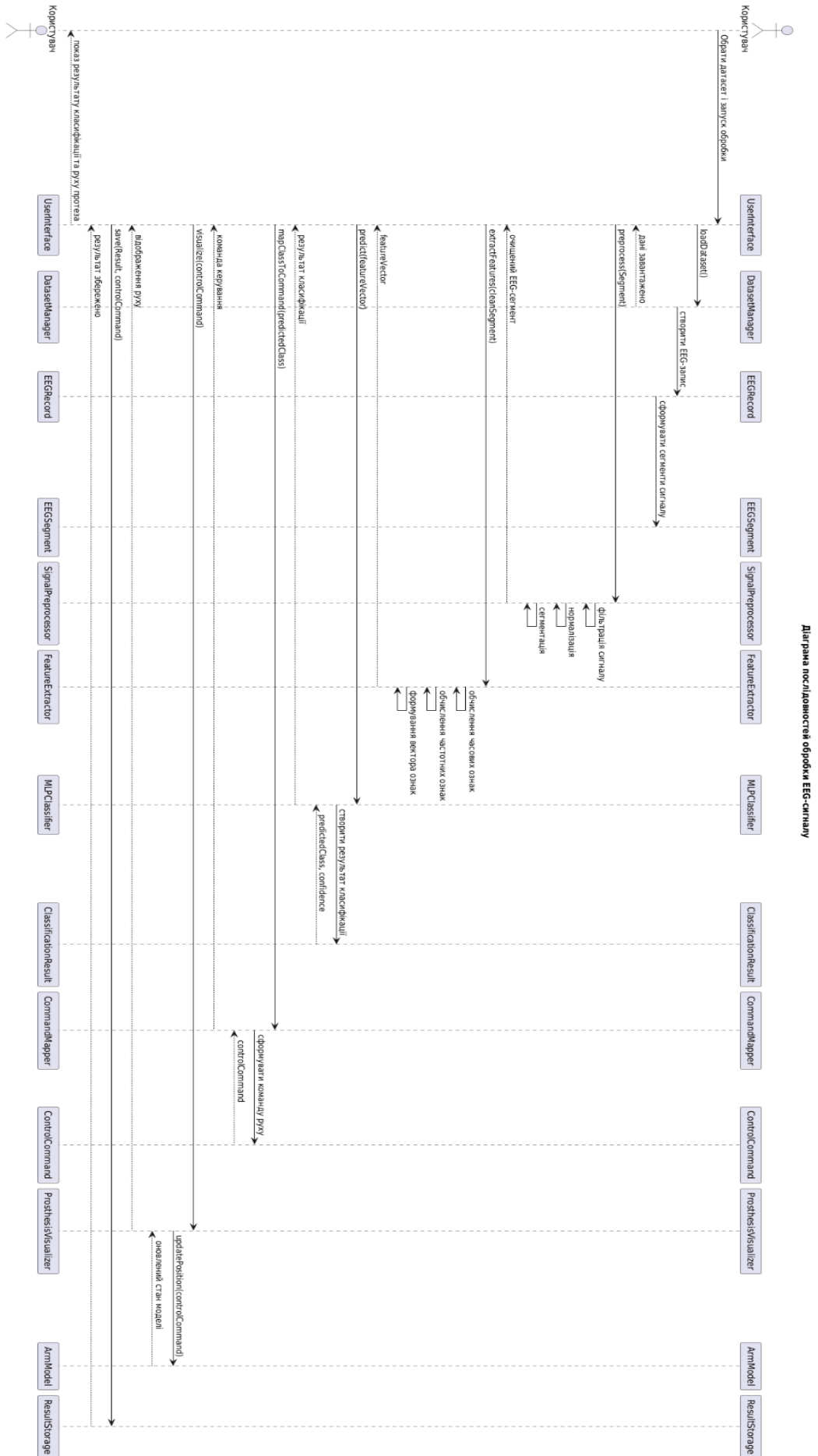


Рисунок А.2 - Розширена діаграма послідовності

ДОДАТОК Б

Системні вимоги для розгортання програмної системи

Мінімальні апаратні вимоги:

- Процесор: Intel Core i3 / AMD Ryzen 3 або аналогічний;
- Оперативна пам'ять: 8 ГБ RAM;
- Вільне місце на диску: 5 ГБ SSD/HDD;
- Відеоадаптер: підтримка OpenGL 2.0+;
- Роздільна здатність екрана: 1366×768.

