

Національний технічний університет України
"Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського"
Приладобудівний факультет
Кафедра комп'ютерно-інтегрованих технологій виробництва приладів

«На правах рукопису»
УДК 57.087:004.032.26

До захисту допущено:

Завідувач кафедри

 Михайло БЕЗУГЛИЙ

« 28 » 12 2023 р.

Магістерська дисертація

на здобуття ступеня магістра

зі спеціальності 151 Автоматизація та комп'ютерно-інтегровані технології
на тему: «Автоматизований модуль для спектрального аналізу міографічних
сигналів»

Виконав:
студент 2 курсу, групи ПБ-21мп
Терещенко Володимир Владиславович



Керівник:
д.т.н., професор, Безуглий М. О.



Консультант з розроблення стартап-проєкту:
завідувач кафедри економічної кібернетики,
д.е.н., проф. Бояринова К. О.



Рецензент:
к.т.н., доцент, Мураховський С.А.



Засвідчую, що у цій дипломній роботі
немає запозичень з праць інших
авторів без відповідних посилань.

Студент (-ка) 

**Національний технічний університет України
«Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського»**

Приладобудівний факультет

Кафедра комп'ютерно-інтегрованих технологій виробництва приладів

Рівень вищої освіти – другий (магістерський)

Спеціальність – 151- Автоматизація та комп'ютерно-інтегровані технології

Освітньо-професійна програма «Комп'ютерно-інтегровані системи та технології в приладобудуванні»

ЗАТВЕРДЖУЮ

Завідувач кафедри

 **Михайло БЕЗУГЛИЙ**

«15» вересня 2023 р.

ЗАВДАННЯ

на магістерську дисертацію студенту

Терещенку Володимирі Владиславовичу

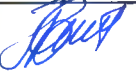
1. Тема дисертації «Автоматизований модуль для спектрального аналізу міографічних сигналів», науковий керівник дисертації Безуглий Михайло Олександрович, доктор технічних наук, професор, затверджені наказом по університету від «08» 11 2023 р. №5188-с
2. Термін подання студентом завершеної дисертації 20 грудня 2023 року.
3. Об'єкт дослідження: процеси аналізу міографічних сигналів у біонічному протезуванні кінцівок.
4. Вихідні дані: FSR-сенсори, часові і частотні характеристики міографічних сигналів, мікроконтролер серії AVR, алгоритми штучних нейронних мереж, матриці похибок, шість видів руху кінцівки.
5. Перелік завдань, які потрібно розробити: 1) Провести аналітичний огляд методів вимірювання та класифікації міографічних сигналів верхніх кінцівок; 2) Обґрунтувати вибір та передумови створення програмно-апаратних засобів для вимірювання міографічного сигналу; 3) Розробити вимірювальний модуль і алгоритм класифікації поверхонь на основі штучної нейронної мережі та спектральних

характеристик; 4) Обґрунтувати технологію експерименту та провести аналіз результатів дослідження; 5) Провести практичну апробацію розробленого модулю.

6. Орієнтовний перелік графічного (ілюстративного) матеріалу: рисунки, блок-схеми алгоритмів, таблиці, матриці похибок.

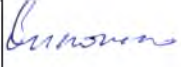
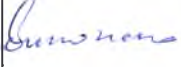
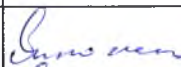
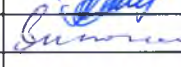
7. Орієнтовний перелік обов’язкових публікацій: авторське право на твір; участь у наукових конференціях з публікаціями матеріалів (тез) доповідей.

8. Консультанти розділів дисертації^{1*}

Розділ	Прізвище, ініціали та посада консультанта	Підпис, дата	
		завдання видав	завдання прийняв
Стартап-проекти	Завідувач кафедру економічної кібернетики, д.е.н., проф. Бояринова К.О.		

9. Дата видачі завдання 15 вересня 2023 р.

Календарний план

№ з/п	Назва етапів виконання магістерської дисертації	Термін виконання етапів магістерської дисертації	Примітка
1.	Аналітичний огляд методів вимірювання та класифікації міографічних сигналів верхніх кінцівок	22.09.2023	
2.	Обґрунтування вибору та передумов створення програмно-апаратних засобів для вимірювання міографічного сигналу	06.10.2023	
3.	Розробка вимірювального модулю і алгоритму класифікації поверхонь на основі штучної нейронної мережі та спектральних характеристик.	20.10.2023	
4.	Обґрунтування технології експерименту та проведення аналізу результатів дослідження.	3.11.2023	
5.	Практична апробація розробленого модулю.	17.11.2023	
6.	Оформлення розділу “Розробка стартап-проекту”	24.11.2023	
7.	Оформлення МД	05.12.2023	
8.	Захист МД		

Студент



Володимир ТЕРЕЩЕНКО

Науковий керівник



Михайло БЕЗУГЛИЙ

РЕФЕРАТ

Обсяг роботи: 94 сторінки.

Кількість ілюстрацій: 36 ілюстрацій.

Кількість таблиць: 24 таблиці.

Кількість джерел за переліком посилань: 55 джерел.

У першому розділі проведено аналіз різноманітних методів вимірювання і класифікації біологічних сигналів, проведено обґрунтування вибору методу поверхневої електроміографії, як оптимального базису для вимірювання набору сигналів руху кінцівки людини та подальшої класифікації і тестування відповідного програмного забезпечення.

У другому розділі розглянуто особливості функціонування вимірювальної схеми автоматизованого модулю та розроблення алгоритму і коду програмного забезпечення для автоматизованого розрахунку часових і спектральних характеристик, а також здійснення подальшої класифікації міографічних сигналів отриманих за допомогою запропонованої системи і її елементів.

У третьому розділі наведено результати експериментального дослідження та практичної апробації спроектованого модулю і його програмного забезпечення, наведено приклади вимірювання міо-сигналів руху пальців руки та використання розробленого програмного забезпечення для їх класифікації. Також, представлено результати тренування проміжних нейронних мереж і практичну апробацію з використанням розробленого модуля у складі роботизованої долоні.

У четвертому розділі розглянуто особливості розробки стартап-проекту, визначено його конкурентоспроможність та потенціал для комерціалізації модуля. Зазначено важливість контролю технічних аспектів, адаптації до ринкових тенденцій для успішного входження продукту в галузь біонічних технологій.

Ключові слова: міографія, спектральний аналіз, біонічне протезування, машинне навчання, штучні нейронні мережі.

ABSTRACT

Scope of work: 94 pages.

Number of illustrations: 36 illustrations.

Number of tables: 24 tables.

Number of sources: 55 sources.

The first chapter analyzes the various methods of measuring and classifying biological signals, justifies the choice of the surface electromyography method as the optimal basis for measuring a set of human limb movement signals and further classifying and testing the corresponding software.

The second section discusses the features of the functioning of the measuring circuit of the automated module and the development of an algorithm and software code for the automated calculation of time and spectral characteristics, as well as the subsequent classification of myographic signals obtained using the proposed system and its elements.

The third section presents the results of an experimental study and practical testing of the designed module and its software, provides examples of measuring myo-signals of finger movements and using the developed software for their classification. Also, the results of training of intermediate neural networks and practical testing using the developed module as part of a robotic palm are presented.

The fourth section discusses the peculiarities of developing a startup project, determines its competitiveness and potential for commercialization of the module. The importance of controlling technical aspects and adapting to market trends for the successful entry of a product into the bionic technology industry is emphasized.

Keywords: myography, spectral analysis, bionic prosthetics, machine learning, artificial neural networks.

Зміст

ВСТУП.....	8
Розділ 1. Аналітичний огляд методів вимірювання та класифікації міографічних сигналів верхніх кінцівок	12
1.1 Методи вимірювання біологічних та міографічних сигналів верхніх кінцівок	12
1.1.1 Поверхнева та інвазивна електроміографія	13
1.1.2 Електроенцефалографія	16
1.1.3 Форс-міографія.....	18
1.1.4 Електрично-імпедансна томографія	21
1.1.5 Сономіографія	24
1.2 Методи класифікації міографічних сигналів верхніх кінцівок.....	26
1.2.1 Метод опорних векторів	27
1.2.2 Метод випадкових лісів	28
1.2.3 Метод штучних нейронних мереж.....	29
Висновки до розділу 1	31
Розділ 2. Розроблення функціональної схеми та алгоритму класифікації для автоматизованого модулю	32
2.1. Схема функціонування автоматизованого модулю розрахунку спектральних характеристик	32
2.2 Особливості розрахунку параметрів міографічного сигналу для його класифікації.....	34
2.2.1 Часові характеристики	35
2.2.2 Спектральні характеристики	36
2.3 Особливості застосування штучної нейронної мережі як класифікатора міографічних сигналів	38
2.4 Розроблення алгоритму та коду програмного забезпечення автоматизованого модуля.....	42
Висновки до розділу 2.....	47

Розділ 3. Експериментальне дослідження та практична апробація розробленого модулю.....	48
3.1 Обґрунтування експерименту та апаратно-технічного забезпечення.....	48
3.2. Оцінювання роботи створеного застосунку і аналіз результатів вимірювання	53
3.3. Практична апробація модулю у складі роботизованої долоні	58
Висновки до розділу 3.....	63
Розділ 4. Розробка стартап проекту “Автоматизований модуль для спектрального аналізу міографічних сигналів”	64
4.1 Опис ідеї проекту	64
4.2 Технологічний аудит ідеї та аналіз ринкових можливостей стартап-проекту ..	67
4.3 Розроблення ринкової стратегії проекту	77
4.4 Розроблення маркетингової програми та плану реалізації стартап-проекту.....	81
Висновки до розділу 4.....	87
ВИСНОВКИ.....	88
Список використаних джерел	89

ВСТУП

У сучасному світі, де технологічний прогрес стрімко розвивається, питання точного відтворення природних функцій людського організму стає все більш актуальним. Шляхом створення біонічних протезних пристроїв, вчені і інженери докладають зусиль для того, щоб люди з ампутованими кінцівками мали можливість повернути собі мобільність і контроль над рухами. Однак це завдання не є легким і вимагає складних технологічних рішень.

В основі біонічного протезування лежить аналіз біологічного сигналу, що надходить пацієнта. Цей сигнал містить інформацію про рухи та наміри користувача, і на його основі протез перетворює цю інформацію в рухи механічних частин пристрою. Однак кожен рух кінцівки людини - це складний набір дій (певний вид біологічного сигналу людини який “помічає” рух) і наслідків (власне результат, переміщення кінцівки або її складових у просторі), які треба дослідити і штучно відтворити за допомогою систем біонічного протезування. Тому вимірювання і аналіз біологічного сигналу стають важливим етапом в розробці біонічних протезів.

На жаль, навіть на сьогоднішній день, сучасні протези не здатні з високою точністю повністю відтворити повний набір рухів на які здатна природна кінцівка людини, а також забезпечити зворотній зв'язок (відчуття дотику, болю, тощо).

Важливість точного відтворення рухів у біонічному протезуванні важко переоцінити, оскільки це має безпосередній вплив на якість життя людей з ампутованими кінцівками і їх можливість повернутися до повноцінного життя. Люди з ампутованими кінцівками, які використовують біонічні протези, зазвичай повертаються до роботи або навчання, де точність та ефективність рухів мають велике значення. Інтеграція точного відтворення рухів у біонічних протезах допомагає підвищити ефективність та зручність застосування штучної кінцівки кінцевим користувачем протезу.

Саме тому є сенс дослідити і створити апаратне та програмне рішення з метою підвищення точності розпізнавання біологічних сигналів людини, що в свою чергу призведе до більш ефективного відтворення природних рухів кінцівки біонічним протезом та забезпечить практичну користь і зручність застосування цієї технології під час повсякденного застосування.

Мета магістерської дисертації – створення і апробація автоматизованого модулю для спектрального аналізу міографічних сигналів, що дозволить підвищити їх загальну точність розпізнавання та збільшити ефективність відтворення природних рухів верхніх кінцівок виконавчими механізмами протезної кінцівки. Призначення описаного модулю у складі загальної системи - вимірювання та аналіз біологічних сигналів м'язів руки, які будуть використані у подальшому алгоритмі системи керування протезу для класифікації виміряного сигналу згідно з набором реальних рухів людської кінцівки.

Для досягнення фінальних результатів дослідження необхідно:

- 1) Провести аналітичний огляд методів вимірювання та класифікації міографічних сигналів верхніх кінцівок;
- 2) Обґрунтувати вибір та передумови створення програмно-апаратних засобів для вимірювання міографічного сигналу;
- 3) Розробити вимірювальний модуль і алгоритм класифікації поверхонь на основі штучної нейронної мережі та спектральних характеристик;
- 4) Обґрунтувати технологію експерименту та провести аналіз результатів дослідження;
- 5) Провести практичну апробацію розробленого модулю.

Об'єктом для вказаного дослідження є процеси аналізу міографічних сигналів у біонічному протезуванні кінцівок.

Предмет дослідження - програмно-апаратний засіб автоматизованого розпізнавання рухів верхніх кінцівок.

Мета дослідження – розробка програмного забезпечення для автоматизованого розрахунку часових і спектральних параметрів міографічного сигналу і його класифікації на їх основі за допомогою нейронних мереж. Головна мета – створити алгоритм та програмне забезпечення яке зможе класифікувати міо-сигнал отриманий за допомогою вимірювальної системи не зважаючи на конфігурацію сенсорів і фізичну величину, що вони вимірюють.

Методи дослідження

У процесі дослідження було використано наступні методи: метод вимірювання міо-сигналу, метод поверхневої електроміографії, метод форс-міографії, метод розрахунку частотних характеристик, метод розрахунку часових параметрів, метод класифікації сигналу за допомогою глибинних нейронних мереж, метод оцінки якості роботи моделі нейронної мережі за допомогою матриці похибок та параметрів точності (Precision, Recall, F1-score).

Наукова новизна - розроблено модуль автоматизованого розрахунку параметрів міографічних сигналів на основі одночасного аналізу спектральних та часових характеристик, що дозволило підвищити ефективність класифікації чотирьох рухів пальців руки людини.

Практична цінність – створений алгоритм і програмна реалізація дозволили проводити автоматизований відбір вхідної інформації та подальший автоматизований розрахунок спектральних характеристик сигналу і його класифікацію.

Апробація

Проміжні результати дослідження алгоритмів для створення програмного забезпечення, та функціональних блоків розрахунку характеристик представлено на наступних наукових конференціях:

1. В. В. Терещенко, К. П. Вонсевич “Використання спектральних параметрів електроміографічних сигналів у біонічному протезуванні”, XV Науково-практична конференція студентів, аспірантів та молодих вчених «Погляд у майбутнє приладобудування», 14-15 червня 2022 р., м. Київ, Україна : збірник праць конференції. – Київ : КПІ ім. Ігоря Сікорського, 2022. – С. 179-182.

2. В. В. Терещенко, К. П. Вонсевич “Спектральний аналіз характеристик міографічних сигналів” XIV Науково-практична конференція студентів, аспірантів та молодих вчених «Погляд у майбутнє приладобудування», 18-19 травня 2021 р., м. Київ, Україна : збірник праць конференції. – Київ : КПІ ім. Ігоря Сікорського, 2021. – С. 258-261.

Наукові публікації

1. Терещенко В.В., Вонсевич К. П. “Аналіз ефективності застосування часових і частотних характеристик для класифікації електроміографічного сигналу” XVI Науково-практична конференція студентів, аспірантів та молодих вчених «Погляд у майбутнє приладобудування», 16-17 травня 2023 р., м. Київ : КПІ ім. Ігоря Сікорського, 2023. – С. 137-140.

2. Терещенко В.В., Вонсевич К. П. “Автоматизований модуль для спектрального аналізу міографічних сигналів”, XIX Науково-практичній конференції студентів, аспірантів та молодих вчених «Ефективність та Автоматизація інженерних рішень у приладобудуванні.» 20 – 21 грудня 2023 р. Київ, Україна

3. Авторське право на твір, реєстраційний номер 6813, 12.06.2023 р. Комп’ютерна програма «Програма для комп’ютерного керування роботизованою кінцівкою «М-Control»; Вонсевич Костянтин Петрович, Щур Марина Сергіївна, Терещенко Володимир Владиславович.

Розділ 1. Аналітичний огляд методів вимірювання та класифікації міографічних сигналів верхніх кінцівок

1.1 Методи вимірювання біологічних та міографічних сигналів верхніх кінцівок

Ефективність систем розпізнавання рухів у протезуванні залежить від різних факторів. Один із найважливіших аспектів - це можливості вимірювальної апаратури, яка використовується при реєстрації біологічних сигналів. Вибір кількості вимірювальних каналів та типу сенсорів визначається методом досліджень, видом біологічного сигналу, який має бути розпізнаним системою, а також кінцевою метою розробки. Додатково, на ефективність систем розпізнавання рухів впливає і обробка отриманих сигналів, яка може включати в себе аналіз та фільтрацію даних для виділення корисної інформації, а також розробку алгоритмів і штучних нейронних мереж для інтерпретації цих сигналів. Крім того, важливими факторами є інтеграція між апаратурою та пристроями протезу, а також оптимізація і навчання системи з урахуванням індивідуальних особливостей користувача, що веде до постійного покращення функціональності та зручності використання протезувальних систем [1].

Методи розпізнавання рухів кінцівок в біонічному протезуванні можуть бути різними, і кожен з них має свої переваги та обмеження. Одним із таких методів є так звана **електроміографія (ЕМГ)**, яка передбачає вимірювання природного сигналу, шляхом визначення електричної активності нервових закінчень м'язу або його ступеня провідності [2,3,4]. Вибір методу вимірювання біологічних сигналів має суттєвий вплив на точність роботи та функціональність протезних систем.

1.1.1 Поверхнева та інвазивна електроміографія

У літературних джерелах виділяють два основних види ЕМГ: **неінвазивна** (поверхнева) і **інвазивна**. Неінвазивна ЕМГ використовує поверхневі електроди, які розміщуються на шкірі для вимірювання електричних сигналів, які генеруються м'язами (рис. 1.1. а). У свою чергу, інвазивна ЕМГ вимагає введення датчика або електроду безпосередньо в м'яз, що дозволяє отримувати точну інформацію про його функціонування (рис. 1.1. б). Неінвазивна ЕМГ зазвичай є менш травматичною і більш зручною для пацієнтів, але потенційно визначає менш точні результати вимірювань, порівняно з інвазивною ЕМГ [5,6].

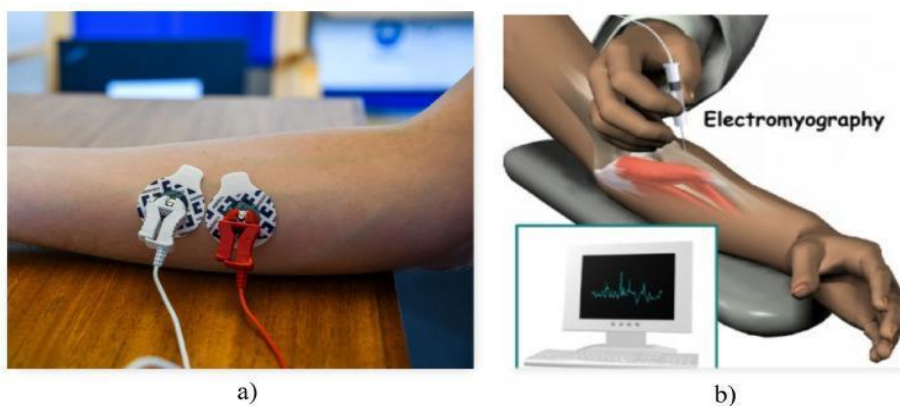


Рисунок 1.1. а) Застосування поверхневого електроду для неінвазивної ЕМГ;
 б) застосування голкового електроду для інвазивної ЕМГ [5,6]

Електроміографічний сигнал отриманий з поверхні шкіри, містить важливу інформацію про нервово-м'язові процеси. Складність, нелінійність і значна дисперсія, які характеризують сигнали, що генеруються ЕМГ, ускладнюють їх інтерпретацію. Тому, перед використанням сигналів ЕМГ для побудови системи класифікації рухів рук (розпізнавання та класифікація образів), необхідно провести процес ідентифікації атрибутів (особливостей) сигналів. У цій ситуації ключовою є закономірність, яка виражена в часовому сигналі ЕМГ. У більшості випадків отриманий сигнал можна аналізувати за його амплітудою, частотою і фазою, які змінюються в часі. Електричні струми утворюються в м'язах під час їх скорочення, що вказує на нервово-м'язову

активність, оскільки скорочення м'язів і розслаблення постійно контролюються нервовою системою. Взаємодія нервової системи та анатомо-фізіологічних особливостей м'язів призводить до генерації складного ЕМГ-сигналу. Під час поширення через різні тканини, сигнал ЕМГ піддається шумовим впливам. Крім того, коли детектор ЕМГ розташований близько до поверхні шкіри, він може збирати сигнали від різних рухових органів одночасно, що призводить до втручання сигналів.

Для класифікації сигналів ЕМГ необхідно мати доступ до відповідних алгоритмів та методів їх аналізу. Отже, апаратні рішення для різноманітних застосувань, пов'язаних із сигналами ЕМГ, можуть розвиватися та використовуватися для вирішення проблем, пов'язаних із розробкою біонічних протезних систем. Проте висока непередбачуваність поверхневої ЕМГ і обмежений доступ до даних обмежують використання технологій для розпізнавання рухів [5,7].

У дослідженні [8] представлено використання датчику сухого контакту для вимірювання електроміографічних сигналів (рис. 1.2). Цей датчик розроблений з метою використання у біонічних руках і має ряд переваг. Датчик використовує спеціальні електроди з нержавіючої сталі, які встановлюються на поверхню шкіри. Це дозволяє отримувати більш точні сигнали від м'язів, покращуючи результати класифікації у майбутньому. Один з головних плюсів цих датчиків - можливість їхнього використання з різними підсилювачами, що робить їх універсальними для різних систем. Важливим досягненням дослідження є класифікація сигналів в режимі реального часу з точністю 85% для п'яти обраних жестів пальців. Це підтверджує, що запропоновані активні датчики для поверхневої ЕМГ з сухим контактом можуть надавати високоякісні сигнали для контролю біонічних рук. Гнучкість цих датчиків у поєднанні з оптимальним розташуванням дозволяє досягти високої точності при керуванні окремими пальцями, що робить їх доступними та ефективними для використання в системах керування протезами [8].

Як було сказано раніше, електроміографічні сигнали можуть бути використані для управління протезними пристроями. У цьому випадку дані сигнали використовуються для створення моделі певного руху. Внутрішньом'язова електроміографія є інвазивною і може стати значним обмеженням у повсякденному

житті для контролю протеза, тому для цього типу застосування краще використовувати поверхневу електроміографію незважаючи на те, що вона надає менш точні результати, ніж внутрішньом'язова електроміографія [6].

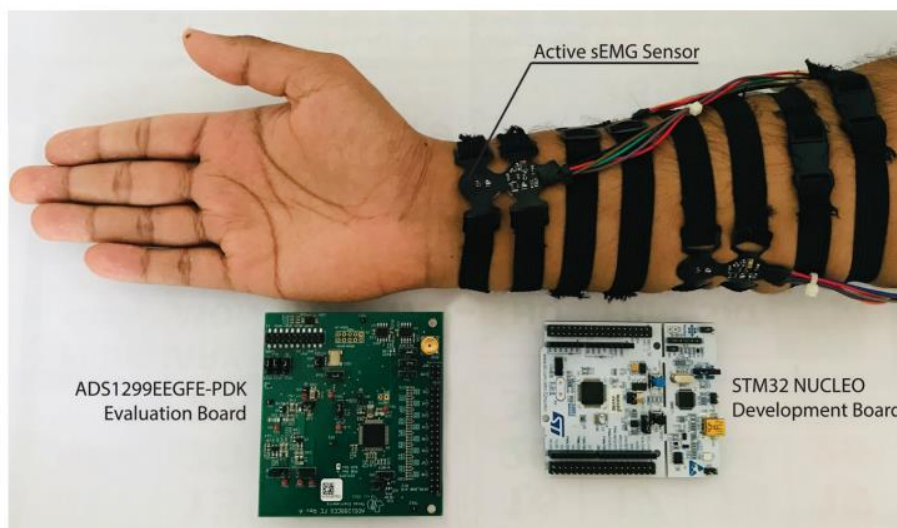


Рисунок 1.2. Експериментальна установка для класифікації жестів пальцями в режимі реального часу [8]

Обидва види ЕМГ залишаються актуальними і важливими інструментами в сучасній медицині та наукових дослідженнях. Інвазивна ЕМГ надає більше точності та може бути використана для детального вивчення м'язів та нейро-м'язової системи, що є важливим в протезуванні для розробки продуктивних імплантів та пристроїв для пацієнтів.

З іншого боку, неінвазивна (поверхнева) ЕМГ має великий потенціал в амбулаторних та реабілітаційних умовах, де можливе відстеження та контроль активності м'язів без потреби внутрішніх втручань. Це може бути корисним для пацієнтів, які втратили частину функції своїх кінцівок через травму чи захворювання, і для розробки протезних пристроїв або інших технологій для реабілітації. Усі ці можливості використання інвазивної та неінвазивної ЕМГ роблять їх важливими інструментами в розвитку та вдосконаленні протезів і асистивних технологій, сприяючи покращенню якості життя людей із різними м'язовими порушеннями. Ці технології також мають потенціал створити нові можливості для покращення рухових функцій та підвищення самостійності пацієнтів з обмеженими можливостями.

1.1.2 Електроенцефалографія

Ще один метод вимірювання біологічних сигналів, відомий як електроенцефалографія (ЕЕГ), базується на дослідженні біоелектричних потенціалів мозку людини за допомогою спеціальних сенсорів, розміщених на голові пацієнта. Ці сенсори призначені для вимірювання найменших електромагнітних імпульсів, що виникають під час виконання рухів, з метою подальшого перетворення сигналу на основному обладнанні. Електроенцефалографія дозволяє спостерігати за активністю мозку та використовувати цю інформацію для керування біонічними протезами [9].

Електроенцефалографія є найпоширенішим методом реєстрації мозкової активності, який використовується в мозкових інтерфейсах. Популярність цього методу пояснюється декількома факторами: сигнали ЕЕГ є неінвазивними, відносно недорогими, портативними і мають високу тимчасову роздільну здатність порівняно з іншими методами реєстрації мозкової активності, такими як електрокортикограми, магнітоенцефалограми, функціональна магнітно-резонансна томографія і ближня інфрачервона спектроскопія. Електроенцефалографія дозволяє вимірювати електричну активність мозку, спричинену струмами, які генеруються нейронами всередині мозку. Сигнал ЕЕГ можна отримати неінвазивно, розмістивши електроди на шкірі голови, і саме ця простота робить його найпоширенішим методом вимірювання активності мозку. Крім того, він є доступним і має високу тимчасову роздільну здатність (близько 1 мс). Однак він має слабкий сигнал і схильний до кількох артефактів, а також відзначається відносно низькою просторовою роздільною здатністю [10,11].

Незважаючи на усі недоліки такого методу, вчені продовжують дослідження виділяючи його головні переваги. Так авторами дослідження ЕЕГ у сфері протезування була поставлена мета встановити доцільність маніпулювання протезом колінного суглоба безпосередньо за допомогою системи інтерфейсу "мозок-комп'ютер" у людини з трансфеморальною ампутацією. Незважаючи на те, що інші форми контролю можуть бути більш надійними та швидкими (наприклад,

електроміографічний контроль), система на основі електроенцефалографії (ЕЕГ) може надати пацієнтам з ампутованими кінцівками альтернативний спосіб керування протезом безпосередньо з мозку. На рисунку 1.3 зображено набір з 32-ох сенсорів у складі системи для вимірювання біологічного сигналу активності мозку людини.

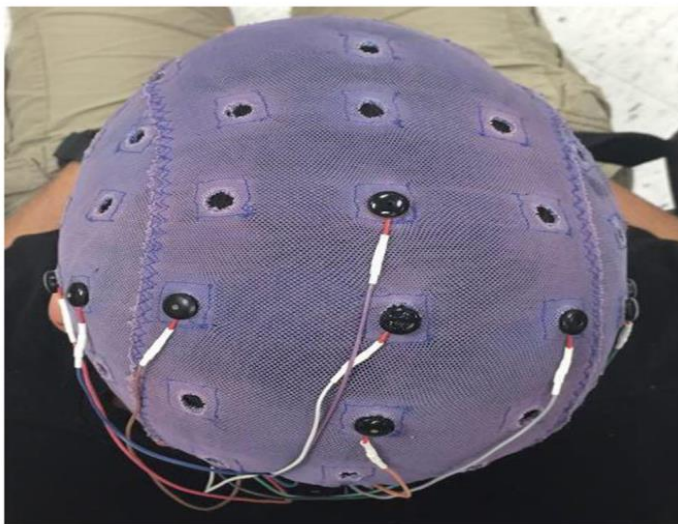


Рисунок 1.3. Набір сенсорів для електроенцефалографії [12]

Також у системі використовувалося додаткове обладнання, а саме апаратне та програмне забезпечення для обробки, класифікації, та зворотного зв'язку у режимі реального часу. В результаті апробація та тренування даної системи автори змогли досягти наступної точності правильного зворотного зв'язку системи за вісьмома повтореннями тестування: перший сегмент, 100%; другий сегмент 77,8%; третій сегмент 100%; четвертий сегмент, 100%; п'ятий сегмент 50%; шостий сегмент 83,3%; сьомий сегмент 71,4%; восьмий сегмент – 85,7% [12]. Підсумовуючи наведену інформацію, можна сказати що ЕЕГ також є досить часто використовуваним в експериментальних умовах, методом реєстрації мозкової активності в системах керування роботизованих та протезних кінцівок. Основні переваги ЕЕГ включають його неінвазивність, відносну доступність, портативність і високу тимчасову роздільну здатність. Однак варто враховувати його обмеження, такі як слабкий сигнал і низька просторова роздільна здатність.

ЕЕГ використовується для вимірювання електричної активності мозку, яка генерується нейронами всередині мозку. Отримання сигналу ЕЕГ не вимагає

інвазивних процедур і обмежується розміщенням електродів на шкірі голови, що робить його зручним і безпечним методом для багатьох досліджень та застосувань. Незважаючи на обмеження ЕЕГ, вчені продовжують досліджувати його можливості та переваги. Зокрема, у дослідженні, згаданому раніше, проведено аналіз можливості керування протезом колінного суглоба за допомогою інтерфейсу "мозок-комп'ютер". Цей дослід показав, що ЕЕГ може бути використаний для керування біонічними протезами безпосередньо за допомогою активності мозку. Попри обмеження ЕЕГ, такі як слабкий сигнал і низька просторова роздільна здатність, цей метод має важливі переваги, які роблять його привабливим для застосування у медицині та технологічних розробках. Він може надати людям з ампутованими кінцівками можливість керувати протезами безпосередньо за допомогою свого мозку. Це відкриває нові можливості для пацієнтів і підвищує якість їхнього життя.

У підсумку, ЕЕГ є важливим методом для дослідження та розвитку мозкових інтерфейсів і керування біонічними протезами. Незважаючи на його обмеження, він має великий потенціал у покращенні якості життя людей і розширенні можливостей медицини та технологій. Дослідження в галузі ЕЕГ продовжуються, і цей метод залишається однією з ключових галузей в мозковій науці та технологіях.

1.1.3 Форс-міографія

Ще одним методом вимірювання м'язової активності, який базується на реєстрації параметрів тиску, який м'язи здійснюють на вимірювальній поверхні сенсору (під час виконання рухів кінцівки) є так звана Форс-міографія [13]. Для форс-міографії (ФМГ) зазвичай використовуються багатоканальні вимірювальні системи, які дозволяють визначити топографічний розподіл прикладеної сили відносно місця розташування сенсорів. Цей метод може бути особливо корисним для розпізнавання рухів та для керування біонічними кінцівками, які вимагають високоточного керування. Фактично, ФМГ - це один із передових методів, який має досить значний

потенціал у сфері біонічного протезування і набуває все більшої популярності завдяки своїй простоті реалізації та актуальності у вищезазначеній галузі. Цей метод базується на реєстрації параметрів тиску, який м'язи розвивають на вимірювальній поверхні сенсору під час виконання рухів. Використання ФМГ в біонічному протезуванні відкриває широкий спектр можливостей для покращення якості життя людей з ампутаціями та різними формами фізичних обмежень [14].

Однією з ключових переваг ФМГ є можливість точного визначення сили тиску, яку м'язи розвивають в реальному часі. Це особливо важливо для біонічних протезів, які вимагають точного керування силою тиску, наприклад, для здійснення пригальмовування, тримання об'єктів різної ваги та текстури. Для забезпечення точності і надійності вимірювань, зазвичай використовуються багатоканальні вимірювальні системи, які дозволяють визначити топографічний розподіл прикладеної сили відносно місця розташування сенсорів на поверхні шкіри [15]. Однак ФМГ не обмежується лише вимірюванням сили тиску. Цей метод реєстрації біологічного сигналу також може бути використаний для вимірювання інших параметрів, таких як напруження м'язів та частота їх скорочень. Це дає можливість отримувати більш повний набір даних про фізіологічні процеси, що відбуваються в м'язах під час виконання різних рухів. Ця інформація може бути корисною для коригування параметрів біонічного протезу, а також для діагностики та моніторингу стану м'язів у реальному часі [16].

Однією з актуальних проблем у біонічному протезуванні є розпізнавання намагань людини керувати протезом. ФМГ може вирішити цю проблему, оскільки дозволяє досліджувати активність м'язів та інші фізіологічні параметри, пов'язані з рухами. Збираючи дані про активність окремих м'язів та сполучаючи їх з даними про тиск і силу, ФМГ може розпізнавати специфічні рухи, які людина намагається виконати з протезом. Це дозволяє покращити точність та натуральність керування біонічною кінцівкою, що є важливим аспектом в розвитку біонічних протезів. На прикладі дослідження [17] спрямованого на апробацію методу ФМГ, коли людина з ампутацією використовує прототип протеза руки, можна зробити висновки щодо актуальності використання ФМГ у біонічному протезуванні. Один волонтер

(трансперіальна ампутація) брав участь у цьому дослідженні, яке досліджувало два експериментальних випадки: статичний і динамічний. Розглянутий статичний випадок передбачав скорочення м'язів передпліччя в фіксованих положеннях ліктя та плеча, тоді як динамічний випадок включав рухи ліктя і плеча. Для дослідження сигналу було використано систему з п'яти стрічок по 16 FSR сенсорів які було розміщено всередині сокету прототипу протезу (рис. 1.4).



Рисунок 1.4. Сокет з розміщеними всередині стрічками із FSR датчиками [17]

Далі за допомогою додаткового обладнання було проведено дослідження: вимірювання, обробка, та класифікація сигналу за допомогою машинного навчання. При розгляді одинадцяти різних випробувань статичні дані показали точність понад 99%, а динамічні дані понад 86% (аналіз у рамках дослідження). Аналіз між дослідженнями, який враховує кілька випробувань в одному наборі даних, показав значущу точність відповідно 81% і 75% тільки для зменшеної установки шести випробувань.

Водночас, у роботі [18] авторами було проведення дослідження використання ФМГ як потенційної альтернативи до широко прийнятої поверхневої електроміографії для керування різними видами руху роботизованої руки. Дослідження включало участь чотирьох чоловіків із трансперіальною ампутацією, які досліджували різні комбінації рухів, від 6 до 11. Результати показали можливість класифікації шести основних рухів, що є важливими у повсякденній діяльності, за

допомогою FMG з точністю до 70% у залишковій частині кінцівки. Крім того, досягнута можливість покращення точності класифікації до 88,83% та 89% при розділенні видів руху з різними режимами використання великого пальця руки. Також була продемонстрована здатність до реального часу керування комерційним зразком біонічного протезу Vebionic3.

В результаті, можна зробити висновок, що незважаючи на те, що поверхнева електроміографія довгий час була найпоширенішим методом неінвазивного контролю протезів, дослідження нетрадиційних підходів може призвести до розробки технік, які подолають деякі його обмеження. Форс-міографія є одним з таких потенційно перспективних методів. Форс-міографія, наразі показує значний потенціал, створюючи можливість для поліпшення контролю протезів. Використання цього методу може дозволити пацієнтам збільшити точність та ефективність управління своїми протезами. Це відкриває двері для подальших досліджень та розробки інноваційних технологій в галузі неінвазивного контролю протезів. Таким чином, наукові дослідження і розвиток нових методів мають велике значення для майбутнього медицини та реабілітації.

1.1.4 Електрично-імпедансна томографія

Ще одним методом є електрично-імпедансна томографія, яка полягає в визначенні розподілу питомого електричного опору всередині біологічного середовища під час виконання рухів чи жестів кінцівки [19]. Сенсори вимірюють напругу, яка виникає при подачі відомого значення струму, і на основі цих даних розраховується питомий електричний опір або провідність відповідної тканини. Цей метод може бути використаний для моніторингу м'язової активності та контролю за рухами. Електрично-імпедансна томографія (EIT) є перспективним напрямком досліджень у сфері біонічного протезування, який може вирішити низку важливих завдань, пов'язаних із створенням більш ефективних та функціональних біонічних

протезів. Принципи цієї технології і її можливості надають нам нові можливості для контролю, моніторингу та взаємодії із біонічними протезами, роблячи їх більш природними та інтуїтивними для користувачів [20].

Актуальність використання електрично-імпедансної томографії в біонічному протезуванні визначається рядом факторів. Перш за все, цей метод надає можливість в реальному часі отримувати інформацію про структуру тканин та їхню активність. Під час виконання рухів або жестів кінцівки, ЕІТ може надавати детальну картину розподілу питомого електричного опору всередині тіла. Це дозволяє визначити, які м'язи активні, в якій мірі, і спостерігати зміни в цьому розподілі під час різних рухів. Інформація, отримана завдяки ЕІТ, може бути використана для вдосконалення біонічних протезів, щоб вони були більш точними та ефективними у реалізації бажаних рухів. До переваг електрично-імпедансної томографії в біонічному протезуванні належить її безпечність та майже відсутній ризик зашкодити користувачеві. Відсутність іонізуючого випромінювання та інвазивних процедур робить її безпечною для використання навіть на довготривалих інтервалах. Це дозволяє користувачам більше довіряти та комфортно використовувати біонічні протези [21].

Додатковою перевагою ЕІТ є його можливість інтегруватися з різними типами біонічних протезів, незалежно від їх конструкції. Використання сенсорів, які здатні вимірювати питомий електричний опір в м'язах та інших тканинах, дозволяє збирати дані для різних протезів, будь то біонічна рука, нога чи інші апарати. Це створює універсальний підхід до моніторингу та контролю за роботою різних типів протезів. Крім того, ЕІТ дозволяє створити інтерфейс взаємодії між людиною і біонічним протезом, який більш природний та інтуїтивний. Сенсори ЕІТ можуть вимірювати електричний опір м'язів і нервових шляхів, що дає змогу користувачеві взаємодіяти з протезом за допомогою природних рухів і жестів. Наприклад, користувач може мимоволі активувати певні м'язи, і протез реагує на це, виконуючи відповідні рухи. Це робить взаємодію з біонічним протезом більш інтуїтивною та природною, що покращує якість життя користувача.

Використання цього методу дослідження з метою реалізації у біонічному протезуванні показано авторами [22] при дослідженні інтерфейсу керування протезом за допомогою ЕІТ. Зокрема, у цій роботі розглянуто особливості створення інтерфейсу користувача на основі технології ЕІТ, де розроблена система здатна розпізнавати одинадцять різних жестів руками за допомогою методу групування жестів, який дозволяє розширити набір доступних жестів. При цьому досягається висока точність розпізнавання з мінімальним впливом на взаємодію з користувачем. Проведені експерименти (рис. 1.5) показали, що система досягає точності на рівні 98,5% для трьох жестів та 94,4% для двох наборів по п'ять жестів руки.

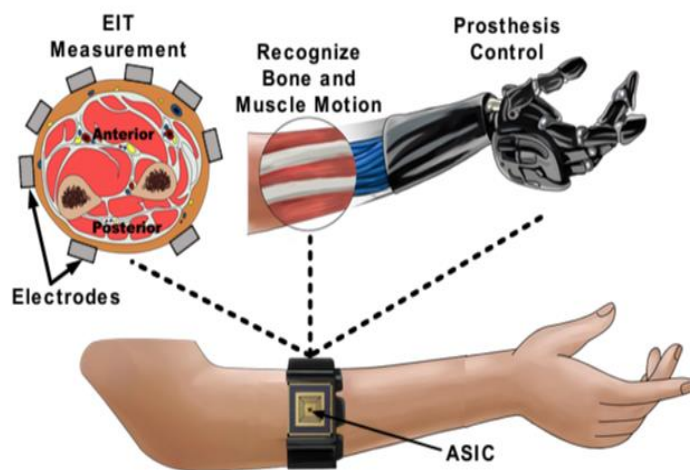


Рисунок 1.5. Запропонована система контролю протезом за допомогою електрично-імпедансної томографії із використанням інтегральної схеми (ASIC) [22]

В іншому прикладі дослідження електрично-імпедансної томографії було запропоновано її використання для розробки пристрою розпізнавання жестів. Авторами розроблено переносний датчик для розпізнавання жестів за допомогою електрично-імпедансної томографії. Був розроблений датчик з 8 електродами. Для пошуку оптимального матеріалу та форми були вивчені чотири види електродів, включаючи провідний тканинний електрод, прямокутний мідний електрод, вигнутий мідний електрод і медичний електрод. В результаті вибору прямокутного мідного електрода було досягнуто найкращого результату. Електрична модель контакту між електродом і шкірою допомогла встановити вплив контактного імпедансу на швидкість розпізнавання жестів. Використання прямокутного мідного електрода

забезпечує необхідний контактний імпеданс, що сприяє збільшенню швидкості розпізнавання жестів. Для досягнення цієї мети було використано кілька алгоритмів машинного навчання для розпізнавання трьох різних жестів. Оптимальним алгоритмом з середньою точністю розпізнавання на рівні 95% є алгоритм середнього Гаусівського методу опорних векторів (SVM) [23].

Електрично-імпедансна томографія (EIT) представляє важливий напрямок досліджень у сфері біонічного протезування. Цей метод дозволяє отримувати реальні дані про структуру тканин та їхню активність в режимі реального часу під час виконання рухів або жестів кінцівки. Ця можливість робить його цінним інструментом для моніторингу м'язової активності та контролю за біонічними протезами. Також варто відзначити його універсальність, оскільки може бути інтегрованим з різними типами біонічних протезів, незалежно від їх конструкції. Важливим досягненням є створення інтерфейсів взаємодії між користувачем та протезом, що базуються на EIT, забезпечуючи природну та інтуїтивну взаємодію. Експерименти показали високу точність розпізнавання жестів і взаємодії з протезами, що робить їх більш природними та зручними для користувачів. Усе це свідчить про потенційну важливість EIT у біонічному протезуванні та можливість використання цього методу для поліпшення якості життя користувачів біонічних протезів.

1.1.5 Сономіографія

Сономіографія (SMG) - це інноваційний підхід до вимірювання керуючих сигналів у галузі протезування, який використовує набір ультразвукових зображень для оцінювання деформацій м'язів в залишковій частині кінцівки, під час виконання різних рухів. Фактично, цей метод полягає в дослідженні акустичного сигналу, який генерується внаслідок м'язової активності та подальшому перетворенні цього сигналу в набір зображень для їх розпізнавання та класифікації відповідно до набору рухів визначених в рамках дослідження [24]. Однак, варто зазначити, що як самостійний

метод досліджень, ультразвукові вимірювання у біонічному протезуванні кінцівок використовуються рідко, оскільки вони обмежені дороговизною та габаритністю вимірювальних модулів, а також складністю обробки вихідного сигналу та застосовують у переважній більшості випадків в рамках лабораторного експерименту.

Для виконання сономіографії використовують ультразвуковий апарат, який генерує високочастотні звукові хвилі. Ці хвилі відбиваються від м'язів та інших тканин кінцівки, інформація про які потім обробляється та відображається на моніторі. Результатом є візуалізація структури м'язів, їх рухів та змін під час активності. Інформація, отримана завдяки сономіографії, може бути корисною для лікарів, які розробляють і налаштовують протези, а також для пацієнтів, які використовують ці протези у повсякденному житті. Однією з ключових переваг сономіографії є можливість реального часу відслідковувати рухи м'язів та зміни їх структури під час виконання різних завдань. Це дозволяє пацієнтам та лікарям спостерігати за тим, як протез інтегрується з залишковою частиною кінцівки та як він відповідає на різні навантаження [25].

Загалом, сономіографія відкриває нові горизонти в області реабілітації та протезування кінцівок. Вона надає надійний інструмент для моніторингу та адаптації протезів, допомагаючи пацієнтам повернутися до активного та якісного життя після ампутації. Авторами дослідження [26] наведено приклад застосування SMG для контролю протезів верхніх кінцівок. Ця техніка дозволяє класифікувати різні рухи рук на основі зображень або сигналів, отриманих УЗ-зондом для керування протезом з кількома ступенями свободи. Оскільки ультразвукове зображення (рис. 1.6) може надавати інформацію як про поверхневу, так і глибоку м'язову активність, цей метод інтерфейсу між людиною і машиною (НМІ) має значний потенціал для керування протезами з вищим рівнем вільності рухів.

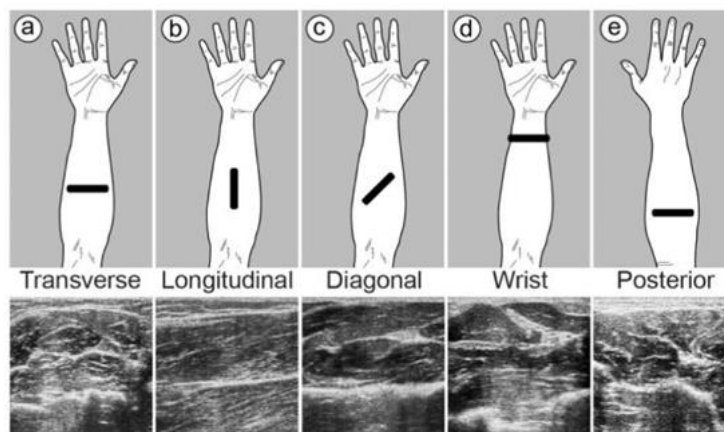


Рисунок 1.6. Порівняння різних положень ультразвукового датчика відносно руки із відповідним зображенням [26]

Як можна зрозуміти з наведеної інформації, реєстрація міографічного сигналу за допомогою одного із вище перерахованих методів не є достатньою для перетворення біологічного сигналу у безпосередній рух штучної кінцівки. Важливим елементом при цьому є етап розпізнавання виміряного сигналу та проведення його класифікації згідно з певним видом руху. Для класифікації біологічних сигналів необхідно використовувати один із різноманітних алгоритмів машинного навчання (МН). Проте алгоритми МН не завжди здатні обробити безпосередньо весь потік інформацію, отриманої з вимірювальних датчиків. Тому, існують і різні моделі передачі вмісту для виокремлення значущих характеристик біологічного сигналу та подальшого використання цих ознак для навчання класифікаційних моделей [27].

1.2 Методи класифікації міографічних сигналів верхніх кінцівок

Відтворення біонічною кінцівкою природних рухів передбачає необхідність проведення класифікації сигналів, що генеруються тілом людини та подальшу їх інтерпретацію для керування протезом. Технології машинного навчання відіграють важливу роль у цьому процесі, допомагаючи аналізувати та класифікувати біосигнали з досить високою точністю. При цьому, серед широкого різноманіття методів МН, що

можуть застосовуватись для вирішення подібних задач, у галузі протезування зазвичай виділяють: метод опорних векторів (Support Vector Machines, SVM), штучні нейронні мережі (ШНМ) та метод випадкових лісів (Random Forests) [28].

1.2.1 Метод опорних векторів

Метод опорних векторів (SVM) є багатокласовим класифікатором, що здійснює вибір вагових коефіцієнтів і спеціальних значень їх зміщення на основі наданих помічених ознак сигналу чи його навчальних даних [29]. Це досягається шляхом знаходження вагових коефіцієнтів і зміщень, які максимізують відстань від спеціальної розділюючої гіперплощини до найближчих даних (рис. 1.7).