Рекомендовані апаратні вимоги:

- Процесор: Intel Core i5 / AMD Ryzen 5 або вище;
- Оперативна пам'ять: 16 ГБ RAM;
- Вільне місце на диску: 10 ГБ SSD;
- Відеоадаптер: дискретний або інтегрований з підтримкою OpenGL 3.0+;
- Роздільна здатність екрана: 1920×1080.

Програмні вимоги:

- Операційна система: Windows 10/11, Ubuntu 22.04+, macOS 12+;
- Python: версія 3.10 або новіша;
- pip / virtualenv / venv;
- Git (для отримання проєкту з репозиторію).

Необхідні Python-бібліотеки:

- mne;
- numpy;
- pandas;
- scikit-learn;
- flask;
- pygame;
- matplotlib;
- scipy.

Дані та файли:

- Завантажений датасет EEGMMIDB (EDF-файли);
- Каталог для збереження моделей .pkl;
- Каталог для журналів роботи системи;
- Каталог для результатів класифікації.

Мережеві вимоги (за потреби API):

- Відкритий локальний порт 5000 або інший для Flask API;
- Доступ до локальної мережі при віддаленому запуску;

Команда запуску середовища:

```
pip install -r requirements.txt  
python app.py
```

Для стабільної роботи рекомендовано:

- Використання SSD-диска;
- Закриття сторонніх ресурсомістких програм;
- Використання окремого віртуального середовища Python;
- Регулярне оновлення бібліотек залежностей.

ДОДАТОК В

Теза конференції

УДК 621.326

Шегда М. – ст. гр. СП-41

Тернопільський національний технічний університет імені Івана Пулюя

РОЗРОБКА ПРОГРАМНОГО ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ ДЛЯ КЕРУВАННЯ РУХАМИ ПРОТЕЗА ВЕРХНЬОЇ КІНЦІВКИ НА ОСНОВІ МЕТОДІВ МАШИННОГО НАВЧАННЯ

Науковий керівник: к.т.н., доцент Михалик Д. М.

Shehda M.

Ternopil Ivan Puluj National Technical University

DEVELOPMENT OF SOFTWARE FOR CONTROLLING UPPER LIMB PROSTHESIS MOVEMENTS USING MACHINE LEARNING METHODS

Supervisor: PhD in Technical Sciences, Associate Professor Mykhalyk D.

Ключові слова: протезування, машинне навчання, біосигнали

Keywords: prosthetics, machine learning, biosignals

Розробка систем керування протезами верхніх кінцівок є актуальною задачею в галузі біомедичної інженерії, оскільки дозволяє відновити частину функціональних можливостей людини після втрати кінцівки. Сучасні підходи передбачають використання біосигналів, зокрема електроміографічних (EMG), які зчитуються з м'язів користувача та використовуються для керування рухами протеза. Основною складністю є точна інтерпретація цих сигналів, які можуть бути шумними, нестабільними та залежати від індивідуальних особливостей користувача.

Методи машинного навчання дозволяють будувати моделі, здатні класифікувати або регресійно відображати біосигнали у відповідні команди керування. Для цього використовуються алгоритми, такі як SVM, Random Forest, KNN, а також глибокі нейронні мережі, зокрема CNN та LSTM, які здатні враховувати часову структуру сигналів. Попередня обробка сигналів включає фільтрацію, нормалізацію, сегментацію та виділення ознак, що є критично важливим для підвищення точності моделей.