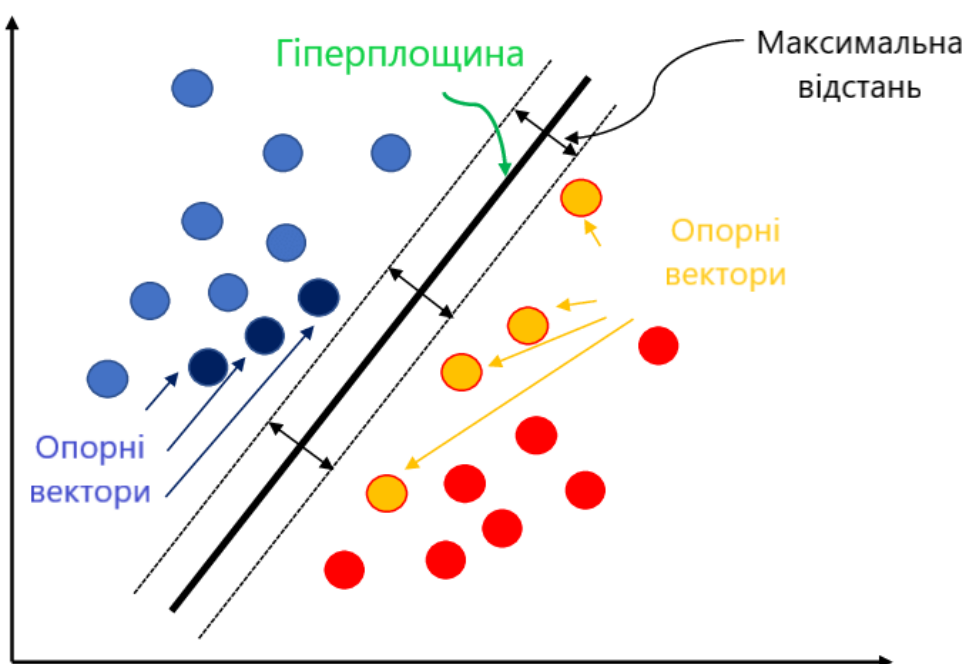


Рисунок 1.7. Графічне представлення методу опорних векторів [30]

Початково алгоритм SVM був створений для розв'язання задачі двокласової класифікації. Проте для вирішення багатокласових завдань класифікації він був розширений двома способами: за допомогою створення кількох класифікаторів "один проти всіх" (де алгоритм розв'язує двох класові завдання, обираючи одну категорію

класу серед масиву інших), або за допомогою формулювання задачі SVM як завдання бінарної класифікації “один проти одного” (в цьому випадку вирішується $K(K-1)/2$ завдань бінарної класифікації, де класи розглядаються попарно) [30].

1.2.2 Метод випадкових лісів

"Випадкові ліси" (рис. 1.8) представляють собою категорію алгоритмів машинного навчання, призначену для розв'язання задач розпізнавання образів (pattern recognition). Як набір методів, вони створюють багато дерев, які служать базовими моделями та використовують групування даних для передбачення класів.

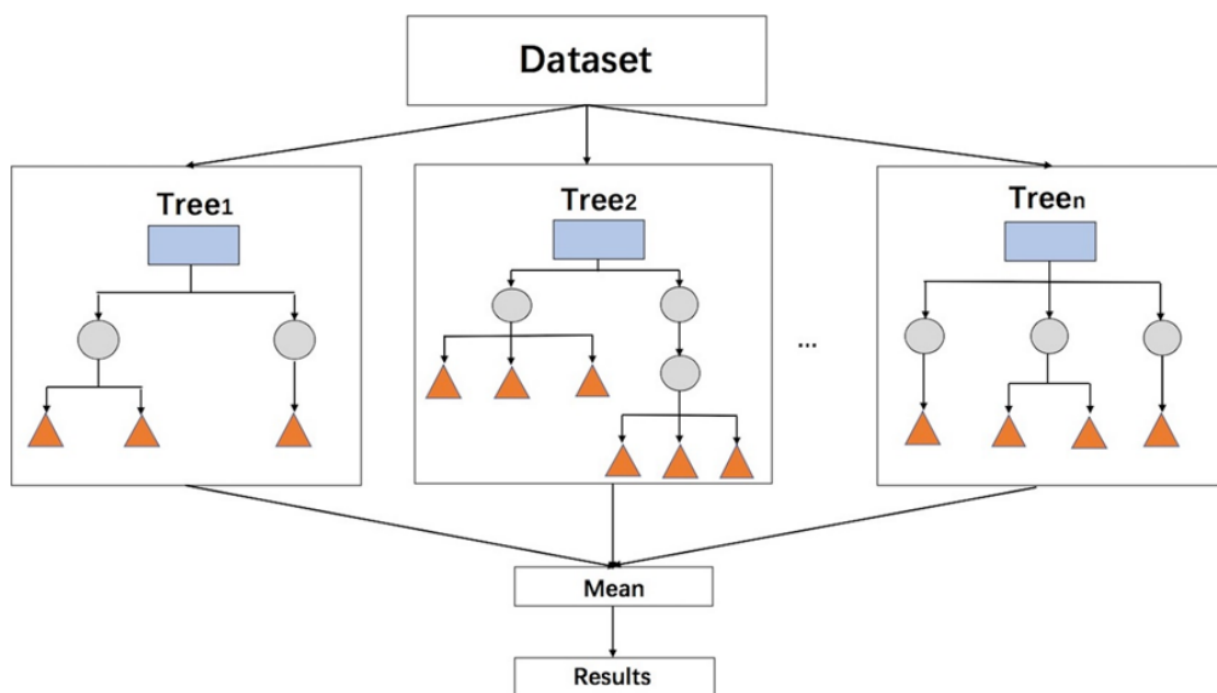


Рисунок 1.8. Схематичне зображення методу випадкових лісів [31]

Для отримання багатьох різних дерев з одного набору даних, використовується процес рандомізації при побудові кожного дерева, наприклад, за допомогою випадкової вибірки з набору даних. Таким чином, існує різноманітність варіацій випадкових лісів, залежно від того, як будуються дерева та як вводиться випадковість у процесі їх побудови [31,32]. Під час навчання моделі методом випадкових лісів

кожне дерево рішень навчається послідовно, використовуючи випадково вибрані навчальні зразки з вихідних наборів даних. Особливості, які використовуються в кожному дереві рішень, також визначаються шляхом випадкової вибірки [33]. Проте, навіть при тому, що відомо, що випадкові ліси працюють ефективно в різних контекстах, математичні властивості цих алгоритмів залишаються мало вивченими.

1.2.3 Метод штучних нейронних мереж

ШНМ представляє собою обчислювальну схему, яка імітує процес навчання реального, біологічного, мозку. Крім того, ШНМ є системою, в якій встановлюються зв'язки між різними незалежними нейронами, формуючи мережу штучних нейронів, які обмінюються інформацією через синаптичні зв'язки[34,35]. Загальна структура нейронної мережі представлена на рисунку 1.9 та включає в себе: вхідний шар нейронів, вихідний і приховані шари [36].

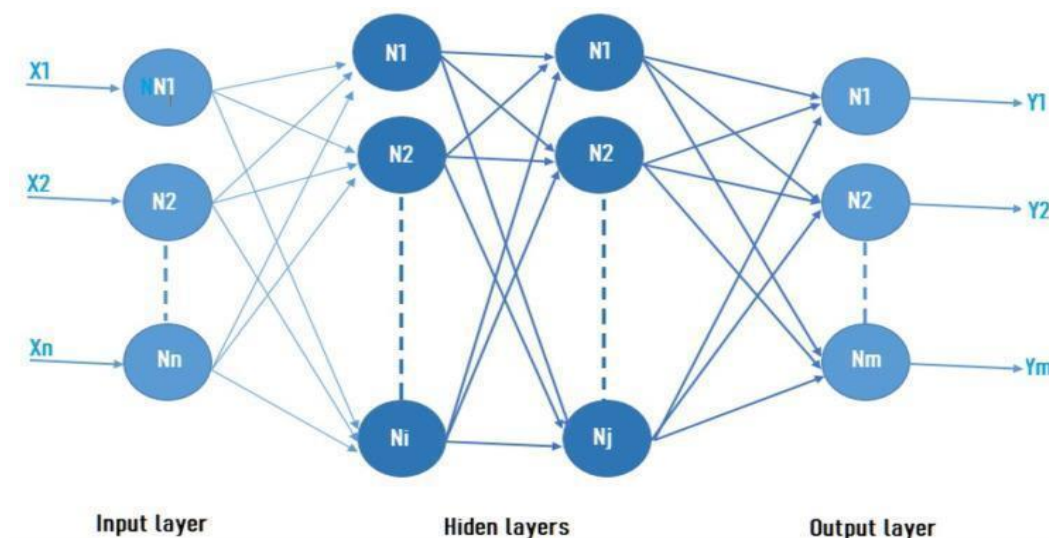


Рисунок 1.9. Схематичне представлення ШНМ з n входами та m виходами [36]

Кількість нейронів у вхідному шарі залежить від кількості елементів у вхідному векторі значень сигналу, за якими будуть здійснювати навчання мережі. Кількість нейронів у вихідному шарі відповідає кількості класів або категорій, що повинні бути

визначені в рамках задачі класифікації. Кількість нейронів у прихованих шарах залежить від характеру та складності розглянутої проблеми. Перед тим як ШНМ зможе класифікувати поведінку або структуру, її необхідно тренувати, тобто, користувач повинен вказати, що саме потрібно класифікувати мережі та основі якої інформації. Для цього навчання потрібно вводити в систему класифікатору дані та мітки, які вже відомі, і для яких необхідно з'ясувати залежність того, які виходи відповідають певному набору вихідних категорій. Ці навчальні приклади зберігаються в наборі даних, і ШНМ вивчає з них всю інформацію [37].

Висновки до розділу 1

У цьому розділі проведено аналіз методів вимірювання і класифікації біологічних сигналів тіла людини, зокрема і методам вимірювання саме міографічних сигналів. Розглянуто методи інвазивної та неінвазивна електроміографії, форс-міографії, сономіографії, електроенцефалографії та електрично-імпедансної томографії. У другій частині розділу розглянуто методи класифікації біологічних сигналів, а саме: метод опорних векторів, випадкових лісів і метод штучних нейронних мереж. Надано приклади використання цих методів для вирішення завдання розпізнавання рухів руки людини.

На основі розглянутої інформації визначено, що через простоту побудови вимірювальної системи і неінвазивність процесу вимірювань, використання методу поверхневої електроміографії є найзручнішим для подальшого визначення набору сигналів та розроблення алгоритму і програмного забезпечення для розрахунку характеристик і розпізнавання міографічних сигналів. Для реалізації класифікації виміряних електроміографічних імпульсів було обрано метод штучних нейронних мереж, так як за допомогою автоматизованого розрахунку значної кількості прихованих зв'язків між класифікаційними параметрами, які забезпечує ШНМ, можна досягти досить високої подальшої точності розпізнавання рухів.

Розділ 2. Розроблення функціональної схеми та алгоритму класифікації для автоматизованого модулю

Методи аналізу та класифікації міографічних сигналів у контексті проектування біонічних протезів відіграють важливу роль, оскільки вони допомагають перетворити біологічні сигнали, отримані з тіла пацієнта, в інформацію, яка керуватиме штучною кінцівкою. Основним завданням цього процесу є обробка біологічного сигналу з наступною класифікацією його у різні види рухів. Міографічні сигнали, що реєструються з м'язів людини можуть застосовуватись в різних галузях науки та виробництва, включаючи медицину, реабілітацію та біонічні кінцівки зокрема. Однак перед тим, як ці сигнали можуть бути використані для класифікації рухів або для керування біонічними пристроями, необхідно провести детальний аналіз та обробку виміряної інформації.

Як наслідок, одним із основних завдань дисертаційної роботи є створення програмного забезпечення для автоматизованого розрахунку характеристик і класифікації вхідного сигналу. В цьому розділі буде розглянено методи аналізу та класифікації міографічних сигналів, визначено їх основні характеристики, що можуть бути використані для отримання корисної інформації та описано функціональну схему та алгоритм класифікації автоматизованого модуля.

2.1. Схема функціонування автоматизованого модулю розрахунку спектральних характеристик

Не зважаючи на те що дисертаційна робота в основному спрямована на створення програмного забезпечення, яке здатне розрахувати параметри та проводити класифікацію вхідних міографічних сигналів, розроблений алгоритм ПЗ (який буде описано в наступних розділах) досить легко адаптувати під аналіз сигнали різної

природи. Водночас, важливо розуміти і загальну схему функціонування автоматизованого модулю, який використовує створений класифікатор у своєму складі. Функціональна схема автоматизованого модулю розрахунку спектральних характеристик міографічного сигналу показана на рисунку 2.1.

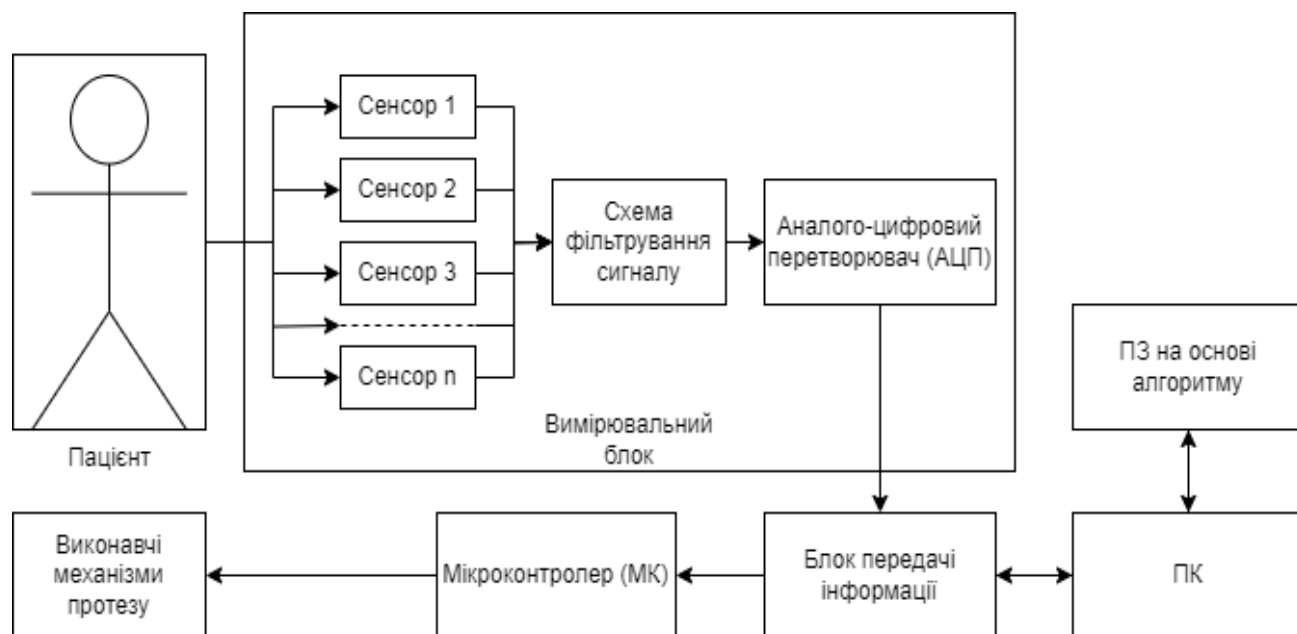


Рисунок 2.1. Функціональна схема автоматизованого модулю

Як видно з рисунку, залежно від обраного методу вимірювання міографічного сигналу (у випадку даного дослідження - електроміографії) модуль включає в себе набір сенсорів (від 1 до n , залежно від запланованих технічних можливостей системи) для реєстрації вхідного сигналу, схему підсилення та фільтрування вхідних імпульсів від завад чи шумів, аналого-цифровий перетворювач та блок передачі інформації, що може надсилати сигнал як на ПК із розробленим програмним рішенням та класифікатором, так і у випадку використання модуля в складі протезної системи - безпосередньо на мікроконтролер біонічного протезу, що в подальшому виконує керування виконавчими механізмами штучної кінцівки.

2.2 Особливості розрахунку параметрів міографічного сигналу для його класифікації

Перед створенням класифікатору міографічних сигналів важливо розуміти, що результати вимірювання сигналу не завжди можуть бути використані як безпосередні параметри для визначення руху кінцівок. Зазвичай ці сигнали потребують попередньої обробки та аналізу, щоб отримати інформацію, яка є корисною для подальшого застосування і проведення розпізнавання. Одним з перших кроків у аналізі міографічних сигналів є вибір часового вікна, на якому буде проводитися визначення їх значущих характеристик. Розмір цього вікна може сильно впливати на результати аналізу і повинен вибиратися з урахуванням конкретних завдань, які ставляться перед дослідником. Наприклад, для аналізу сигналів вимірюваних при виконанні швидких рухів кінцівок важливою є швидкість обробки інформації, а величина часового вікна у такому випадку складає близько 30 мс. Водночас, при виконанні більш статичних рухів кінцівки, розмір часового вікна, що використовується для аналізу може складати вже і 300 мс [38]. Після вибору часового вікна, наступним кроком є нормалізація вимірюваних значень сигналу або їх стандартизація. Такий крок є необхідним для забезпечення порівняння сигналів з різних вихідних джерел і різних частотних діапазонів. Нормалізація допомагає вирівняти амплітуди сигналів, що може бути корисним при подальшому процесі класифікації. Основними параметрами, які використовуються для аналізу сигналу у певному часовому вікні є: часові, спектральні і частотно-часові характеристики. Кожен із цих параметрів надає певну інформацію про міографічний сигнал і може бути корисним при виконанні різних завдань. для різних завдань.

В рамках цієї роботи автором розкриваються особливості використання певних часових та частотних параметрів із метою їх апробації для вирішення задачі класифікації міографічного сигналу. Часові характеристики представляють собою доступний та швидкий засіб аналізу в порівнянні з іншими параметрами сигналу. Ці

характеристики зазвичай не потребують додаткової обробки, оскільки вони подаються у вигляді часових рядів на основі значення амплітуди. Часовий аналіз дозволяє визначити динаміку змін міографічного сигналу протягом певного часового вікна, а також знайти середню амплітуду сигналу в цьому інтервалі. Це корисна інформація для виявлення моментів активності м'язів, змін інтенсивності та тривалості активності під час руху або в статичному положенні та стані спокою системи [38]. Проте важливо пам'ятати, що часовий аналіз міографічних сигналів не завжди може надати повний обсяг інформації. Тому в деяких дослідженнях також використовують спектральний аналіз та інші математичні розрахунки для більш ретельного вивчення характеристик м'язової активності.

2.2.1 Часові характеристики

Однією з найпростіших але водночас дієвих категорій параметрів міографічних сигналів є часові характеристики. Ці параметри вказують на динаміку змін міографічного сигналу протягом певного часового вікна. Часові характеристики є найшвидшими у обчисленнях і зазвичай включають в себе: середнє значення сигналу, дисперсію, середнє квадратичне відхилення, девіацію, значення поверхневого інтегралу, тощо. Ці параметри допомагають отримати загальне уявлення про сигнал, його рівень активності та поведінку в рамках певного часового інтервалу. Базуючись на дослідженнях [39] раніше проведених автором, в дисертаційній роботі для розрахунку і подальшого використання у автоматизованому модулі було виділено наступні характеристики сигналу: Peak, Var, MAD. При цьому, їх застосування буде комбінованим із використанням і спектральних характеристик сигналу [40].

Тут "Peak" - це найвище числове значення амплітуди сигналу, виміряного протягом певного часового інтервалу. Водночас, параметр "Var" визначає дисперсію вибірки з генеральної сукупності чисел і розраховується за допомогою формули (1).

$$\text{Var} = \frac{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2}{(n-1)} \quad (1)$$

Де X_i – i -те число діапазону, $\bar{X}$ – середнє значення вибірки чисел, n – розмір вибірки.

$$\text{MAD} = \frac{\sum_{i=1}^n |X_i - \bar{X}|}{n} \quad (2)$$

А часова характеристика MAD – є середнім абсолютним значенням відхилень чисел від середнього значення функції на певному інтервалі, яке обчислюється за допомогою формули (2).

2.2.2 Спектральні характеристики

Спектральні характеристики сигналу відображають інформацію про те, на яких спектрах частот присутня активність міографічного сигналу і з якою інтенсивністю. Аналіз спектра може бути корисним для виявлення основних характеристик сигналу, таких як домінуючі частоти або інші параметри, що вказують на певні рухи м'язів, що в свою чергу визначають і конкретні рухи кінцівкою. Спектральний аналіз дозволяє виділити основні частоти, а також додаткові гармоніки, які можуть бути присутні в складі сигналу м'язів. Така інформація є корисною при класифікації м'язової активності та вивченні рухів верхніх кінцівок зокрема. Крім того, зміни в частотних характеристиках сигналу можуть бути й індикатором втоми м'язу або його патологічних змін. В межах дисертаційного дослідження, автором було розраховано два види спектральних параметрів: PSD та Power.

Тут параметр "Power" (або Power spectrum) визначає односторонній спектр потужності сигналу і розраховується з використанням математичного апарату

швидкого перетворення Фур'є (ШПФ), шляхом квадратування однобічного середньоквадратичного амплітудного спектру, відповідно до формули (3):

$$\text{Power spectrum } S_{AA}(f) = \frac{FFT(A) \cdot FFT^*(A)}{N} \quad (3)$$

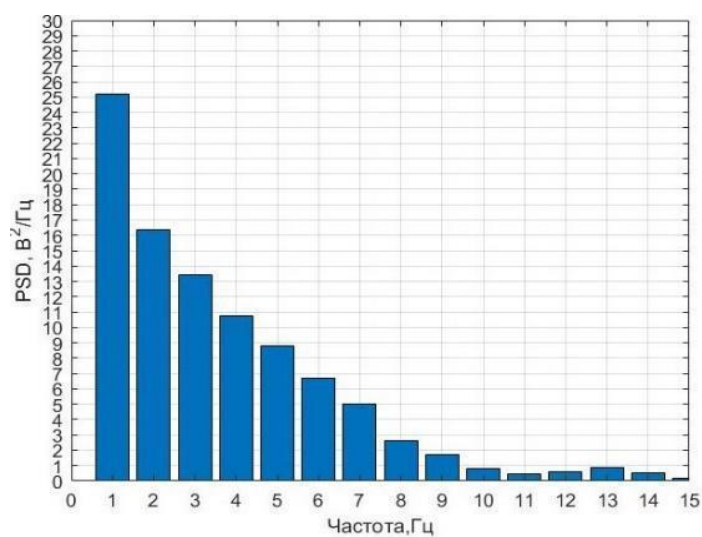
Де N – довжина двостороннього спектру потужності, а $FFT^*(A)$ – комплексне спряження $FFT(A)$. Одночасно, для отримання комплексного спряження, відкидається уявна частина $FFT(A)$ [41].

Водночас, спектральна щільність потужності (PSD) є фактичним розподілом потужності міографічного сигналу залежно від частоти [42] і визначається за допомогою формули (4):

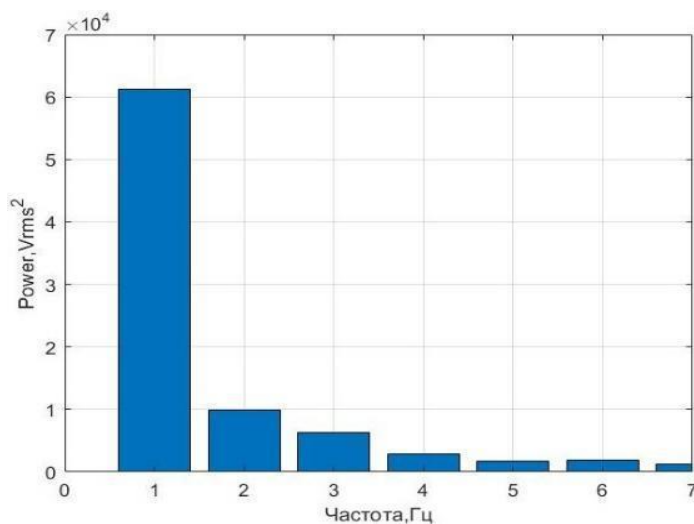
$$PSD = \frac{\text{Power}^2}{\Delta f \cdot \text{Noise Power Bandwidth}} \quad (4)$$

Де Power - це спектр потужності сигналу, $\text{Noise Power Bandwidth}$ - діапазон частот на якому розподіляється потужність шуму, а Δf - це відношення частоти сигналу до ширини двостороннього спектра потужності.

Візуалізація розрахунків та приклад гістограми спектрального розподілу параметрів PSD та Power показано на рисунку 2.2, а та 2.2, б. Зазначені параметри можуть бути використані як вхідна інформація для класифікатору окремо, або в поєднанні для досягнення найкращих результатів.



а)



б)

Рисунок 2.2. Гістограми спектральних характеристик: а) PSD; б) Power [39]

При цьому, важливим аспектом є визначення оптимальних параметрів для кожного методу машинної класифікації, оскільки такі параметри можуть змінюватися в залежності від конкретного завдання та фізіологічних особливостей пацієнта.

2.3 Особливості застосування штучної нейронної мережі як класифікатора міографічних сигналів

Наступним кроком після обробки міографічного сигналу та розрахунку класифікаційних параметрів є створення вхідного набору даних для тренування і тестування класифікатора, а саме - моделі штучної нейронної мережі (ШНМ). Цей набір даних грає важливу роль у визначенні здатності ШНМ до розпізнавання набору рухів кінцівки на основі міографічного сигналу. Перш за все, обрані параметри міографічного сигналу (такі як часові або спектральні характеристики) використовуються для створення так званого вектора ознак, для кожного зразка сигналу. Такі вектори можуть представляти собою числові значення, які описують особливості м'язової активності під час виконання різних рухів.

Після цього, зібрані дані про міографічний сигнал потрібно розділити на навчальні та тестувальні набори інформації. Навчальний набір використовується для тренування ШНМ, тоді як тестовий набір - служить для оцінки ефективності навчання моделі. Розділення даних на ці два набори допомагає налаштувати гіперпараметри мережі та уникнути перенавчання спроектованої математичної моделі. У процесі навчання, штучна нейронна мережа отримує на вхід вектори ознак міографічного сигналу та намагається розпізнавати певні рухи на основі вхідної інформації (часових чи спектральних характеристик сигналу). Під час тренування ШНМ, ваги нейронів і параметри моделі налаштовуються так, щоб мережа максимально точно розпізнавала рухи з обраного набору можливих вихідних класів (видів рухів). Цей процес вимагає великої кількості прикладів для навчання моделі та якісних алгоритмів навчання, які допомагають покращити загальну точність розпізнавання.

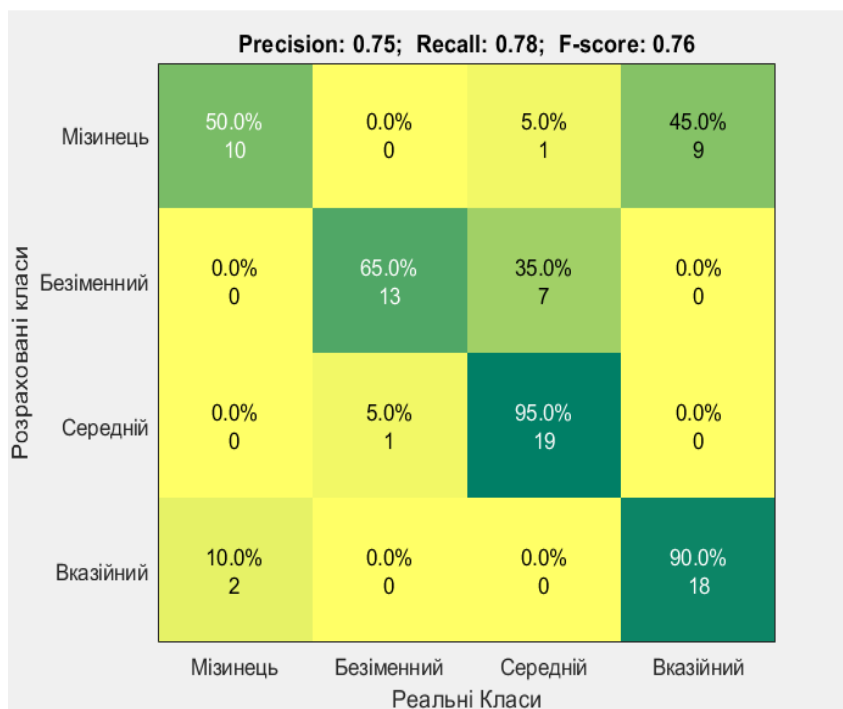
Для підвищення точності класифікації рухів при тренуванні моделі ШНМ може бути використана процедура налаштування таких гіперпараметрів як: розмір та архітектура штучної нейронної мережі, швидкість навчання, наявність нейронів зміщення, тощо. Цей етап є важливим для досягнення оптимальної продуктивності моделі. Після успішного тренування ШНМ вона може бути використана як для розпізнавання рухів на основі раніше отриманих даних, так і у режимі реального часу. У попередніх дослідженнях автора [39,43] перед тренування моделей ШНМ попередньо проводився окремий аналіз пакетів машинного навчання в середовищі MATLAB, а також програмних бібліотек для машинного навчання TensorFlow та Keras мови програмування Python, що можуть бути використані для проектування і тренування класифікатору.

MATLAB [44,45] - це велика інтегрована система обчислень та програмування, яка надає засоби для розв'язання різних завдань, включаючи машинне навчання. Ця платформа дозволяє розробникам вирішувати задачі в галузі обчислень, статистики, обробки сигналів, візуалізації даних та багато інших. Завдяки цим інструментам, розробники можуть створювати, навчати, тестувати та проводити валідацію моделей машинного навчання. Водночас, TensorFlow - це бібліотека високого рівня для розподілених обчислень, яка дозволяє навчати і ефективно запускати дуже великі

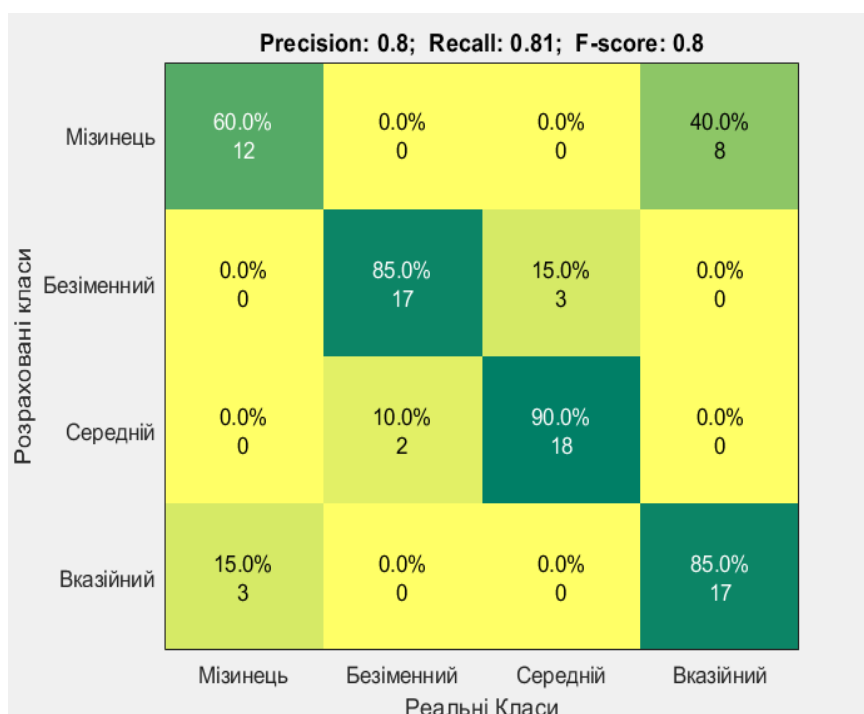
нейронні мережі, розподіляючи обчислення на потенційно сотнях графічних процесорів (GPU) серверів. TensorFlow [46,47] був створений компанією Google і підтримується багатьма її великомасштабними програмами машинного навчання. TensorFlow особливо підходить для чисельних обчислень і широкомасштабного машинного навчання, але може бути використана для будь-яких інших важких розрахунків. Зокрема TensorFlow використовується для вирішення різних завдань машинного навчання, таких як класифікація зображень, обробка природної мови, системи рекомендацій і прогнозування поведінки часових рядів, тощо. В свою чергу, Keras [48] - це високорівневий інтерфейс для глибокого навчання, який значно спрощує процес тренування та запуску нейронних мереж. В TensorFlow також існує власна реалізація цього інтерфейсу під назвою `tf.keras`, яка надає підтримку для деяких розширених функцій TensorFlow, наприклад, ефективне завантаження даних. Це добре розроблений та простий в використанні високорівневий інтерфейс для створення, навчання, оцінювання та використання нейронних мереж. Він достатньо потужний і гнучкий, щоб надати можливість створення різноманітних архітектур нейронних мереж [49].

У згаданому вище дослідженні [50] за допомогою інструментів для машинного навчання системи MATLAB, було спроектовано модель ШНМ, для класифікації набору даних на основі двох спектральних характеристик Power та PSD розрахованих на основі міографічного сигналу чотирьох окремих рухів пальцями руки (мізинця, безіменного, середнього та вказівного). Тренування нейронної мережі виконувалося з різними гіперпараметрами, а найкращі результати класифікації було досягнуто для таких налаштувань: двошарова feed forward нейронна мережа (ШНМ), що включає сорок п'ять нейронів у прихованому шарі та чотири - у вихідному. У якості функцій активації були обрані тангенційний сигмоїд та лінійна передатна функція. Для тренувального набору даних використовувалося 80% від загальної кількості вхідних значень спектральних параметрів (3240 значень для Power і 4320 для PSD), тоді як решта 20% використовувалася для проміжного тестування мережі. Слід відзначити, що використання сигмоїдальної функції для тренування мережі також було ефективним, забезпечуючи майже ідентичні результати класифікації. Результати

достовірності класифікації (розпізнавання чотирьох рухів пальців) представлено у вигляді матриці похибок, показаної на рисунку 2.3.



а)



б)

Рисунок 2.3. Матриці похибок класифікації для спектральних параметрів: а) Power;
б) PSD

Водночас, базуючись на проведених розрахунках у системі MATLAB, для реалізації розрахунків спектральних характеристик сигналу та проведення машинної класифікації за допомогою ШНМ у розробленому автоматизованому модулі, було прийнято рішення про створення програмного застосунку на основі мови програмування Python, де найзручнішим інструментом є використання бібліотек для машинного навчання TensorFlow та Keras.

2.4 Розроблення алгоритму та коду програмного забезпечення автоматизованого модуля

З метою автоматизації процесу розрахунків та подальшої класифікації міографічних сигналів, виникає потреба в необхідності розробки програмного забезпечення, що може централізовано використовувати інформацію про амплітуду вимірюваних міографічних сигналів, розміщену на ПК в окремих теках для кожного пацієнта, у вигляді набору текстових файлів, які надсилаються міографом автоматизованого модулю через блок передачі інформації (див. рис. 2.1). Для цього, в рамках дисертаційної роботи було розроблено програму, що дозволяє взаємодіяти з текстовими даними та проводити подальший аналіз інформації, базуючись на алгоритмі, поданому на рисунку 2.4.

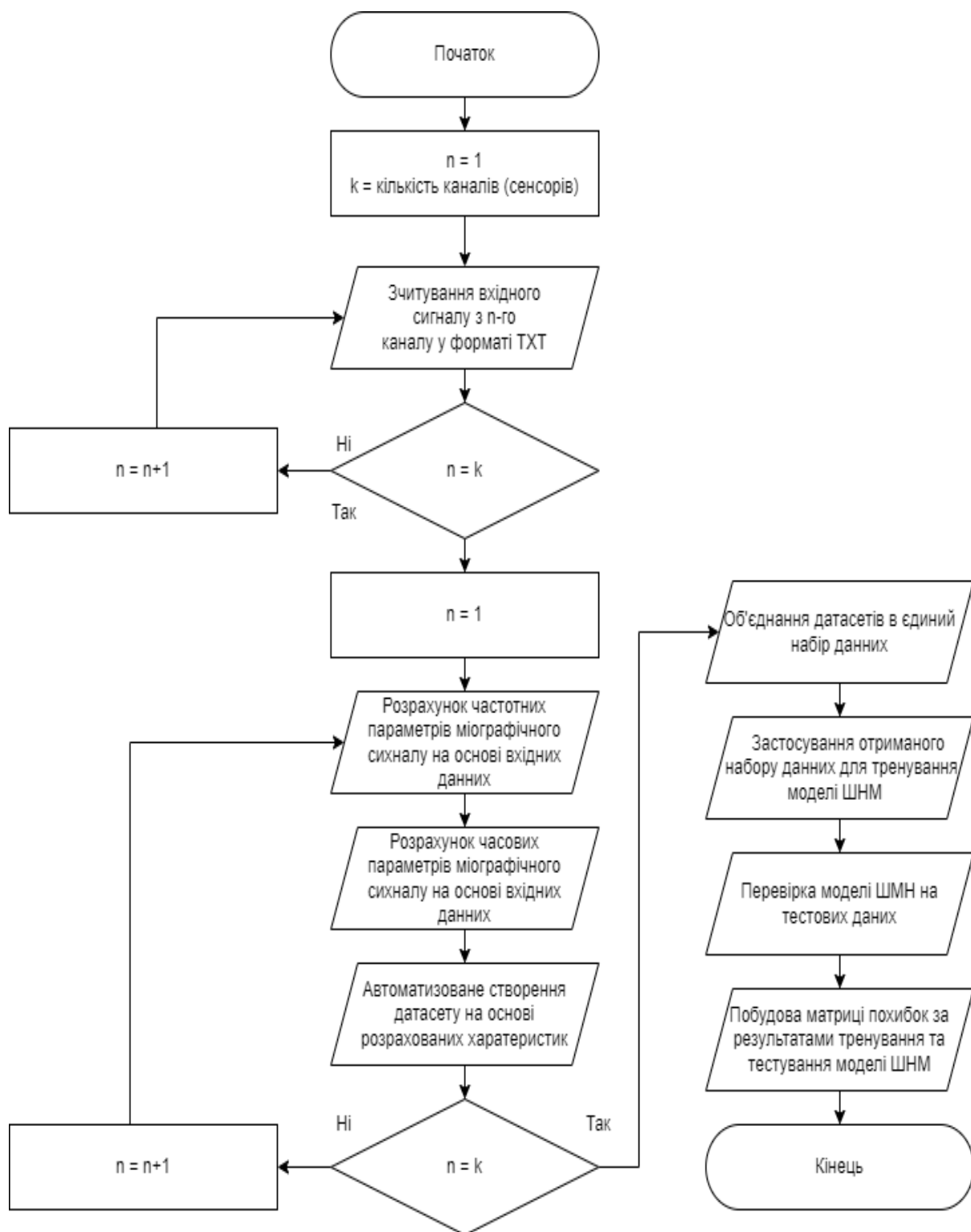


Рисунок 2.4. Спрощена блок схема алгоритму реалізації програмного рішення

Як видно з рисунку 2.4, початковим етапом є визначення шляху до папки, де зберігаються дані різних класів. Цю інформацію можна вважати вхідним параметром, що буде передаватися програмі. Кожен клас відповідає різним типам руху, і в межах кожного класу є папки, що містять текстові файли із збереженими даними. Далі в програмі визначається функція, яка обробляє дані. Ця функція використовується для збирання всіх текстових файлів кожного класу у відповідний набір інформації. Результатом цього етапу є створення матриці, де стовпці представляють назви файлів, а рядки визначають значення амплітуди сигналу (зміну значення напруги в рамках певної часової межі).

Враховуючи часове вікно та кількість ітерацій, оригінальний стовпчик розбивається на декілька, отримуючи таким чином багатовимірну матрицю для кожної ітерації. Для кожного класу формується окремий датафрейм, де кожен стовпець представляє значення напруги у часовій формі в межах часового вікна для однієї ітерації, а n - кількість класів. Наступним етапом роботи ПЗ є розробка функції для розрахунку часових та частотних параметрів по кожному із класів, для кожної ітерації. Після цього, здійснюється транспонування матриць, а їхні вміст об'єднується в єдиний датасет, окрім якого додається ще один стовпець для призначення відповідних класів. Завершальним етапом є тренування ШНМ на підготовленому датасеті, який містить в собі часові та частотні характеристики сигналу для кожного із можливих класів рухів на кожній ітерації. Після тренування результати ШНМ виводяться у вигляді матриці похибок.

Таким чином, розроблений алгоритм програмного забезпечення базується включає в себе обробку текстових даних, виокремлення серед них відповідних ітерацій та класів, розрахунок параметрів, формування датасету і тренування ШНМ з подальшим аналізом результатів. Додатково, можливо розглядати і варіанти оптимізації алгоритму обробки даних для покращення продуктивності та швидкості виконання. Наприклад, можливо використання паралельних обчислень для швидшого оброблення інформації, особливо при її великому обсязі.

На основі алгоритму показаного на рисунку 2.4, в середовищі JupyterLab мови програмування Python, було розроблено код програмного забезпечення автоматизованого модулю. Основні блоки алгоритму було реалізовано за допомогою наступних функцій:

- **folder_path** - встановлює шляхи до текстових файлів, які містять інформацію про sEMG сигнал та розміщені у відповідних теках на ПК.
- **create_dataframe_from_folder** - створює початковий датафрейм із часовою формою сигналів на основі даних, які містяться у текстових файлах обраної теки.
- **calculate_power_spectrum_density** - обчислює щільність спектра потужності (Power Spectral Density, PSD) за допомогою швидкого перетворення Фур'є, враховуючи ширину бінів частоти та власну частоту зразка.
- **calculate_power_spectrum_density_for_dataframe** - обчислює щільності спектра потужності (Power Spectral Density, PSD) для кожного стовпця у вказаному датафреймі.
- **Final_df** - створює чотири окремих датафрейми та об'єднує їх із відповідними датафреймами параметрів (**parameters_df**) і значень PSD (**PSD_df**), додає стовпець 'Class' для кожного з класів, і після цього об'єднує результат розрахунків у кінцевий датафрейм **Final_Dataset**. У кінцевому результаті **Final_Dataset** буде містити об'єднану інформацію щодо щільності розподілу спектра потужності та параметрів сигналу для різних класів (Мізинець, Безіменний, Середній, Вказівний).
- Для побудови та навчання нейронної мережі використовуються функції вбудованих бібліотек TensorFlow та Keras, із використанням архітектури ШНМ, що містить один прихований шар і виконує розрахунок передбачень на тестовому даних із обмеженою кількістю ітерацій.

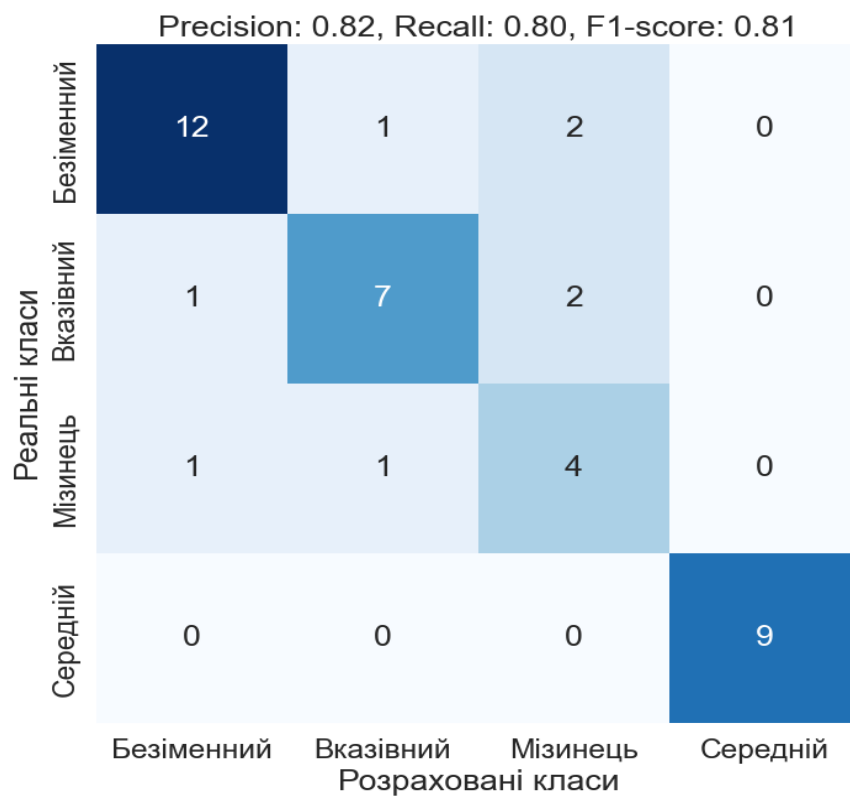


Рисунок 2.5. Приклад графічного представлення результату розрахунків створеного ПЗ у вигляді матриці похибок

За допомогою вбудованих бібліотек проектується також і матриця похибок та обчислюється метрика достовірності класифікації на основі параметрів precision, recall, F1-score (рис. 2.5), а результати зберігаються як зображення.

Висновки до розділу 2

У другому розділі описано процес розроблення функціональної схеми, алгоритму та програмного забезпечення модулю автоматизованого розрахунку спектральних параметрів міографічних сигналів. Зокрема, було розглянуто схему функціонування модулю, описано особливості розрахунку класифікаційних параметрів міографічного сигналу та застосування моделі штучної нейронної мережі, як класифікатору автоматизованої системи.

На основі принципів розрахунку часових і спектральних характеристик, а також особливостей розробленої функціональної схеми запропоновано алгоритм та визначено передумови створення програмного забезпечення модулю, описано особливості його функціонування.

Розділ 3. Експериментальне дослідження та практична апробація розробленого модулю

3.1 Обґрунтування експерименту та апаратно-технічного забезпечення

Відповідно до проведеного аналізу літературних джерел, перед проведенням практичної апробації розробленого модулю слід виділити наступні особливості та обмеження в постановці лабораторного експерименту:

1. Оскільки основним методом вимірювання міографічного сигналу, що найбільш часто застосовується у біонічному протезуванні є електроміографія, доцільно буде провести тестування модулю на наборі сигналів отриманих при проведенні sEMG вимірювань, без необхідності використання інвазивних втручань до тіла людини.
2. Враховуючи обмежену кількість вимірювальних каналів, тренування і тестування модулю провести для обмеженого набору рухів верхньої кінцівки людини, розміщуючи електроди вимірювальної схеми на м'язах передпліччя. Вимірювальний сигнал обов'язково повинен проходити етапи підсилення і фільтрування, а його параметри повинні визначатись у чітко заданих межах часового вікна (розміром у 110 мс).
3. Оскільки sEMG сигнали виміряні при виконанні одного і того ж виду руху людьми різної вікової групи можуть значно відрізнятись, створювати тренувальний набір даних для навчання штучної нейронної мережі, необхідно під кожного конкретного користувача. В межах лабораторного експерименту для проведення вимірювань обрати пацієнта віком від 20 до 40 років.
4. При проведенні вимірювань пацієнт повинен розміщуватись у одній, зручній для сидіння, початковій позиції, а його передпліччя розміщуватись на столі у не напруженому стані (з метою забезпечення надійного упору ліктя, для унеможливлення його провисання).

Для тестування автоматизованого модулю та створення набору інформації, шляхом автоматизованого розрахунку набору характеристик для подальшого навчання штучної нейронної мережі і проведення класифікації було обрано набір із чотирьох окремих рухів пальців правої руки людини. При цьому, в процесі досліджень аналізувався згинальний та розгинальний рухи II-IV пальців, а вимірювальні електроди міографу розміщувались орієнтовно над поверхнею групи м'язів *Flexor Digitorum Superficialis* і *Extensor Digitorum Superficialis* відповідно.