Окрім цього, важливим є забезпечення адаптивності системи до конкретного користувача. Оскільки біосигнали можуть суттєво відрізнятися між людьми, моделі повинні бути здатні до індивідуального налаштування та донавчання. Це дозволяє підвищити точність розпізнавання жестів та зробити керування протезом більш природним і зручним.

Важливим аспектом є також забезпечення роботи системи у реальному часі, що вимагає оптимізації моделей та мінімізації затримок обробки сигналів. Для цього використовуються легковагові моделі та методи оптимізації, що дозволяють реалізувати систему на вбудованих пристроях або мікроконтролерах.

Експериментальні результати показують, що використання методів машинного навчання дозволяє значно підвищити точність керування протезами порівняно з традиційними підходами. Основними метриками оцінювання є точність класифікації, затримка реакції та стабільність роботи системи [1].

Разом з тим, залишаються проблеми, пов'язані з шумністю сигналів, варіативністю положення електродів та втому м'язів, що впливає на якість розпізнавання. Тому актуальними є задачі підвищення робастності моделей, адаптації до змін умов та покращення зручності використання системи [2].

Додатково важливим є врахування індивідуальної калібровки системи для кожного користувача, оскільки навіть незначні зміни у розташуванні електродів або фізіологічному стані м'язів можуть суттєво впливати на характеристики сигналів. Для цього застосовуються методи адаптивного навчання та персоналізації моделей, які дозволяють системі поступово підлаштовуватись під користувача в процесі експлуатації. Використання підходів *transfer learning* або онлайн-навчання дає можливість зменшити час первинного налаштування та підвищити стабільність роботи системи у довгостроковій перспективі.

Окрему роль відіграє підвищення інтерпретованості моделей, що дозволяє краще зрозуміти, які саме характеристики сигналу впливають на прийняття рішення. Це важливо не лише з точки зору оптимізації алгоритмів, але й для підвищення довіри користувачів до системи. Крім того, інтеграція додаткових сенсорів, таких як акселерометри або гіроскопи, дозволяє створювати мультимодальні системи керування, які враховують як електроміографічні сигнали, так і рухові параметри, що значно підвищує точність та надійність розпізнавання жестів [3].

Таким чином, поєднання методів машинного навчання, ефективної обробки біосигналів та адаптивних алгоритмів формує комплексну технологічну основу для створення інтелектуальних систем керування протезами. Важливим є не лише використання окремих алгоритмів, а їх узгоджена інтеграція у повний конвеєр обробки сигналів — від зчитування та фільтрації біосигналів до їх інтерпретації та генерації керуючих команд у реальному часі. Це дозволяє досягти високої точності розпізнавання намірів користувача навіть у складних умовах, пов'язаних із шумами, варіативністю сигналів та змінами фізіологічного стану.

Такі системи здатні забезпечити більш природну та інтуїтивну взаємодію користувача з протезом, зменшуючи затримки реакції та підвищуючи плавність рухів. Завдяки адаптивності моделей, система може поступово підлаштовуватись під індивідуальні особливості користувача, що значно покращує комфорт використання та ефективність керування. Крім того, інтеграція сучасних обчислювальних підходів дозволяє реалізувати подібні рішення на компактних пристроях, що відкриває можливості для їх широкого практичного застосування.

У результаті такі інтелектуальні системи не лише підвищують функціональність протезів, але й сприяють покращенню якості життя користувачів, розширюючи їх можливості у повсякденній діяльності. Вони також відіграють важливу роль у процесах реабілітації, допомагаючи швидше адаптуватися до використання протеза та відновлювати моторні навички, що робить їх перспективним напрямом розвитку сучасних біомедичних технологій.

Література:

1. Ameri, A., Kamavuako, E. N., Scheme, E. (2021). A review of EMG-based control of upper limb prostheses. — *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*.
2. Ortiz-Catalan, M., Håkansson, B., Brånemark, R. (2022). Real-time control of prosthetic limbs using machine learning. — *Journal of NeuroEngineering and Rehabilitation*.
3. Phinyomark, A., Scheme, E. (2023). Feature extraction and selection for myoelectric control based on machine learning: A review. — *Sensors*.