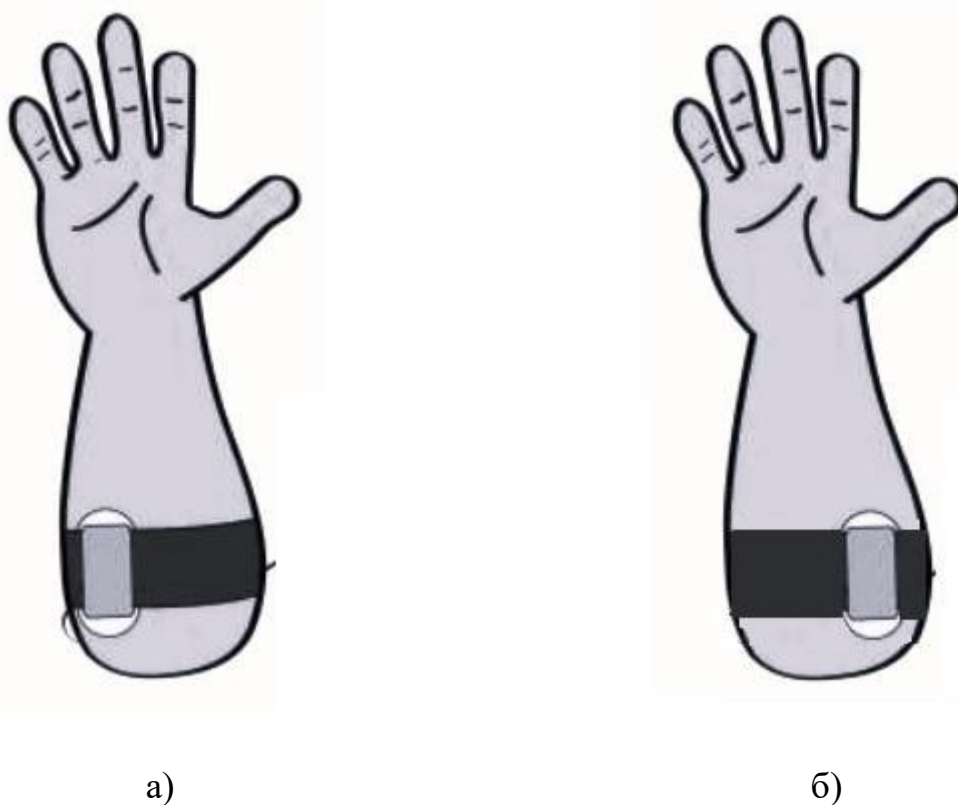


Рисунок 3.1 – Принцип розміщення вимірювальної схеми модулю на передпліччі пацієнта: а) над м'язами розгиначами, б) над м'язами розгиначами.

Практична апробація автоматизованого модулю для спектрального аналізу здійснювалась у складі макету роботизованої долоні, що може здійснювати згинальний та розгинальний рухи кожним із штучних пальців. При цьому, макет роботизованої кінцівки було жорстко закріплено на спеціальній основі в одному базовому положенні, аналогічно до початкової позиції руки пацієнта (долонею ліворуч).

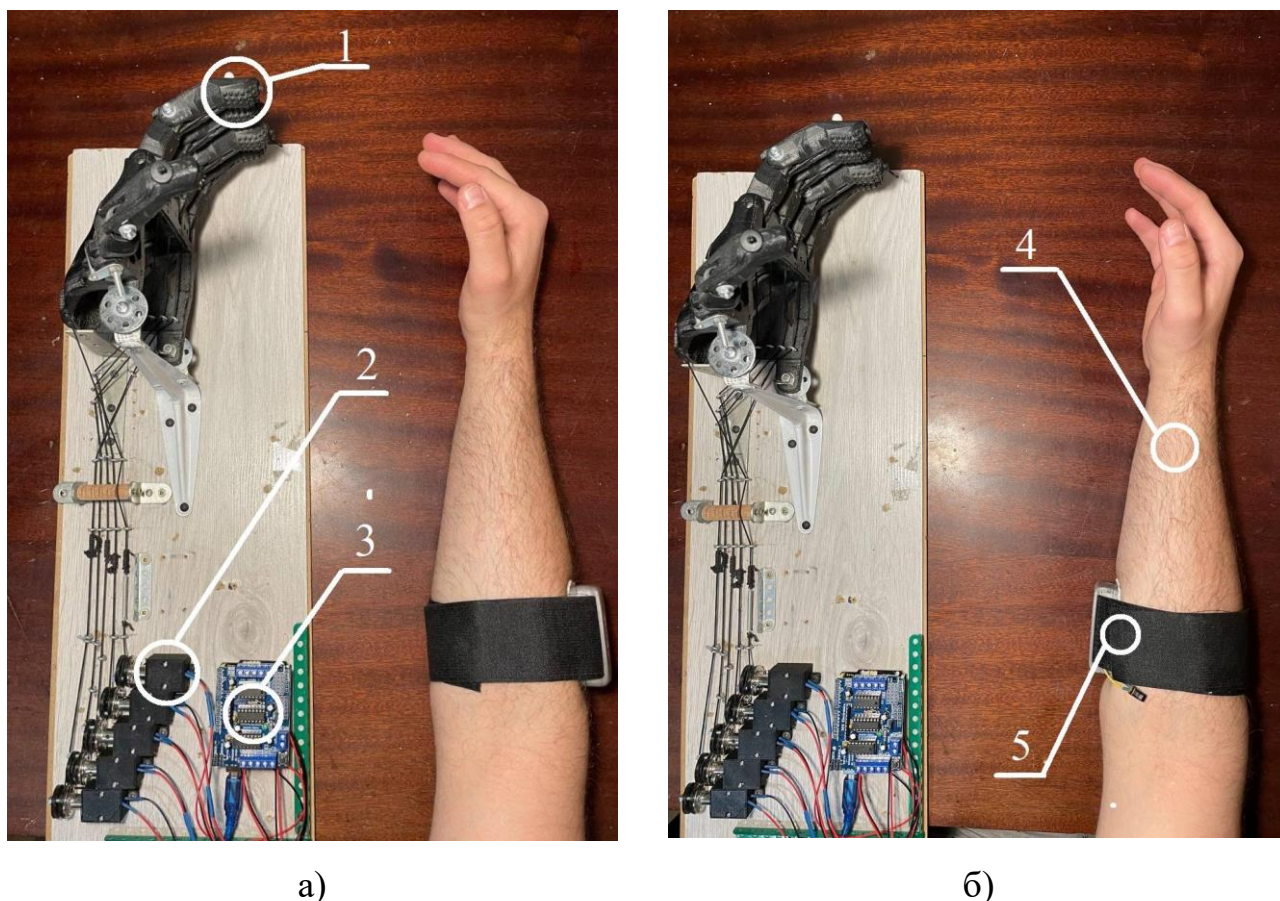
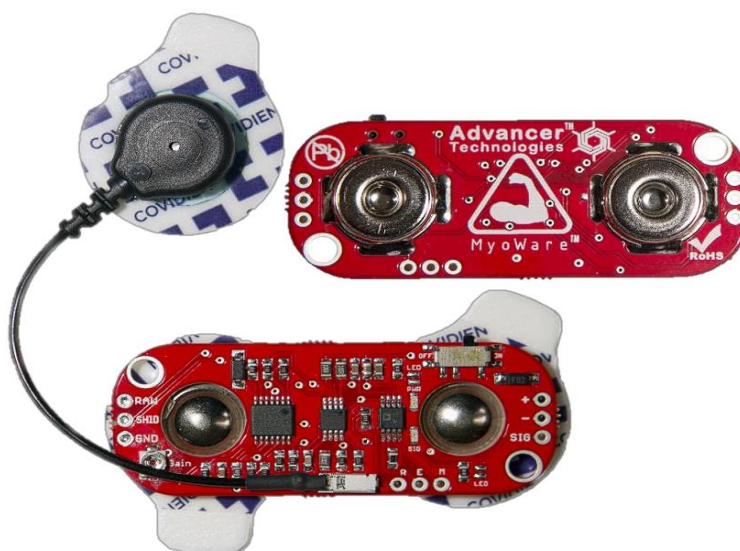


Рисунок 3.2 – Макет роботизованої долоні та початкова позиція руки з вимірювальним модулем при проведенні експерименту: а) над м'язами розгиначами, б) над м'язами розгиначами. Де: 1) штучні пальці роботизованої кінцівки, 2) двигуни, 3) плата керування на базі Arduino та драйвери двигунів, 4) рука пацієнта, 5) sEMG вимірювальний модуль

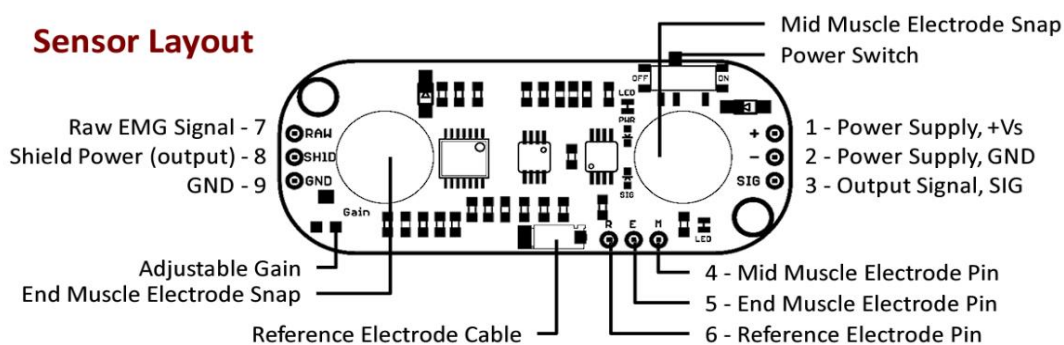
Як видно з рисунку 3.2, макет роботизованої кінцівки має п'ять штучних пальців, кожен з яких керується окремим двигуном, що підключені до плати керування із драйверами та мікроконтролеру Arduino, який перетворює інформацію про вид руху визначений класифікатором модулю (штучною нейронною мережею) у безпосередній набір команд, які активують той чи інший двигун в складі роботизованої долоні.

При технічній реалізації вимірювальної схеми модулю було використано наступні елементи: міограф Myoware Muscle Sensor, аналого-цифровий перетворювач MCP3008, мікроконтролер Atmega16 та USB-UART (TTL) конвертер PL2303HX в

якості інтерфейсу передачі інформації до ПК. Міограф Myoware Muscle Sensor (рис. 3.3) дозволяє проводити вимірювання та on-board оброблення (підсилення та фільтрування) електроміографічного сигналу, виміряного за допомогою поверхневих електродів та виведення результатів вимірювання на аналоговий порт у вигляді залежності амплітуди напруги сигналу від часу.



a)



б)

Рисунок 3.3. Зовнішній вигляд та функціональна схема міографу Myoware[51]

У складі розробленого модулю міограф Myoware виконує безпосередню функцію перетворення електричної активності м'язів в аналоговий сигнал, який у подальшому надсилається до схеми АЦП. Для перетворення аналогового сигналу в цифрову форму у автоматизованому модулі було використано АЦП МСР3008.

Зовнішній вигляд мікросхеми MCP3008 та її технічні характеристики представлено на рис. 3.4.



Характеристика	Значення
Напруга живлення	Від 2.7 до 5.5 В
Розрядність	10 біт
Кількість каналів	8
Інтерфейс	SPI
Споживаний струм	550 мкА

Рисунок 3.4. Зовнішній вигляд та технічні характеристики АЦП MCP3008 [52].

Для керування процесом оцифровування інформації, взаємодією зі схемою керування виконавчими механізмами та організації обміну інформацією між модулем і ПК, було використано мікроконтролер Atmega16 фірми Microchip (рис. 3.5).



Характеристика	Значення
Тип корпусу	TQFP-44
Напруга живлення	2,7...5,5 В
Тип ядра	AVR
Розрядність	8 біт
Частота	16 МГц
Робоча температура	-40...+85°C

Рисунок 3.5. Зовнішній вигляд та технічні характеристики мікроконтролеру Atmega16 [53]

Для зв'язку вимірювальної частини модулю з ПК, було застосовано конвертер USB-UART (TTL) моделі PL2303HX (рис. 3.6) [54,55].



Характеристика	Значення
Напруга живлення	5 В
Інтерфейс підключення:	USB 2.0
Підтримка рівнів сигналів TTL	3,3 і 5В
Індикація	<u>Світлодіод</u>
Робоча температура	-40...+85°C
Розміри	50,7 x 15,2 x 7,6 мм
Вага	5 г

Рисунок 3.6. Зовнішній вигляд USB-TTL і технічні характеристики конвертеру PL2303HX USB-UART [54,55].

3.2. Оцінювання роботи створеного застосунку і аналіз результатів вимірювання

Тестування розробленого застосунку було проведено на основі розрахунку часових і спектральних характеристик сигналу, приклад графіків яких (побудованих у розробленому ПЗ) показано на рисунку 3.7. Тут зображено часову форму міографічного сигналу, виміряного за допомогою автоматизованого модулю (у складі 50 ітерацій на кожен вид руху, в часовому вікні 110 мс) при розміщенні електродів у зоні м'язів розгиначів. Тренування нейронних мереж проводилось на даних, отриманих шляхом об'єднання часових характеристик, таких як Peak, Var, MAD та частотної характеристики PSD, в єдиному наборі даних. Для впровадження можливостей нейронних мереж у роботі були використані відкриті програмні бібліотеки для машинного навчання, такі як TensorFlow та Keras, з використанням мови програмування Python. Оптимальні результати на визначеному наборі даних були досягнуті за допомогою двох прихованих шарів, у кожному з яких знаходиться 40 та 20 нейронів відповідно.

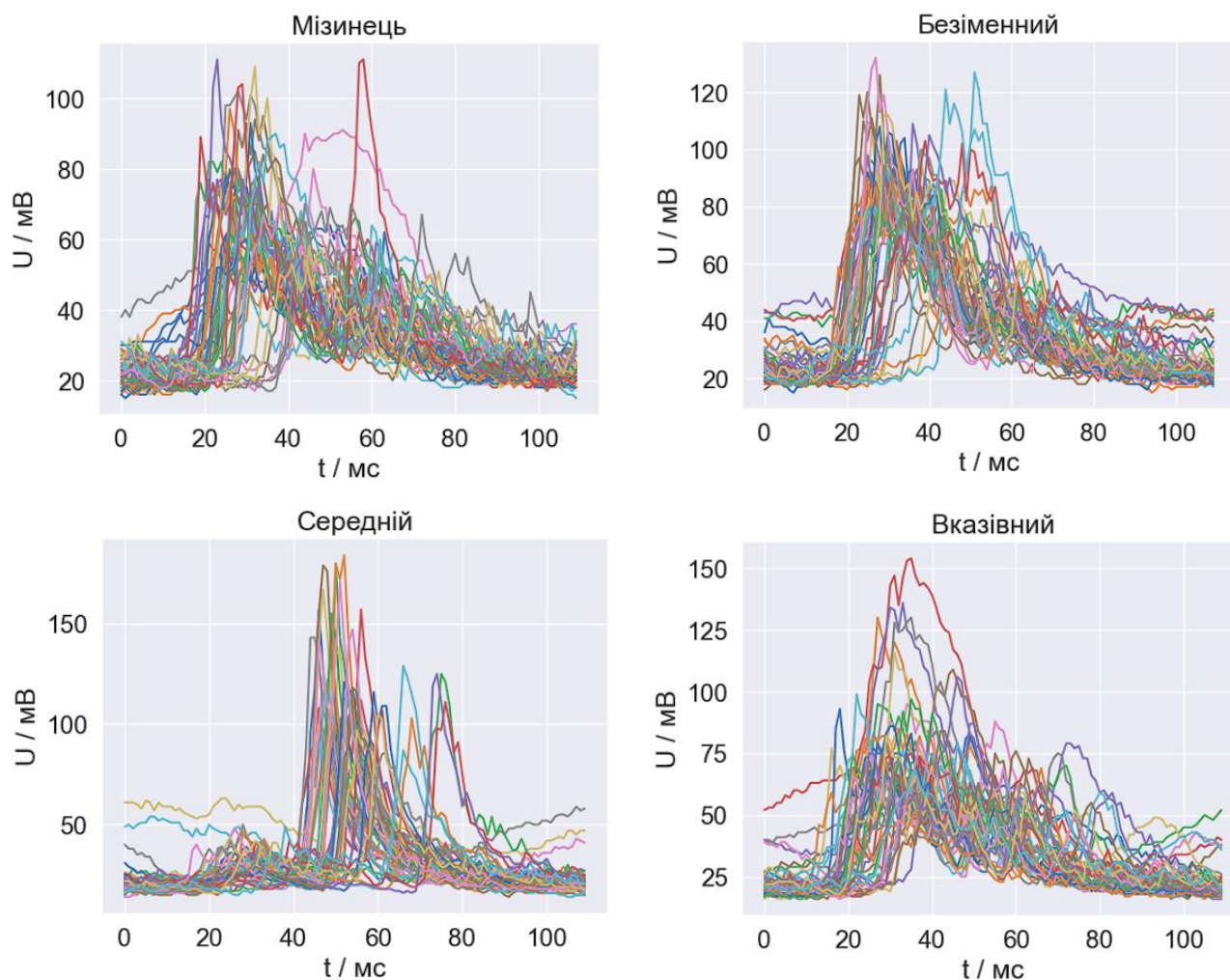


Рисунок 3.7. Приклад графіків sEMG сигналу побудовані за допомогою розробленого ПЗ (при розміщенні електродів у зоні м'язів розгиначів)

Кількість нейронів у зовнішніх шарах відповідала кількості вхідних та вихідних параметрів. Функція активації ReLU використовувалась для прихованих шарів, тоді як для зовнішніх застосовувалась багатовимірна логістична функція Softmax. Під час процесу тренування моделі використовувалося 80% вхідних даних, випадково відібраних системою, а решта 20% слугувала для тестування моделі. Загальний обсяг набору даних був обмеженим і включав 200 ітерацій для кожного виду руху кінцівки, а також від восьми до десяти параметрів часу та частоти відповідно. Приклад матриці похибок отриманої при класифікації чотирьох рухів пальців, та застосуванні у моделі ШНМ одного прихованого шару (15 нейронів), кількості епох тренування 75, функції активації Softmax та ReLU показано на рисунку 3.8.

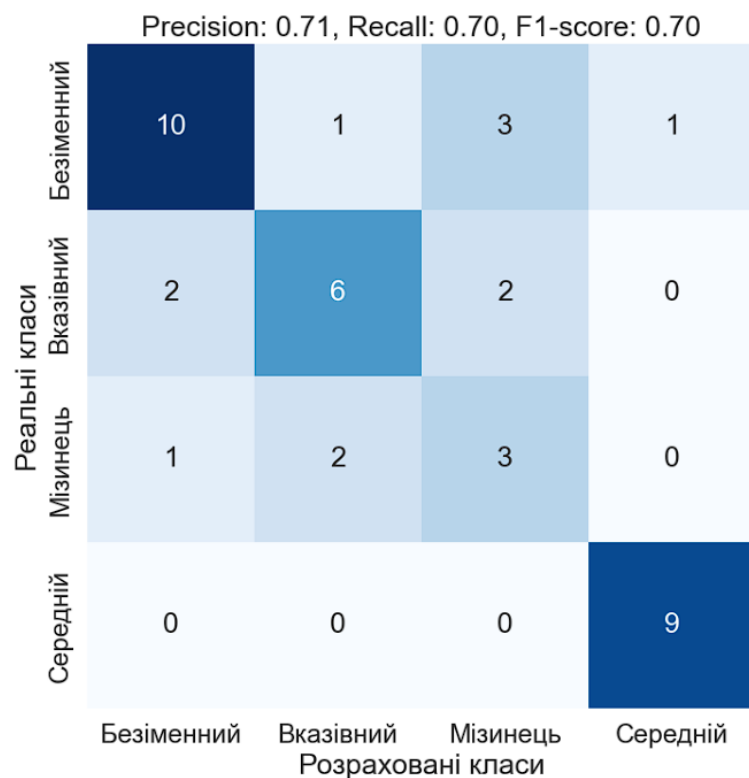


Рисунок 3.8 Матриця похибок класифікації міографічного сигналу м'язів розгиначів (30 та 15 нейронів)

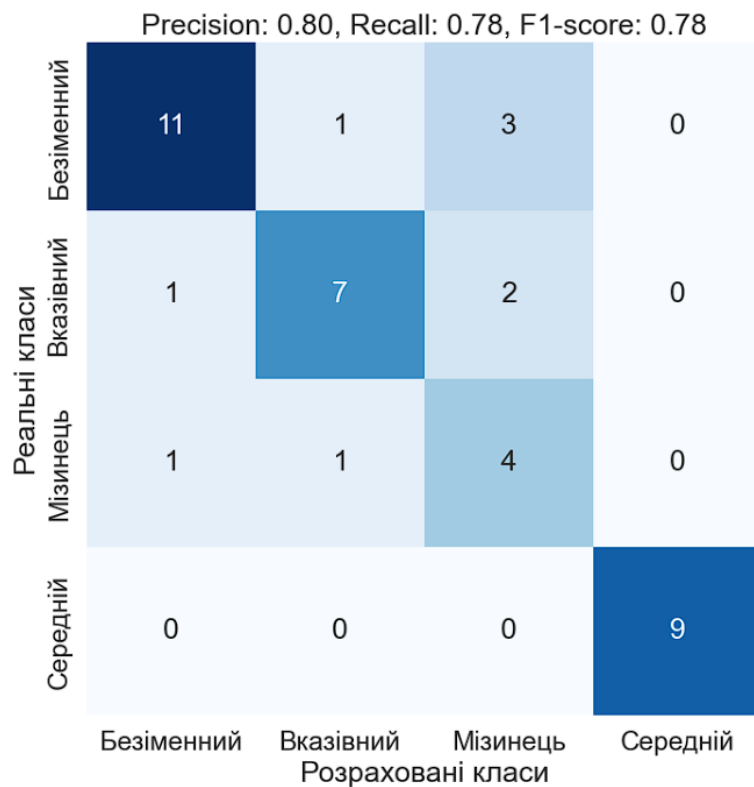
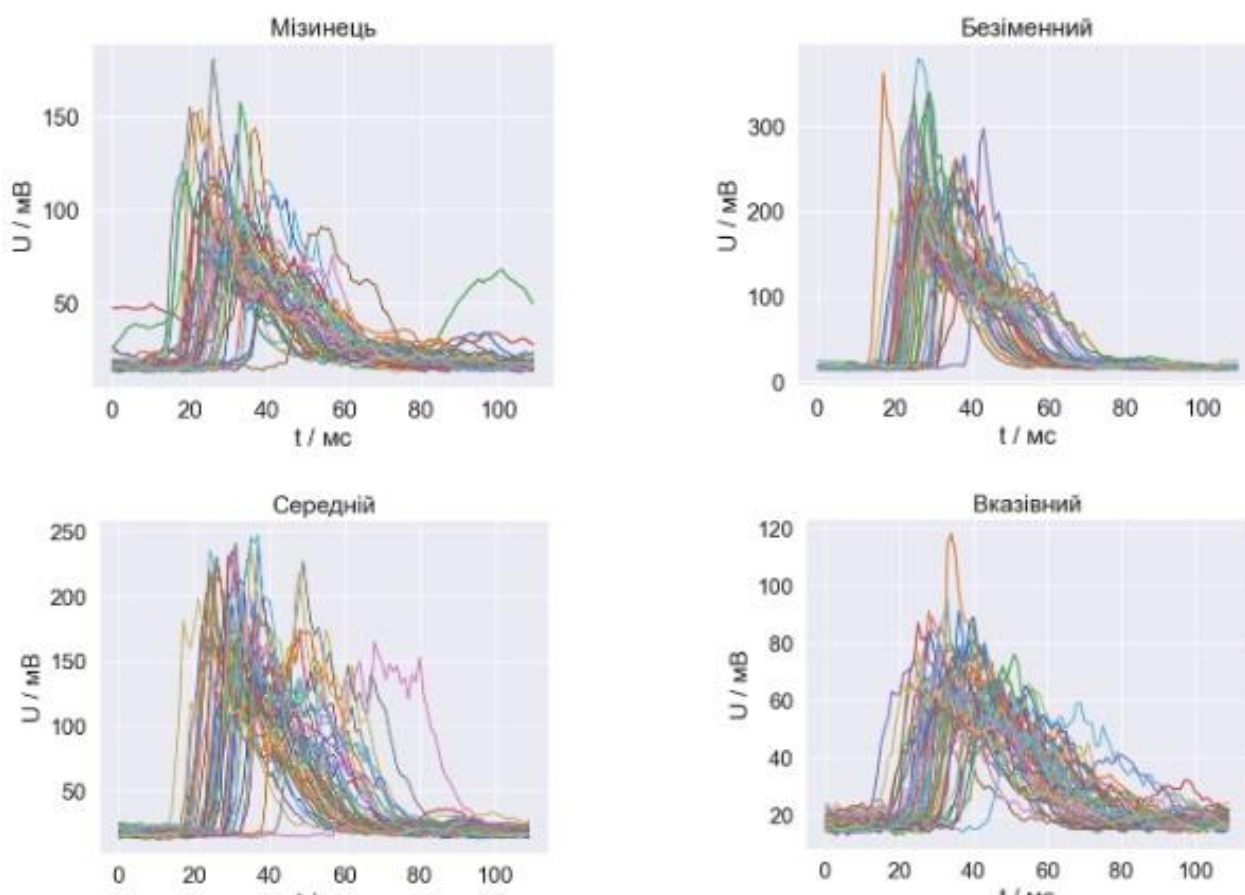


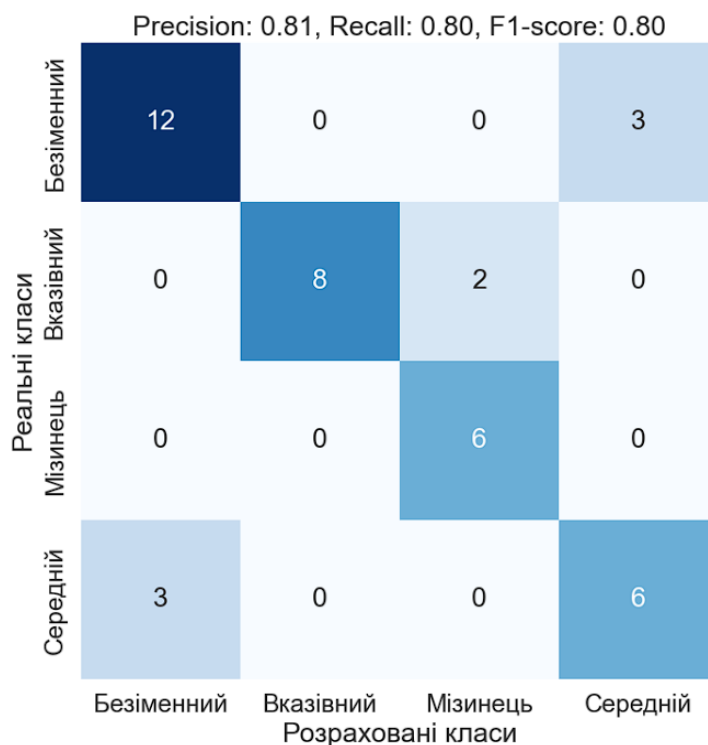
Рисунок 3.9. Результат класифікації міографічного сигналу м'язів розгиначів (40 та 20 нейронів).

В подальшому, для можливого покращення результатів класифікації було проведено спробу підвищення кількості нейронів у зовнішньому і внутрішньому шарі моделі ШНМ до 40 і 20 відповідно. Результат тренування моделі представлено на рисунку 3.9. Порівнюючи рисунки 3.8 і 3.9 можна дійти висновку, що в даному випадку незначне підвищення кількості нейронів сприяло підвищенню параметрів точності тренування.

Процес класифікації сигналу також було застосовано для міографічного сигналу отриманий з м'язів згиначів. Тренування моделей нейронних мереж було проведено за аналогічними параметрами, описаними при роботі із м'язами розгиначами модулю (по 50 ітерацій на кожен вид руху в часовому вікні 110 мс). Зовнішній вигляд виміряних сигналів та результат класифікації у вигляді матриці похибок показано на рисунку 3.10.



a)



б)

Рисунок 3.10. Графіки вимірних сигналів (а) та матриця похибок класифікації (б) при розміщенні електродів на м'язах згиначах

Аналізуючи результати класифікації можна дійти висновку, що при класифікації міо-сигналу отриманого з поверхні м'язів згиначів загальний результат при використанні моделі із кількістю нейронів у вхідному зовнішньому шарі і прихованому внутрішньому 40 і 20 відповідно параметр точності F1-score становить 80%, що на 2% більше ніж в аналогічній ситуації використовуючи міо-сигнал м'язів розгиначів. Зміна параметрів, їх підбір під кожен подібний випадок а також поєднання даних з обох груп м'язів може покращити загальний результат класифікації.

3.3. Практична апробація модулю у складі роботизованої долоні

Окрім визначених матриць похибок, розрахованих класифікатором на основі спектральних та часових характеристик міографічних сигналів, доцільною буде і практична перевірка та оцінювання роботи класифікатору в складі штучної руки.

Приклад проведення експерименту та руху пальців роботизованої долоні залежно від типу визначеного руху показано на рисунках 3.11 - 3.14

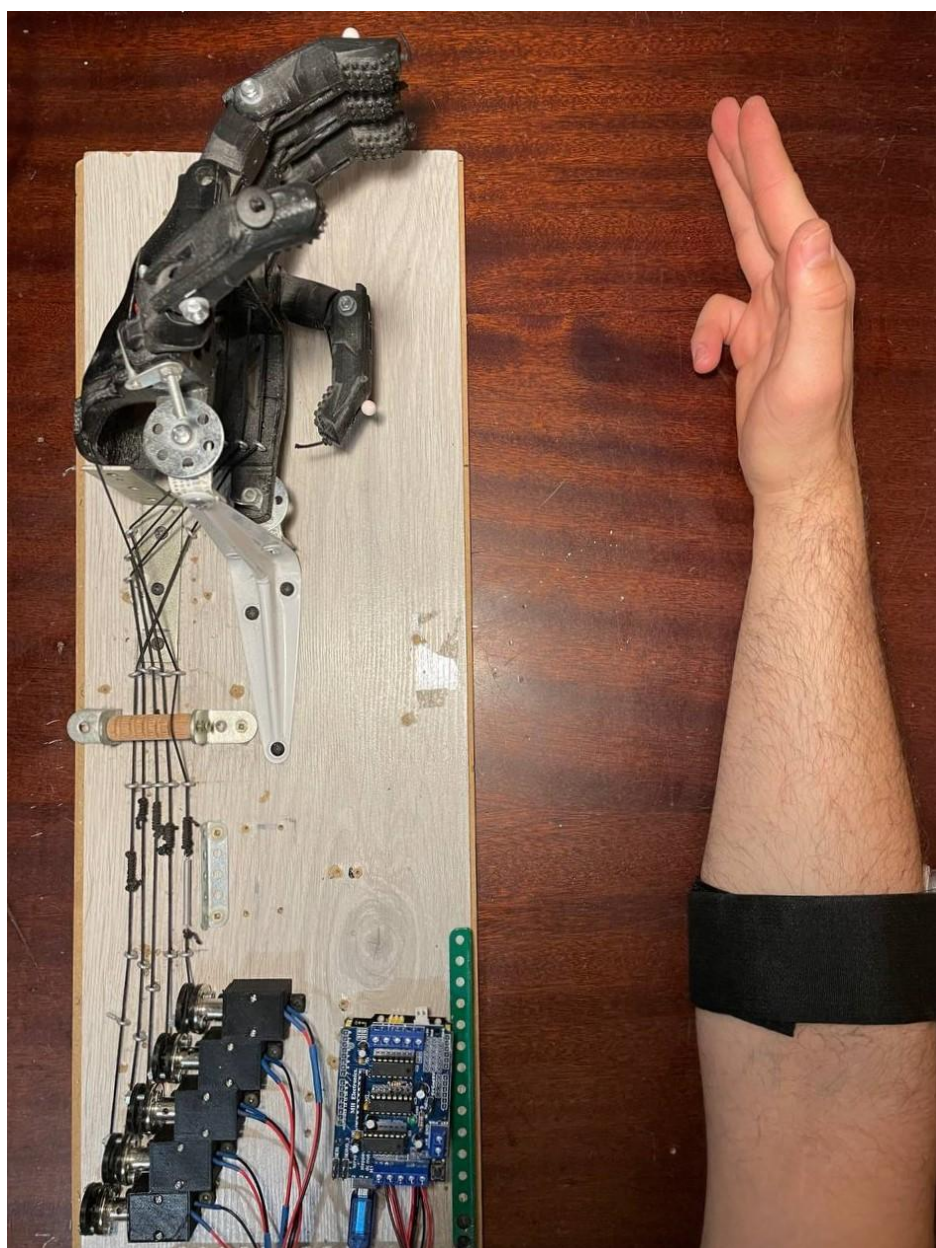


Рисунок 3.11. Процес тестування автоматизованого модулю та приклад руху мізинця роботизованої долоні

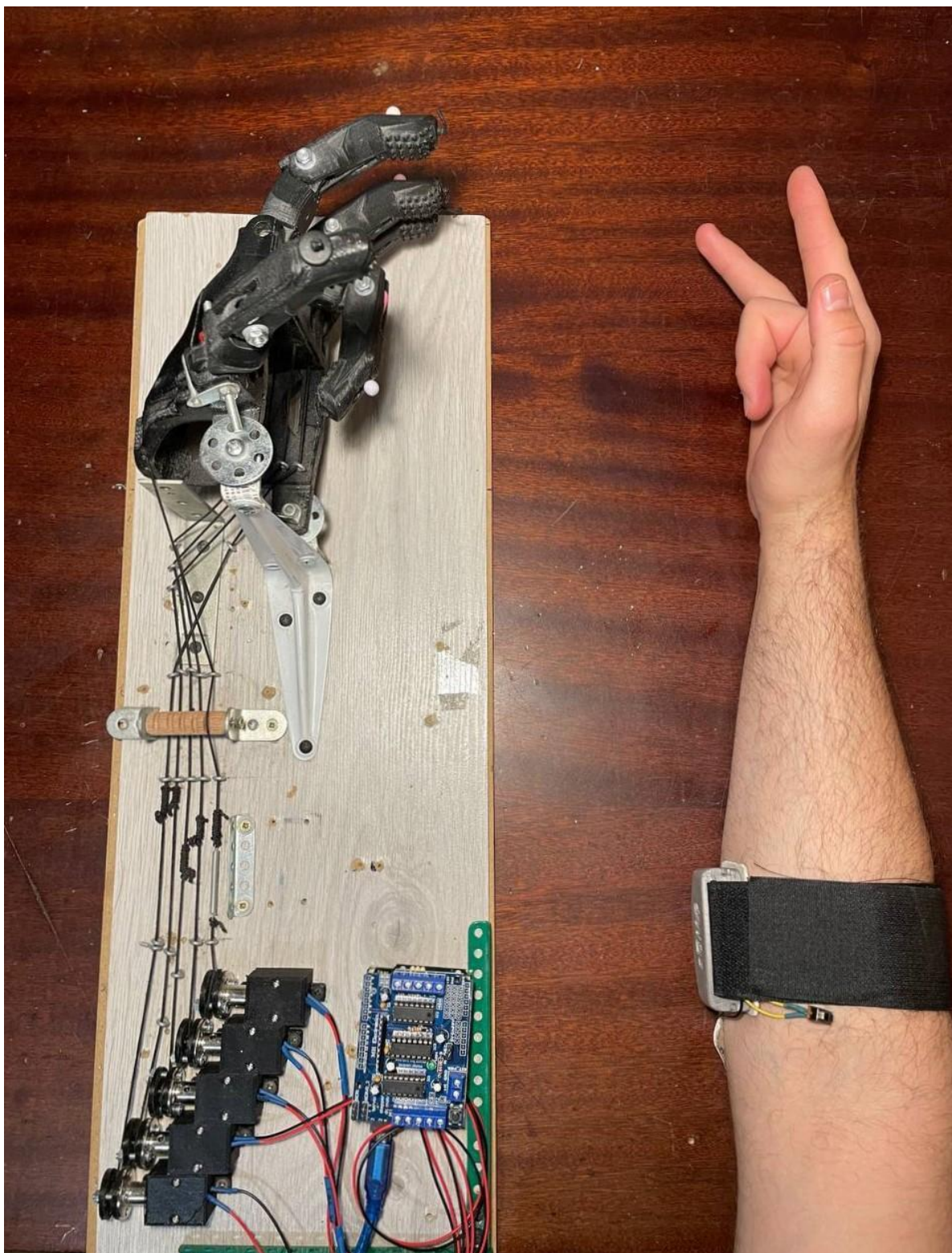


Рисунок 3.12. Процес тестування автоматизованого модулю та приклад руху безіменного пальця у складі роботизованої долоні

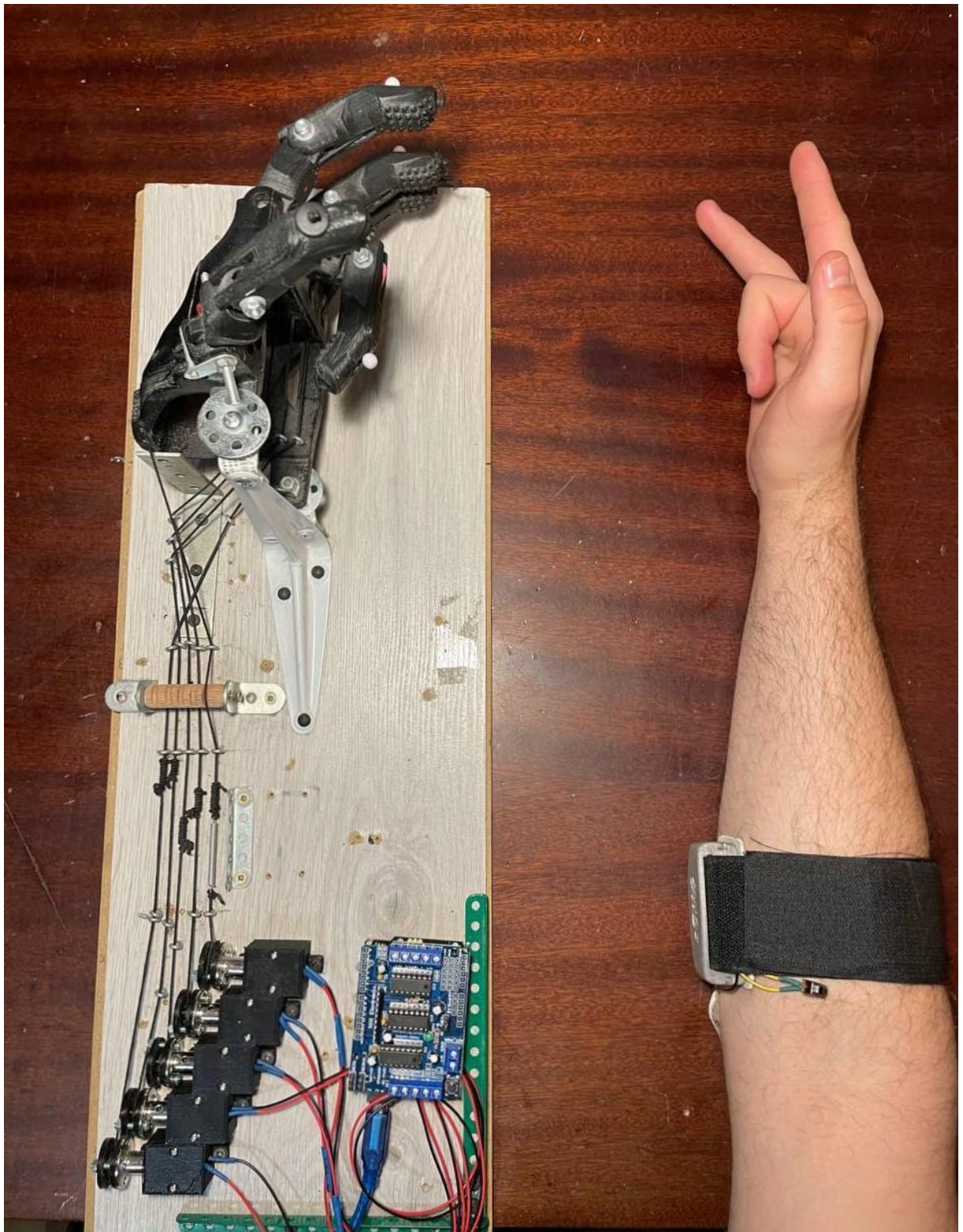


Рисунок 3.13. Процес тестування автоматизованого модулю та приклад руху середнього пальця роботизованої долоні

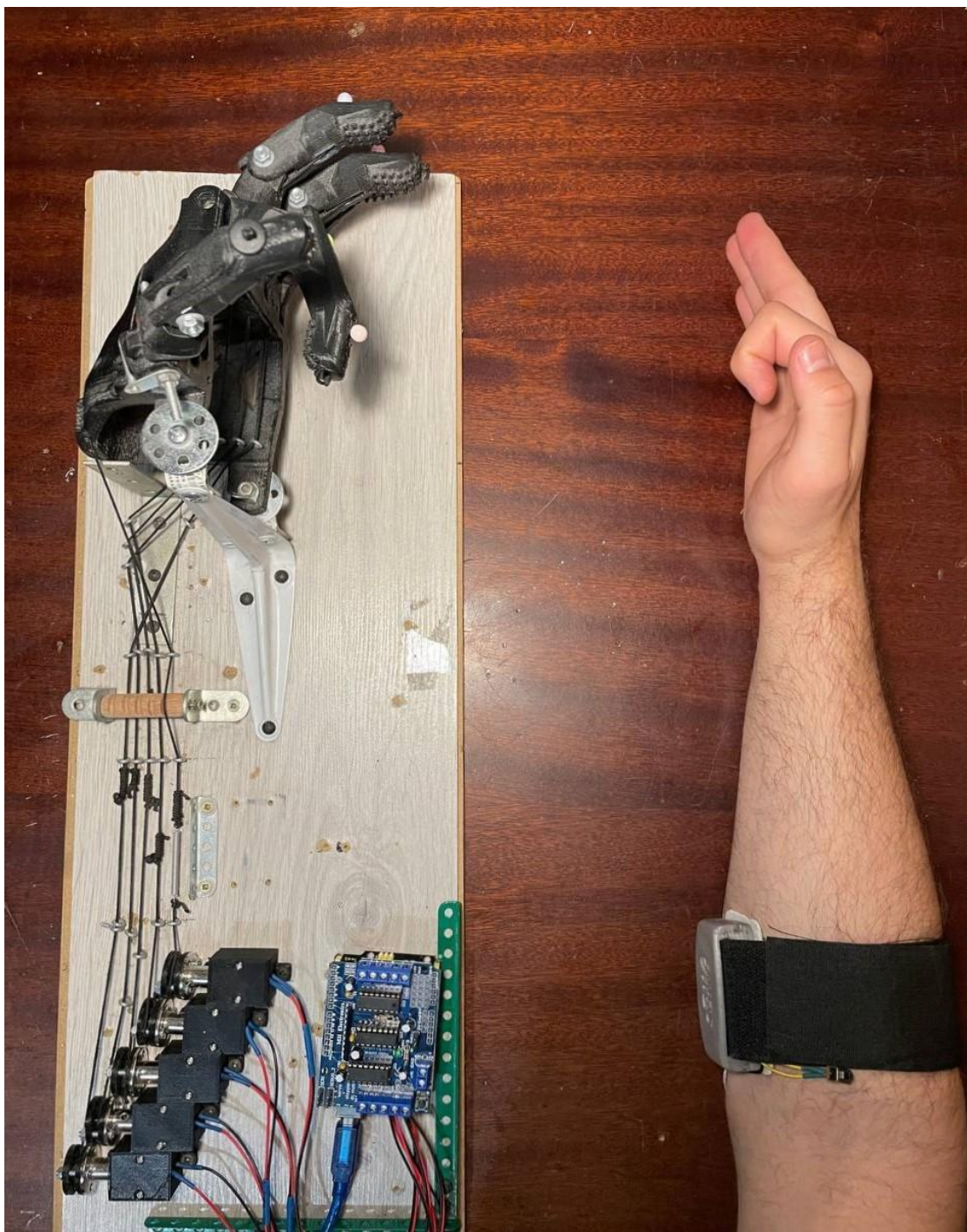
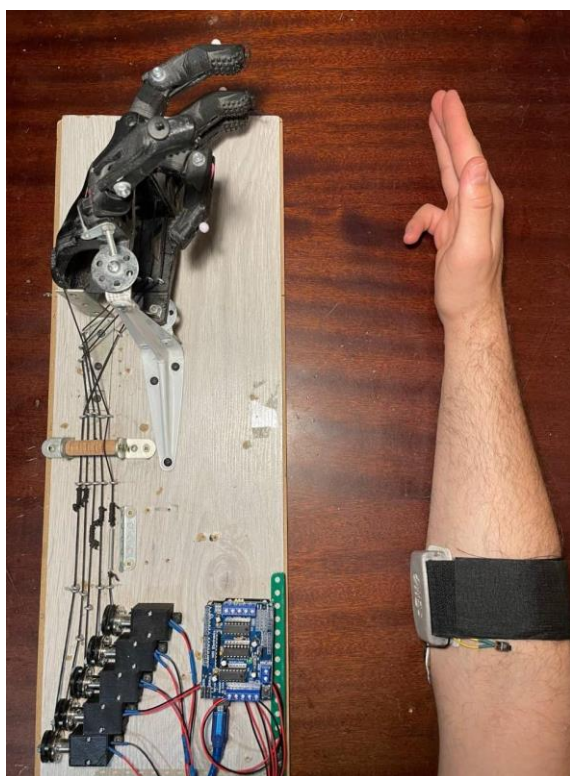
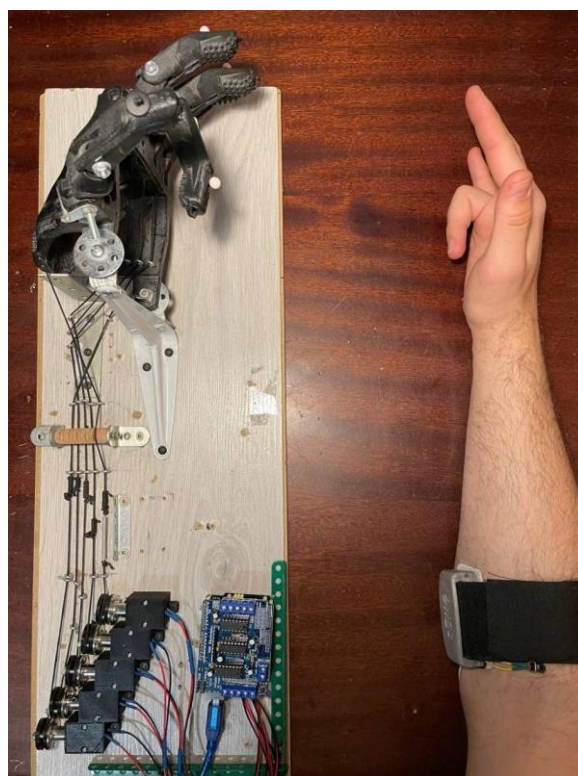


Рисунок 3.14. Процес тестування автоматизованого модулю та приклад руху вказівного пальця роботизованої долоні

Водночас, практична апробація розробленого модулю підтвердила і періодичну наявність похибок класифікації, що здійснюється штучною нейронною мережею. Аналогічно з визначенню матрицею похибок, класифікатором декілька разів було невірно визначено рух мізинця та середнього пальця (рис. 3.15).



а)



б)

Рисунок 3.15. Приклад похибок роботи класифікатору при практичній апробації модулю у складі роботизованої кінцівки: а) для мізинця, б) для середнього пальця

Як видно з рисунку 3.15,а та рисунку 3.15,б класифікатор автоматизованого модулю визначив рух мізинця та середнього пальця, як можливу активацію вказівного, Наявність похибок роботи класифікатору є нормальним явищем біонічному протезуванні кінцівок. Для покращення достовірності класифікації рухів автоматизованим модулем та як наслідок - стабільності роботи системи роботизованої кінцівки необхідно значно збільшити кількість навчального набору інформації для штучної нейронної мережі та за можливості використовувати більшу кількість вимірювальних міографічних каналів. Варто зазначити, що особливістю розробленого модулю є те, що в якості вхідних сигналів він може використовувати не лише одно чи двохканальний sEMG сигнал, а і у випадку зміни внутрішніх параметрів у програмному забезпеченні (реалізованому в середовищі Python) працювати багатоканальним FMG чи іншим видом вхідних сигналів.

Висновки до розділу 3

З метою практичної апробації модулю для спектрально аналізу, а точніше алгоритму та програмного забезпечення для розрахунку часових і спектральних характеристик і класифікації сигналу, було проведено вимірювання міо-сигналу людині в зоні передпліччя на поверхні м'язів згиначів і розгиначів за допомогою вимірювальної установки на основі міографічного модулю для поверхневої електроміографії. Використовуючи результати вимірювання – часову форму сигналу у цифровій формі для обох типів м'язів, за допомогою створеного ПЗ проведено розрахунок часових, частотних характеристик і класифікацію сигналу на основі цих параметрів. Представлено результати тренування при використанні моделей нейронної мережі із різними параметрами тренування, кількістю нейронів у зовнішніх і прихованих шарах. Проведено аналіз і порівняння результатів в результаті чого визначено оптимальні значення даного параметру.

В якості апробації самої моделі ШНМ було проведено експеримент із застосуванням її при практичній апробації разом з модулем у складі роботизованої кінцівки. Попри існування певних похибок при відтворенні рухів, результат класифікації і відтворення при використанні досить простої конфігурації сенсорів і моделі ШНМ є не поганим. При збільшенні кількості вхідних параметрів, використання багатоканальної вимірювальної системи та знаходженні оптимальних внутрішніх параметрів тренування моделі ШНМ можна досягти значного покращення результатів.

Розділ 4. Розробка стартап проекту “Автоматизований модуль для спектрального аналізу міографічних сигналів”

4.1 Опис ідеї проекту

В попередніх розділах було розглянуто основні методи і принципи розпізнавання рухів в біонічному протезуванні кінцівок. Представлено способи програмного і апаратного вирішення даної проблеми та запропоновано програмне забезпечення для обробки сигналу і апаратне для отримання самого міографічного сигналу з метою вирішення задачі його класифікації. В результаті тестування програмного забезпечення було отримано непогані результати класифікації чотирьох видів руху на основі даних отриманих лише з 1 каналу даних, 1-го датчику для поверхневої міографії. В цьому розділі буде проведено аналіз стартап проекту “Автоматизований модуль для спектрального аналізу міографічних сигналів”

Ідея проекту полягає у створенні автоматизованої системи, яка на основі натренованої моделі нейронної мережі, програмного забезпечення, а також апаратного рішення, що складається з набору резистивних датчиків тиску (FSR), мікроконтролеру та ПК буде здатна розпізнавати чотири види руху руки людини з досить високою точністю.

У таблиці 4.1 зображено зміст ідеї та можливі базові потенційні ринки, в межах яких потрібно шукати групи потенційних клієнтів.

Таблиця 4.1. Опис ідеї стартап проекту

Зміст ідеї	Напрямки застосування	Вигоди для користувача
Автоматизований модуль для спектрального аналізу міографічних сигналів	Біонічне протезування кінцівок	Збільшення точності та швидкості розпізнавання рухів
	Моніторинг здоров'я та рухової активності	Забезпечення своєчасного виявлення проблем та підтримка здорового способу життя

	Взаємодія з віртуальною реальністю	Забезпечення доступу до нових можливостей в сфері віртуальної реальності.
	Фізіологічні дослідження та аналіз	Використання для наукових досліджень та покращення фізіологічного аналізу роботи м'язів людини.

Отже, пропонується новий спосіб розпізнавання рухів, використовуючи модель нейронної мережі, що була натренована на певному наборі даних який складається з комбінації часових і частотних характеристик сигналу, а також мікроконтролера та набору датчиків з метою отримання міографічного сигналу, при чому використовуючи ПК для роботи програмного забезпечення для тренування і тестування моделі нейронної мережі.

Техніко-економічні властивості та характеристики ідеї:

Технічна складність: Проект включає в себе розробку програмного та апаратного забезпечення, а також тренування нейронної мережі. Це може вимагати великих трудовитрат та інженерних ресурсів.

Точність розпізнавання: Висока точність розпізнавання рухів кінцівки є ключовим параметром для успіху проекту.

Вартість виробництва: Залежить від вибору компонентів для апаратної частини та рівня складності програмного забезпечення.

Попереднє коло конкурентів:

Проекти-конкуренти: На ринку існують подібні стартапи чи проекти, які також спрямовані на розпізнавання рухів на основі міографічних сигналів.

Серед них можна виокремити: Thalmic Labs, Delsys, Coapt, Ottobock, Touch Bionics.

Товари-замінники:

На ринку існують інші технології або методи для розпізнавання рухів:

Віртуальна реальність (VR) технології:

VR-системи, такі як Oculus Rift чи HTC Vive, можуть використовувати вбудовані датчики та камери для відстеження рухів користувача без прямого контакту з тілом. Вони забезпечують розпізнавання рухів без необхідності встановлення фізичних сенсорів.

Камери відстеження рухів:

Камери, такі як Microsoft Kinect чи Intel RealSense, можуть використовуватися для відстеження рухів тіла за допомогою комп'ютерного зору. Це може бути альтернативою для вимірювання рухів без прямого контакту із шкірою.

Аналіз даної інформації представлено у вигляді таблиці 4.2.

Таблиця 4.2. Визначення сильних, слабких та нейтральних характеристик проекту

№ п/п	Техніко- економічні характерист ики ідеї	(потенційні) товари/концепції конкурентів				W (слабка сторона)	N (нейтра льна сторона)	S (сильна сторона)
		Мій проект	Конкурент 1 Thalmic Labs	Конку рент2 Delsys	Конку рент3 Oculus			
1.	Вартість розробки програмного забезпеченн я (ПЗ)	Низька	Середня	Висока	Висока			+
2.	Витрати на апаратне забезпеченн я	Низькі	Середній	Високі	Високі			+
3.	Трудові витрати	Низькі	Середній	Високий	Високий			+
4.	Швидкість обробки міографічни х сигналів	Середня	Висока	Висока	Висока		+	
5.	Точність розпізнаванн я рухів	Середня	Висока	Висока	Висока		+	

6	Споживання ресурсів ПК	Низька	Висока	Висока	Висока			+
7	Вартість виробництва пристрою	Низька	Середня	Висока	Середня			+
8	Енергоефективність	Середня	Середня	Середня	Середня		+	
9	Зручність використання	Середня	Висока	Висока	Висока		+	
10	Інтеграція з іншими системами	Низька	Висока	Висока	Середня	+		

Проект відзначається низькими витратами на розробку та апаратне забезпечення, що робить його доступним. Хоча деякі техніко-економічні характеристики на низькому рівні, такі як швидкість та точність, проте його прототип може виступати як доступна альтернатива на ринку, зокрема, для вивчення застосуванні у біонічному протезуванні.

4.2 Технологічний аудит ідеї та аналіз ринкових можливостей стартап-проекту

В даній частині розділу проведемо аудит технологій за допомогою яких можливо реалізувати найважливіші ідеї проекту.

Визначення технологічної здійсненності ідеї проекту передбачає аналіз складових які вказані в таблиці 4.3.

Таблиця 4.3. Технологічна здійсненність ідеї проекту

№ п/п	Ідея проекту	Технології її реалізації	Наявність технологій	Доступність технологій
1.	Створення програмного забезпечення (Мова програмування)	Python	Наявна	Доступна
		C++	Немає в наявності	Доступна
		Matlab (C)	Наявна	Доступна
2.	Спосіб отримання сигналу (датчик)	Електроміографія	Наявна	Доступна
		Форс-міографія	Наявна	Доступна
		Електроенцефалографія	Немає в наявності	Недоступна
3.	Відображення результату роботи програми (Платформа)	ПК (Windows)	Наявна	Доступна
		Смартфон (Android, iOS)	Немає в наявності	Недоступна
Обрана технологія реалізації ідеї проекту: Python-> Форс-міографія-> ПК (Windows)				

Обрана мова програмування Python для технічної реалізації стартапу дозволяє забезпечити зручність розробки та інтеграції. Використання форс-міографічних датчиків для отримання сигналів підвищить точність вимірювань. Реалізація на ПК з ОС Windows робить проект більш широкодоступним для користувачів, підвищуючи його практичність та зручність.

Визначимо можливості на ринку, які можна використати при впровадженні проекту, а також загрози на ринку, які можуть ускладнити його реалізацію.

Проведемо аналіз попиту: наявність попиту, обсяг, динаміка розвитку ринку (таблиця 4.4).

Таблиця 4.4. Попередня характеристика потенційного ринку стартап-проекту

№ п/п	Показники стану ринку (найменування)	Характеристика
1	Кількість головних гравців, од	10

2	Загальний обсяг продаж, грн/ум.од	≈22 400 000 000 \$
3	Динаміка ринку (якісна оцінка)	Зростає
4	Наявність обмежень для входу (вказати характер обмежень)	Розмір капіталовкладень та обмежений доступ до каналів розподілу
5	Специфічні вимоги до стандартизації та сертифікації	Для реалізацію у сфері біонічного протезування, необхідні додаткові дослідження і медичні сертифікації
6	Середня норма рентабельності в галузі (або по ринку), %	В галузі - 10,5%

Ринковий аналіз свідчить про конкурентне середовище з 10 гравцями та значним обсягом продажів близько 22,4 мільярдів доларів. Ринок має тенденцію до розвитку, хоча вимагає великих витрат та зазначає високий рівень конкуренції та вхідні бар'єри. Зростаючий інтерес у біонічному протезуванні визначає необхідність додаткових досліджень і медичних сертифікацій для успішної реалізації в цій сфері.

Далі встановлюємо потенційні групи клієнтів, їх характеристики і створюємо приблизний перелік вимог до товару для кожної з груп (табл. 4.5).

Таблиця 4.5. Характеристика потенційних клієнтів стартап-проекту

№ п/п	Потреба, що формує ринок	Цільова аудиторія (цільові сегменти ринку)	Відмінності у поведінці різних потенційних цільових груп клієнтів	Вимоги споживачів до товару
1	Технологія яка з високою точністю дозволить класифікувати тип руху верхніх кінцівок людини.	Біонічне протезування	Фінансові можливості, оцінка естетичного вигляду, особисті вподобання щодо зручності використання, автономності і	Адаптивність системи до різних типів протезу, а також зручність використання і точність.

		VR/AR Технології	граничних значень точності.	Доступна ціна, невисокі вимоги до додаткового апаратного забезпечення.
		Медицина (Діагностика)		Зручність використання, автономність, точність.

Стартап-проект спрямований на задоволення високої потреби в технології класифікації рухів. Цільова аудиторія включає фінансово здатних клієнтів, орієнтованих на естетику та вимогливих до зручності, автономності та точності. Ключові вимоги споживачів включають адаптивність, доступні ціни та зручність використання, враховуючи різні особисті вподобання та економічні можливості.

З використанням даної технології можуть виникнути певні ризики (таблиця 4.6).

Таблиця 4.6. Фактори загроз

№ п/п	Фактор	Зміст загрози	Можлива реакція компанії
1.	Технологічні обмеження	Обмеження у розвитку технології, що може вплинути на точність класифікації рухів.	Інвестування в дослідження для подолання технологічних обмежень та пошук альтернативних шляхів розвитку.
2.	Конкурентний тиск	Поява конкуруючих технологій або рішень на ринку.	Розробка стратегії позиціонування та удосконалення продукту для відзначення від конкурентів.
3.	Проблеми щодо безпеки	Потенційні проблеми з безпекою при використанні технології.	Впровадження систем безпеки, співпраця з експертами з безпеки та дотримання відповідних стандартів.

4.	Економічні труднощі	Зменшення економічної стійкості ринку та спад інвестицій.	Розробка стратегії економічного управління, диверсифікація джерел інвестицій та зниження витрат.
5.	Зміна регуляторного середовища	Зміни в правових нормах, які можуть вплинути на реалізацію технології.	Співпраця з правовими експертами та лобіювання в інтересах компанії для адаптації до нових регуляцій.

Технологія класифікації рухів для біонічного протезування та інших сфер, має значний потенціал, але зазнає певних загроз, таких як технологічні обмеження та конкурентний тиск. Реагуючи на ці виклики шляхом інвестування в дослідження, технологія може підтримувати свою конкурентоспроможність та стабільно розвиватися в ринковому середовищі.

Але поряд з загрозами існують також певні можливості (таблиця 4.7)

Таблиця 4.7. Фактори можливостей

№ п/п	Фактор	Зміст можливості	Можлива реакція компанії
1.	Технологічні новації	Запровадження новітніх технологій для поліпшення точності та функціональності.	Інвестування в дослідження та розробку для придбання передових технологій та підтримки конкурентоспроможності.
2.	Розширення ринкових сегментів	Введення продукту на нові ринкові сегменти або галузі.	Розробка маркетингових стратегій та адаптація продукту для різних сегментів для максимізації доходів.
3.	Партнерства та співпраця	Укладання стратегічних партнерств.	Активний пошук потенційних партнерів та розробка взаємовигідних угод.

4.	Глобалізація	Розширення діяльності на міжнародних ринках.	Розробка стратегії глобалізації, вивчення місцевих особливостей та встановлення ефективної логістики.
5.	Інноваційні послуги	Впровадження нових послуг або функціональних можливостей.	Активна розробка інновацій, збільшення портфеля послуг та реагування на змінні потреби ринку.

Реакція на технологічні новації, розширення ринків, партнерства, глобалізацію та інноваційні послуги може сприяти конкурентоспроможності та стійкому росту компанії.

Проведемо аналіз конкурентного середовища, розглядаючи особливості інтенсивності конкуренції, взаємодію з іншими гравцями та визначення ключових факторів, що впливають на конкурентоспроможність на ринку. Результат представлено у табл. 4.8.

Таблиця 4.8. Ступеневий аналіз конкуренції на ринку

Особливості конкурентного середовища	В чому проявляється дана характеристика	Вплив на діяльність підприємства (можливі дії компанії, щоб бути конкурентоспроможною)
Тип конкуренції: олігополія	Обмежена кількість ключових гравців на ринку, що контролюють значну частину галузі.	Захист від цінової конкуренції, встановлення стратегічних партнерств та інвестування в інновації для збереження конкурентних переваг.

Рівень конкурентної боротьби: глобальний	Змагання на міжнародному рівні, де компанії конкурують за світовий ринок.	Розробка глобальних стратегій, адаптація до різних регіональних особливостей та ефективне використання ресурсів для глобальної конкурентоспроможності.
Галузева ознака: внутрішньогалузева	Зосередженість конкуренції всередині однієї галузі чи сегменту ринку.	Розвиток спеціалізованих продуктів чи послуг, пошук нових ринкових ніш та удосконалення якості.
Конкуренція за видами товарів: товарно-видова	Конкуренція між схожими типами товарів чи послуг.	Вдосконалення диференціації продуктів, маркетингові заходи для підсилення унікальних рис та конкурентних переваг.
За характером конкурентних переваг: цінова	Змагання на основі цін, де компанії конкурують за найнижчі ціни на ринку.	Ефективне ведення вартісної стратегії, оптимізація виробничих витрат та пошук інноваційних шляхів зниження цін.
За інтенсивністю: марочна	Фокус на рекламі, бренду та створенні унікального образу компанії.	Розвиток маркетингових кампаній, підтримка бренду, наголос на якості та створення позитивного сприйняття споживачами.

Подана таблиця відображає ступеневий аналіз конкуренції на ринку, де глобальна олігополія спричиняє високий рівень конкурентної боротьби. Серед особливостей виділяється цінова конкуренція та фокус на бренді. Для успішної діяльності у такому середовищі, компанії повинні розвивати унікальні продукти, глобальні стратегії та маркетингові підходи для збереження конкурентоспроможності.

Після аналізу конкуренції проведемо більш детальний аналіз умов конкуренції в галузі (табл. 4.9).

Таблиця 4.9. Аналіз конкуренції в галузі за М. Портером

	Прямі конкуренти в галузі	Потенційні конкуренти	Постачальники	Клієнти	Товари-замінники
Складові аналізу	Touch Bionics, Thalmic Labs, Delsys	Нові фірми, які можуть увійти на ринок.	США, Китай	Виробники апаратних рішень що використовують розпізнавання рухів	Інші способи класифікації рухів.
Висновки:	Галузь має високий рівень конкуренції через наявність існуючих учасників та потенційних нових учасників.	Поріг входження на ринок високий, але можливість існує.	Економічна ситуація у країнах постачальниках може вплинути на доступність і якість комплектуючих.	Специфічне коло клієнтів які потребують високої якості продукту.	Існують інші менш контактні але більш дорогі технологічні рішення.

З аналізу конкуренції в галузі випливає високий рівень конкурентної боротьби, обумовлений наявністю існуючих та потенційних учасників.. Стратегічне планування проекту вимагає уважного врахування цих факторів.

Технологічне рішення обране для створення даного проекту, потребує низькі витрати на виробництво і непогані параметри точності які представляє. Також використання подібного апаратного забезпечення є інноваційним рішенням у даній сфері.

Таблиця 4.10. Обґрунтування факторів конкурентоспроможності

№ п/п	Фактор конкурентоспроможності	Обґрунтування (наведення чинників, що роблять фактор для порівняння конкурентних проєктів значущим)
1	Технологічне рішення	Обране рішення передбачає низькі витрати на виробництво та високі параметри точності, що робить його вигідним на ринку.
2	Інноваційність	Використання інноваційного апаратного забезпечення в сфері біонічного протезування робить проєкт конкурентоспроможним і привабливим для клієнтів.
3	Вартість виробництва	Низькі витрати на виробництво гарантують конкурентоспроможність продукту в умовах високої конкуренції на ринку.
4	Точність вимірювань	Високі параметри точності забезпечують ефективність та надійність системи, що є важливим фактором для клієнтів.
5	Функціональні можливості	Розширені функціональності системи дозволяють задовольняти різноманітні потреби користувачів, забезпечуючи конкурентні переваги.

Таблиця 4.11. Порівняльний аналіз сильних та слабких сторін
“Автоматизований модуль для спектрального аналізу міографічних сигналів”

№ п/п	Фактор конкурентоспроможності	Бали 1-20	Рейтинг товарів-конкурентів у порівнянні з “Автоматизований модуль для спектрального аналізу міографічних сигналів”						
			-3	-2	-1	0	+1	+2	+3
1	Технологічне рішення	15		+					
2	Інноваційність	10				+			
3	Вартість виробництва	18	+						

4	Точність вимірювань	14			+				
5.	Функціональні можливості	6							+

З таблиць 4.10 та 4.11 бачимо, що фактори конкурентоспроможності суттєві та мають великий позитивний внесок при впровадженні нового способу класифікації рухів верхніх кінцівок. Основною перевагою є низька вартість виробництва продукту, інноваційність та використання надійного технологічного рішення.

Проведемо SWOT- аналіз стартап-проекту (табл. 4.12).

Таблиця 4.12. SWOT- аналіз стартап-проекту

Сильні сторони: Низька ціна Широкий спектр застосування Можливість подальшого вдосконалення	Слабкі сторони: Не достатньо висока точність Не достатньо висока зручність використання Надійність конструкції
Можливості: 1. Інноваційність 2. Можливість продажу поза межами галузі 3. Партнерства та співпраця 4. Глобалізація	Загрози: 1. Технологічні обмеження 2. Конкурентний тиск 3. Безпека використання 4. Економічні труднощі 5. Зміна регуляторного середовища

SWOT-аналіз стартап-проекту виявив низьку ціну, широкий спектр застосування та можливість подальшого вдосконалення як сильні сторони. Не достатньо висока точність, зручність використання та обмежена надійність конструкції є слабкими сторонами. Можливості включають інноваційність та гнучкість системи, а загрози - конкуренцію та низький попит на подібну технологію

Таблиця 4.13. Альтернативи ринкового впровадження стартап-проекту

№ п/п	Альтернатива (орієнтовний комплекс заходів) ринкової поведінки	Ймовірність отримання ресурсів	Строки реалізації
----------	---	-----------------------------------	-------------------

1	Активна маркетингова кампанія для привертання уваги клієнтів	Висока	6 місяців
2	Укладання стратегічних партнерств з медичними установами та фахівцями	Середня	9 місяців
3	Вдосконалення зручності використання продукту та підвищення надійності	Середня	6 місяців
4	Участь у виставках та конференціях для підвищення відомості про продукт	Висока	5 місяців
5	Розширення асортименту продукції для залучення різноманітних клієнтів	Середня	12 місяців

Вдосконалення зручності використання та підвищення надійності продукту є більш реалістичною альтернативою для даного стартапу, орієнтованого на біонічне протезування верхніх кінцівок.

4.3 Розроблення ринкової стратегії проекту

Розроблення ринкової стратегії першим кроком передбачає визначення стратегії охоплення ринку: опис цільових груп потенційних споживачів (табл. 4.14).

Таблиця 4.14. Вибір цільових груп потенційних споживачів

№ п/п	Опис профілю цільової групи потенційних клієнтів	Готовність споживачів сприйняти продукт	Орієнтовний попит в межах цільової групи (сегменту)	Інтенсивність конкуренції в сегменті	Простота входу у сегмент
1	Медичні заклади та реабілітаційні центри	Велика потреба у високотехнологічних рішеннях для розвитку ефективної медичної практики.	35%	Середня	Існують більш зручні та практичні аналоги
2	Фахівці у галузі біонічного протезування.	Висока сприйнятливність до продуктів, які можуть повернути функціональність верхніх кінцівок.	50%	Висока	Інноваційність та розвиток продукту, може сприяти підвищенню точності
3	VR/AR розробники та користувачі	Потреба в інтеграції продуктів, які полегшують взаємодію з віртуальним середовищем.	15%	Середня	Кращі аналоги, товари замітники
Які цільові групи обрано: Під час аналізу потенційних груп споживачів було прийнято рішення що компанія буде працювати у галузі біонічного протезування					

Компанія спрямовується на співпрацю із промисловими компаніями, орієнтованими на розвиток біонічного протезування та високотехнологічних рішень. Наші цільові групи включають виробники протезів та медичні заклади, які шукають інноваційні засоби для покращення результатів лікування та якості надання послуг.

Для роботи в обраному сегменті ринку необхідно сформулювати базову стратегію розвитку (табл. 4.15).

Таблиця 4.15. Визначення базової стратегії розвитку

№ п/п	Обрана альтернатива розвитку проекту	Стратегія охоплення ринку	Ключові конкурентоспроможні позиції відповідно до обраної альтернативи	Базова стратегія розвитку*
2	Розвиток у напрямку інноваційних технологій	Лідерство по витратах	Технологічні переваги, ефективне виробництво, низькі витрати	Стратегія лідерства по витратах

Обрана стратегія розвитку проекту передбачає лідерство по витратах через розвиток інноваційних технологій. Зосередження на технологічних перевагах, ефективному виробництві та низьких витратах дозволить створити конкурентоспроможні рішення. Ця стратегія відповідає нашій меті забезпечення якісних, доступних та інноваційних продуктів у сфері біонічного протезування.

Наступним кроком є вибір стратегії конкурентної поведінки (табл. 4.16).

Таблиця 4.16. Визначення базової стратегії конкурентної поведінки

№ п/п	Чи є проект «першопрохідцем» на ринку?	Чи буде компанія шукати нових споживачів, або забирати існуючих у конкурентів?	Чи буде компанія копіювати основні характеристики товару конкурента, і які?	Стратегія конкурентної поведінки*
1	Ні	Забирати існуючих у конкурентів	Спеціалізація на конкурентній ніші: вибір ринкових сегментів з малим розміром	Стратегія заняття конкурентної ніші

Обрана стратегія конкурентної поведінки базується на визнанні, що проект не є "першопрохідцем" на ринку. Компанія вибрала стратегію забирання існуючих споживачів у конкурентів, фокусуючись на спеціалізації в конкурентній ніші. Це означає вибір ринкових сегментів з малим розміром, де можна забезпечити високу якість та унікальні характеристики продукту. Така стратегія дозволить ефективно конкурувати і визначити компанію як лідера у вибраній сфері.

Враховуючи вимоги споживачів у вибраному сегменті щодо постачальника та продукту, а також у контексті стратегії розвитку та конкурентної поведінки, ми розробляємо стратегію позиціонування. Ця стратегія визначається у формуванні ринкової позиції, якою споживачі повинні ідентифікувати даний проект (табл. 4.17).

Таблиця 4.17. Визначення стратегії позиціонування

№ п/п	Вимоги до товару цільової аудиторії	Базова стратегія розвитку	Ключові конкурентоспроможні позиції власного стартап-проекту	Вибір асоціацій, які мають сформувати комплексну позицію власного проекту (три ключових)
1	Адаптивність, доступність, точність, інноваційність	Стратегія лідерства по витратах	Технологічні інновації, низькі витрати, достатня точність	Гнучкість, Доступність, Інновації

Обрана стратегія позиціонування базується на технологічних інноваціях, низьких витратах та при порівняно високій точності і надійності. Ключові конкурентоспроможні позиції включають технологічні інновації та доступність. Вибір асоціацій для формування комплексної позиції визначається як "Гнучкість, Доступність, Інновації".

4.4 Розроблення маркетингової програми та плану реалізації стартап-проекту

Під час створення маркетингової програми першим етапом є розробка концепції товару, яку оцінить споживач. У таблиці 4.18 узагальнюємо результати аналізу конкурентоспроможності даного товару.

Таблиця 4.18. Визначення ключових переваг концепції потенційного товару

№ п/п	Потреба	Вигода, яку пропонує товар	Ключові переваги перед конкурентами (існуючі або такі, що потрібно створити)
1	Технологічні рішення для класифікації рухів верхніх кінцівок	Точність, доступність, інноваційні технології	Технологічні інновації, точність, конкурентоспроможна ціна, лідерство в доступності

Розроблена концепція товару визначає його ключові переваги, які включають високу точність, доступність та інноваційні технології для класифікації рухів верхніх кінцівок. Концепція сприяє лідерству в доступності та пропонує порівняно високу якість за доступною ціною. Створена концепція відповідає вимогам ринку, сприяє створенню конкурентоспроможного продукту на фоні інноваційних рішень.

У таблиці 4.19 представлено опис трьох рівнів моделі товару.

Таблиця 4.19. Опис трьох рівнів моделі товару

Рівні товару	Сутність та складові		
I. Товар за задумом	Автоматизований модуль для спектрального аналізу міографічних сигналів		
II. Товар у реальному виконанні	Властивості/характеристики	М/Нм	Вр/Тх /Тл/Е/Ор
	1.Довговічність	Нм	Вр
	2. Вартість конструкції	М	Е
	3. Вартість програмного забезпечення	М	Е
	4. Швидкість вимірювань	Нм	Тл
	5. Точність вимірювань	Нм	Тл

	Якість: якість забезпечується доступністю комплектуючих і їх країною виробником.
	Пакування: вимірювальна система, програмне забезпечення, .USB підключення до ПК, інструкція з використання, посібник користувача.
	Марка: Автоматизований модуль для спектрального аналізу міографічних сигналів
III. Товар із підкріпленням	До продажу: презентація розробки у сфері її використання.
	Після продажу: Технічна підтримка, зворотній зв'язок.

Інформація про товар складається з трьох ключових компонентів. Перший - товар за задумом, є автоматизованим модулем для спектрального аналізу міографічних сигналів. Другий - товар у реальному виконанні, включає якість, забезпечену доступністю комплектуючих та їх країною виробником, пакування з вимірювальною системою, програмним забезпеченням та інструкцією, а також описує властивості і характеристики товару. Третій компонент - товар із підкріпленням, охоплює презентацію товару перед реалізацією та технічну підтримку після неї. Загалом, продукт охоплює весь цикл від розробки та обслуговування, що робить його повноцінним та конкурентоспроможним на ринку.

Наступним етапом є визначення цінових рамок, якими слід керуватися при встановленні ціни на потенційний товар. Це включає аналіз цін конкурентів та доходів споживачів продукту (див. таблицю 4.20).

Таблиця 4.20. Визначення меж встановлення ціни

№ п/п	Рівень цін на товари-замінники	Рівень цін на товари-аналоги	Рівень доходів цільової групи споживачів	Верхня та нижня межі встановлення ціни на товар/послугу
	≈25000 Грн	≈15000 Грн.	Високий	≈ 10000 – 2.500.000 грн

На основі аналізу цінових факторів встановлено, що конкурентоспроможні ціни на товар повинні бути в діапазоні ≈10,000-25,000 грн, враховуючи високий рівень доходів цільової аудиторії. Такий діапазон забезпечить прийнятність для споживачів та доходність для компанії.

Визначаємо і формуємо оптимальну систему збуту (табл. 4.21).

Таблиця 4.21. Формування системи збуту

№ п/п	Специфіка закупівельної поведінки цільових клієнтів	Функції збуту, які має виконувати постачальник товару	Глибина каналу збуту	Оптимальна система збуту
1	Виробники біонічних протезів купують даний модуль для його інтеграції у протезні системи.	Зворотній зв'язок, технічна підтримка і зручний та швидкий спосіб доставки товару.	Глобальний міжнародний ринок	Торгівля через магазини, що належать виробнику

На основі аналізу закупівельної поведінки цільових клієнтів та функцій збуту, оптимальна система збуту для даного продукту включає глобальний міжнародний ринок збуту через магазини, що належать виробнику. Така система збуту сприятиме швидкому впровадженню та інтеграції модулю в протезні системи, забезпечуючи замовникам ефективність та надійність продукту.

Розробка концепції маркетингових комунікацій є критично важливим етапом для взаємодії з цільовою аудиторією. У таблиці 4.22 представлено ключові аспекти сприйняття та взаємодії з маркетинговим повідомленням, що допомагають сформувати ефективну стратегію комунікацій.

Таблиця 4.22. Концепція маркетингових комунікацій

№ п/ п	Специфіка поведінки цільових клієнтів	Канали комунікацій, якими користуються цільові клієнти	Ключові позиції, обрані для позиціонування	Завдання рекламного повідомлення	Концепція рекламного звернення
1	Виробники біонічних протезів купують модуль для інтеграції у протези.	Промислові виставки, онлайн-платформи для фахівців у галузі.	Інноваційність, технічна підтримка, ефективність і надійність.	Повідомлення про технологічні переваги, глобальну наявність, індивідуалізацію.	Реклама зорієнтована на фахівців, з акцентом на технічні характеристики та глобальну наявність.

7	Адаптація ПЗ до апаратної частини модулю													1500
8	Виготовлення прототипу модулю													8000
9	Аналіз та побудова бізнес плану													30000
10	Виробництво та реалізація першої партії продукту													50000
Всього грн.														94 500

Дана таблиця представляє послідовність етапів розробки та виробництва біонічного протезу з вказаною вартістю кожного етапу в гривнях. Дослідження методів вимірювання та класифікації сигналу розглядаються як стартові етапи з нульовими витратами. Наступні витрати пов'язані з розробкою та виготовленням прототипу модулю, де важливі компоненти – вимірювальна та апаратна частини. Основні витрати – планування бізнес плану та виробництво і реалізація першої партії. Вартість кожного етапу визначена з урахуванням попередніх досліджень і технічних вимог. Загальна сума на виробництво та реалізацію продукту складає 95 500 грн.

Детальніше витрати на обладнання матеріали і виробництво для виготовлення одного прототипу модуля розглянемо у таблиці 4.24.

Таблиця 4.24 Витрати на матеріали та виробництво

№ п/п	Витрати	Тип	Терміни постачання/виконання	Вартість, грн
1	Друк на 3Д принтері корпусних частин вимірювальної системи	Пластикові супорти, 6 шт	14 днів	1200

2	Стрічка для закріплення вимірювальної частини	Стрічка Velcro 1 м, 1 шт.	3 дні	300
3	Клей	Permabond C105	3 дні	830
4	Прокладка	Гумова прокладка 200x200 мм, 1 шт	14 днів	300
5	Сенсори	Стрічкові FSR-сенсори, 15x110 мм, 6 шт	60 днів	1500
6	Аналого-цифровий перетворювач	-	3 дні	200
7	Макетна плата та її елементи	-	3 дні	400
8	Контролер	Arduino Uno	3 дні	1600
9	Додаткові матеріали	Мідний провід, інструменти для збірки та обробки, набір для паяння та ін..	7 днів	1500
Загальна сума: 7830 Грн				

Дана таблиця деталізує витрати на виготовлення одного прототипу модуля біонічного протезу. Переважна частина витрат припадає на компоненти, такі як датчики та контролер Arduino Uno та власне самі датчики. Загалом, витрати на матеріали та обладнання для виготовлення одного прототипу становлять 7 830 грн. Час виконання різних етапів відіграє важливу роль у загальних термінах виробництва. Важливо точно врахувати ці параметри для ефективного планування і управління виробництвом стартапу.

Висновки до розділу 4

У результаті глибокого аналізу стартап-проекту, що спрямований на розробку біонічного модуля для спектрального аналізу міографічних сигналів, виявлено значні можливості для ринкової комерціалізації. Аналіз показав високий рівень конкуренції в галузі, але створений продукт вирізняється широким спектром застосування та можливістю інтеграції в протезні системи, що створює конкурентні переваги.

Потенційні групи клієнтів ідентифіковані, зокрема виробники біонічних протезів, що забезпечує стабільний попит. Проте, бар'єри входження в галузь, такі як високий рівень технічної складності та необхідність високотехнологічних досліджень, вимагають уважного управління та розробки стратегії входження. Здійснення ретельного контролю за технічними аспектами та забезпечення високого рівня якості продукту є ключовим для здобуття довіри споживачів. Додатковий акцент робиться на важливості постійного вдосконалення технічної підтримки та вивчення ринкових тенденцій для адаптації стратегії до змін у галузі. Урахування фінансових можливостей, партнерських відносин та гнучкості у реагуванні на виклики ринку є важливими чинниками для успіху проекту.

Альтернатива впровадження у напрямку інноваційних технологій визначається як оптимальний варіант для розвитку. Забезпечення лідерства по витратах, технологічні переваги та ефективне виробництво формують стратегію лідерства по витратах, що підкреслює конкурентоспроможність проекту. Маркетингові комунікації та стратегія позиціонування націлені на залучення уваги цільових клієнтів, використовуючи ефективні канали комунікацій та підкреслюючи технічні переваги продукту.

Проект є потенційно вдалим на ринку, існують всі передумови для його комерціалізації. Продовження імплементації проекту рекомендується з урахуванням визначених аспектів та стратегічних виборів.

ВИСНОВКИ

Покращення точності розпізнавання та відтворення рухів кінцівок шляхом оптимізації класифікації рухів програмним методом без значних апаратних ускладнень є важливою складовою при проектуванні біонічного протезу. У даній роботі найбільшу увагу було приділено саме пошуку і апробації методів які можна використати при створенні програмного забезпечення для підвищення точності розпізнавання рухів. Основними такими методами виявились застосування і поєднання частотних і часових характеристик при класифікації міографічного сигналу за допомогою штучних нейронних мереж. В результаті дослідження даних методів було побудовано оптимальний алгоритм автоматизованого розрахунку параметрів та тренування ШНМ реалізуючи його в середовищах MATLAB та JupyterLab.

Результат роботи магістерської дисертації – створення універсального програмного рішення для автоматизованої класифікації біо-сигналів тіла людини яке безпосередньо було апробоване на міо-сигналі за допомогою вимірювальної системи на основі модулю для поверхневої електроміографії. Найкращі результати було отриману при використанні визначених оптимальних внутрішніх параметрах тренування нейронної мережі. За допомогою параметру F1-score було здійснено оцінку моделей нейронних мереж на тестових даних сигналів отриманих при розташуванні сенсорів у зоні м'язів згиначів та розгиначів передпліччя. Для згиначів даний параметр склав 80% в той час як для розгиначів 78%. При збільшенні кількості даних на тренування і входних параметрів існує тенденція на збільшення даного показника.

При подальшій роботі та покращеннями даного алгоритму існує можливість його імплементації у різні системи для розпізнавання рухів зокрема у системи біонічних протезів.

Список використаних джерел

1. Vonsevych, K. (2024). Myographic System of the Bionic Wrist with Surface Type Identification. In: Bezuglyi, M., Bouraou, N., Mykytenko, V., Tymchyk, G., Zaporozhets, A. (eds) *Advanced System Development Technologies I. Studies in Systems, Decision and Control*, vol 511, pp. 193-231. Springer, Cham.
2. Ariyanto, Mochammad, et al. "Finger movement pattern recognition method using artificial neural network based on electromyography (EMG) sensor." 2015 International Conference on Automation, Cognitive Science, Optics, Micro Electro-Mechanical System, and Information Technology (ICACOMIT). IEEE, 2015.
3. Avilés-Mendoza, Karla, et al. "A 3D Printed, Bionic Hand Powered by EMG Signals and Controlled by an Online Neural Network." *Biomimetics* 8.2 (2023)
4. Ahkami, Bahareh, et al. "Electromyography-based control of lower limb prostheses: a systematic review." *IEEE Transactions on Medical Robotics and Bionics* (2023).
5. Mahmood, Danyal, Hannan Naseem Riaz, and Humaira Nisar. "Introduction to Non-Invasive Biomedical Signals for Healthcare." *Advances in Non-Invasive Biomedical Signal Sensing and Processing with Machine Learning*. Cham: Springer International Publishing, 2023. 1-24.
6. Stival, Francesca. "Subject-independent modeling of semg signals for the motion of a single robot joint through gmm modelization." (2015).
7. Marinelli, Andrea, et al. "Active upper limb prostheses: A review on current state and upcoming breakthroughs." *Progress in Biomedical Engineering* (2022).
8. Naim, Asma M., et al. "Low-cost active dry-contact surface emg sensor for bionic arms." 2020 IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics (SMC). IEEE, 2020.
9. Beyrouthy, Taha, et al. "EEG mind controlled smart prosthetic arm." 2016 IEEE international conference on emerging technologies and innovative business practices for the transformation of societies (EmergiTech). IEEE, 2016.

10. Raveendran, Athul K., Ganesha Udupa, and G. Gayathri. "ANN Based Feature Extraction from EEG test Signals in Generating Control Commands for Prosthetic Application." 2022 IEEE 2nd Mysore Sub Section International Conference (MysuruCon). IEEE, 2022.
11. Ihab, Abdulrahman Satam. "A comprehensive study of EEG-based control of artificial arms." *Vojnotehnički glasnik* 71.1 (2023): 9-41.
12. Murphy, Douglas P., et al. "Electroencephalogram-based brain–computer interface and lower-limb prosthesis control: A case study." *Frontiers in neurology* 8 (2017): 696.
13. Jiang, Xianta, et al. "Exploration of force myography and surface electromyography in hand gesture classification." *Medical engineering & physics* 41 (2017): 63-73.
14. K. Vonsevych, M. Bezuglyi, J. Mrozowski and J. Awrejcewicz, "Features of lowchannel sEMG and FMG control systems for the biomechatronic solution of human fingers replacement", *Engineering Dynamics and Life Sciences*, Lodz: DAB&M of TUL Press, pp. 567-578, 2017.
15. Rehman, Mustafa Ur, et al. "Assessment of Low-Density Force Myography Armband for Classification of Upper Limb Gestures." *Sensors* 23.5 (2023): 2716.
16. Li, Xiangxin, et al. "A novel motion recognition method based on force myography of dynamic muscle contractions." *Frontiers in Neuroscience* 15 (2022): 783539.
17. Ferigo, Diego, et al. "A case study of a force-myography controlled bionic hand mitigating limb position effect." *Journal of Bionic Engineering* 14.4 (2017): 692-705.
18. Cho, Erina, et al. "Force myography to control robotic upper extremity prostheses: a feasibility study." *Frontiers in bioengineering and biotechnology* 4 (2016): 18.
19. Zhang, Yang, and Chris Harrison. "Tomo: Wearable, low-cost electrical impedance tomography for hand gesture recognition." *Proceedings of the 28th Annual ACM Symposium on User Interface Software & Technology*. 2015.
20. Liu, Xiaodong, Enhao Zheng, and Qining Wang. "Real-Time Wrist Motion Decoding With High Framerate Electrical Impedance Tomography (EIT)." *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering* 31 (2022): 690-699.

21. Nawaz, Mehmood, et al. "Hand Gestures Classification Using Electrical Impedance Tomography Images." *IEEE Sensors Journal* 22.19 (2022): 18922-18932.
22. Wu, Yu, et al. "A human–machine interface using electrical impedance tomography for hand prosthesis control." *IEEE transactions on biomedical circuits and systems* 12.6 (2018): 1322-1333.
23. Yao, Jiafeng, et al. "Development of a wearable electrical impedance tomographic sensor for gesture recognition with machine learning." *IEEE journal of biomedical and health informatics* 24.6 (2019): 1550-1556.
24. ShahAli, Shabnam, et al. "Application of ultrasonography in the assessment of abdominal and lumbar trunk muscle activity in participants with and without low back pain: A systematic review." *Journal of manipulative and physiological therapeutics* 42.7 (2019): 541-550.
25. Yang, Xingchen, et al. "Sonomyographic Prosthetic Interaction: Online Simultaneous and Proportional Control of Wrist and Hand Motions Using Semisupervised Learning." *IEEE/ASME Transactions on Mechatronics* 28.2 (2022): 804-813.
26. Engdahl SM, Acuña SA, King EL, Bashatah A and Sikdar S (2022) First Demonstration of Functional Task Performance Using a Sonomyographic Prosthesis: A Case Study.
27. Engdahl, Susannah M., et al. "First demonstration of functional task performance using a sonomyographic prosthesis: a case study." *Frontiers in Bioengineering and Biotechnology* 10 (2022): 876836.
28. Karapinar Senturk, Zehra, and Melahat Sevgul Bakay. "Machine Learning-Based Hand Gesture Recognition via EMG Data." (2021).
29. Said, Sherif, et al. "Machine-learning-based muscle control of a 3D-printed bionic arm." *Sensors* 20.11 (2020): 3144.
30. Manjrekar, O. N., & Dudukovic, M. P. (2019). Identification of flow regime in a bubble column reactor with a combination of optical probe data and machine learning technique. *Chemical Engineering Science: X*, 2, 100023.
31. Scornet, Erwan. "Random forests and kernel methods." *IEEE Transactions on Information Theory* 62.3 (2016): 1485-1500.

32. Zhou, Tao, et al. "Adapting random forest classifier based on single and multiple features for surface electromyography signal recognition." 2019 12th international congress on image and signal processing, biomedical engineering and informatics (CISP-BMEI). IEEE, 2019.
33. Zou, Zhi-Min, et al. "Current updates in machine learning in the prediction of therapeutic outcome of hepatocellular carcinoma: what should we know?." *Insights into imaging* 12.1 (2021): 1-13.
34. Rahimian, Elahe, et al. "Surface EMG-based hand gesture recognition via hybrid and dilated deep neural network architectures for neurorobotic prostheses." *Journal of Medical Robotics Research* 5.01n02 (2020): 2041001.
35. Khorram, Amin. Surface electromyography signal classification using SRDN+ DNN for hand gesture recognition. Diss. The University of Regina (Canada), 2023.
36. Tinoco-Varela, David, et al. "Design and Implementation of a Prosthesis System Controlled by Electromyographic Signals Means, Characterized with Artificial Neural Networks." *Micromachines* 13.10 (2022): 1681.
37. K. Vonsevych et al., "Fingers movements control system based on artificial neural network model", *Radioelectronics and Communications Systems*, vol. 62, no. 1, pp. 23—33, 2019
38. Терещенко В.В., Вонсевич К. П. "Спектральний аналіз характеристик міографічних сигналів" XIV Науково-практична конференція студентів, аспірантів та молодих вчених «Погляд у майбутнє приладобудування», 18-19 травня 2021 р., м. Київ, Україна : збірник праць конференції. – Київ : КПІ ім. Ігоря Сікорського, 2021. – С. 258-261.
39. Терещенко В.В., Вонсевич К. П. "Аналіз ефективності застосування часових і частотних характеристик для класифікації електроміографічного сигналу" XVI Науково-практична конференція студентів, аспірантів та молодих вчених «Погляд у майбутнє приладобудування», 16-17 травня 2023 р., м. Київ : КПІ ім. Ігоря Сікорського, 2023. – С. 137-140.
40. Вонсевич К.П. Оцінювання часових характеристик електроміограми функціональних рухів кисті руки для інтуїтивного керування біонічним

протезом / К.П. Вонсевич, М.О. Безуглий, А.О. Гапонюк // Наукові Вісті НТУУ КПІ. — 2018. — №. 1. — С. 45–53.

41. Cerna, Michael, and Audrey F. Harvey. The fundamentals of FFT-based signal analysis and measurement. Application Note 041, National Instruments, 2000.
42. Miller S. L. Probability and Random Processes / S. L. Miller, D. Childers. - Amsterdam, The Netherlands: Elsevier Inc., 2012. - 611 с.
43. Терещенко В.В., Вонсевич К. П. "Використання спектральних параметрів електроміографічних сигналів у біонічному протезуванні", XV Науково-практична конференція студентів, аспірантів та молодих вчених "Погляд у майбутнє приладобудування", 14-15 червня 2022 р., м. Київ, Україна : збірник праць конференції. - Київ : КПІ ім. Ігоря Сікорського, 2022. - С. 179-182.
44. Vonsevych, K. (2017). Information-measuring system of myograph of bionic limb prosthesis. *Perspektyvni Tekhnolohii ta Prilady*, 10(1), 32-37.
45. Ogunbo, Jide Nosakare, et al. "N-hidden layer artificial neural network architecture computer code: geophysical application example." *Heliyon* 6.6 (2020).
46. Gopal, Pranesh, Amandine Gesta, and Abolfazl Mohebbi. "A systematic study on electromyography-based hand gesture recognition for assistive robots using deep learning and machine learning models." *Sensors* 22.10 (2022): 3650.
47. Pancholi, Sidharth, Amit M. Joshi, and Deepak Joshi. "DLPR: Deep learning-based enhanced pattern recognition frame-work for improved myoelectric prosthesis control." *IEEE Transactions on Medical Robotics and Bionics* 4.4 (2022): 991-999.
48. Fang, Bin, et al. "Simultaneous sEMG recognition of gestures and force levels for interaction with prosthetic hand." *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering* 30 (2022): 2426-2436.
49. Ageishi, Naoto, Fukuchi Tomohide, and Abderazek Ben Abdallah. "Real-time hand-gesture recognition based on deep neural network." *SHS Web of Conferences*. Vol. 102. EDP Sciences, 2021.
50. Snajdarova, Michaela, et al. "Proof of concept EMG-Controlled prosthetic hand system-An overview." *19th International Conference Computational Problems of Electrical Engineering*. IEEE, 2018.

51. MyoWare Muscle Sensor [Електронний ресурс] – Режим доступу до ресурсу: <https://raspberrypi.com.ua/p/myoware-muscle-sensor/> Дата звернення: 17.12.2023
52. 10-розрядний АЦП MCP3008 для Raspberry PI та Arduino [Електронний ресурс] – Режим доступу до ресурсу: <https://arduino.ua/prod1931-10-razryadnii-acp-mcp3008-dlya-raspberry-pi-i-arduino> Дата звернення: 17.12.2023
53. Мікроконтролер ATmega16A-AU Atmel [Електронний ресурс] – Режим доступу до ресурсу: https://www.rcscomponents.kiev.ua/product/atmega16a-au_22566.html Дата звернення: 17.12.2023
54. USB-TTL конвертор PL2303HX USB-UART Atmel [Електронний ресурс] – Режим доступу до ресурсу: <https://www.mini-tech.com.ua/usb-uart-converter-na-chipe-pl2303> Дата звернення: 17.12.2023
55. Перетворювач інтерфейсів PL2303HX-USB-TTL-ADAPTER [Електронний ресурс] – Режим доступу до ресурсу: <http://www.kosmodrom.com.ua/el.php?name=PL2303HX-USB-TTL-ADAPTER> Дата звернення: 17.12.2023