

Міністерство освіти і науки України
Харківський національний університет імені В. Н. Каразіна

Факультет (навчально-науковий інститут) радіофізики, біомедичної електроніки та комп'ютерних систем

Кафедра фізичної і біомедичної електроніки та комплексних інформаційних технологій

До захисту допущено

Кафедрою _____ протокол № _____ від _____

завідувач кафедри _____ Сергій Бердник
(підпис) (ім'я, прізвище)

« _____ » _____ 2025 р.

Кваліфікаційна робота
здобувача _____ другого магістерського _____ рівня вищої освіти
(першого (бакалаврського) / другого (магістерського))

Аналіз міографічних сигналів системи
(назва роботи)

Спеціальність (спеціалізація) 176 «Мікро- та наносистемна техніка»

(код та найменування спеціальності; спеціалізації спеціальності - за наявності)

Освітня програма Мікро- та наносистемна техніка

(назва освітньої програми)

Виконавець  _____
(підпис)

Анна Герман
(ім'я, прізвище)

Науковий керівник _____ Ольга Величко
(підпис) (ім'я, прізвище)

АНОТАЦІЯ

Герман А.С. Аналіз міографічних сигналів для систем біокерованого протезу. Магістерська робота. Харківський національний університет імені В. Н. Каразіна, 2025. 50 с., 18 рис., 1 табл., 21 джерел.

ЕЛЕКТРОМІОГРАФІЯ (ЕМГ), БІОКЕРОВАНІ ПРОТЕЗИ, РОЗПІЗНАВАННЯ ЖЕСТІВ, MATLAB, СИНТЕТИЧНИЙ СИГНАЛ, КЛАСИФІКАЦІЯ РУХІВ.

Об'єкт дослідження: процес розпізнавання м'язових команд для керування біонічним протезом верхньої кінцівки.

Предмет дослідження: електроміографічні сигнали та методи їх обробки для ідентифікації жестів кисті.

Мета роботи: розробка віртуального прототипу системи біокерованого протезу, який реалізує повний цикл обробки ЕМГ-сигналу від зчитування до візуалізації руху.

Методи дослідження: математичне моделювання, генерація синтетичних ЕМГ-сигналів, цифрова обробка сигналів (фільтрація Баттерворта), спектральний аналіз (ШПФ), екстракція ознак (RMS, MAV, VAR), порогова класифікація. Розробка виконана в середовищі MATLAB.

Результати дослідження: розроблено повноцінну модель, що включає генерацію багатоканальних ЕМГ-сигналів, їх фільтрацію, виділення інформативних ознак та класифікацію чотирьох типів рухів кисті («розслаблення», «стискання кулака», «розгинання пальців», «згинання зап'ястя»). Експериментально доведено працездатність системи: для рухів «розслаблення» та «розгинання» точність класифікації склала 100%.

ЗМІСТ

ПЕРЕЛІК СКОРОЧЕНЬ ТА УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ.....	5
ВСТУП.....	6
1 ОСНОВИ ЕЛЕКТРОМІОГРАФІЇ ТА ЇЇ ЗАСТОСУВАННЯ У БІОНИЧНИХ СИСТЕМАХ.....	7
1.1 Природа електроміографічного сигналу.....	7
1.2 Методика реєстрації ЕМГ-сигналів.....	8
1.3 Апаратна частина реєстрації та попередня обробка сигналу.....	11
1.4 Вимоги до якісного ЕМГ-сигналу та спектральний аналіз.....	12
2 СИСТЕМИ КЕРУВАННЯ НА ОСНОВІ ЕМГ: ТОЧНІСТЬ ТА ВИМОГИ ДО РЕЄСТРАЦІЇ.....	14
2.1 Співвідношення сигнал/шум та стабільність сигналу.....	14
2.2 Складність розпізнавання жестів та фактори, що впливають на точність.....	16
2.3 Вибір місця для реєстрації ЕМГ-сигналів.....	18
2.4 Використання ЕМГ в керуванні біонічними пристроями.....	21
3 РОЗРОБКА ВІРТУАЛЬНОЇ СИСТЕМИ БІОКЕРУВАННЯ ТА АНАЛІЗ РЕЗУЛЬТАТІВ.....	25
3.1 Мета, завдання експерименту та обґрунтування вибору програмного забезпечення.....	25
3.2 Опис побудови віртуальної системи біокерування.....	27
3.3 Моделювання та генерація синтетичних ЕМГ сигналів.....	29

3.4 Попередня обробка сигналів та екстракція ознак.....	34
3.5 Класифікація рухів та аналіз точності розпізнавання. Фільтр Баттерворда.....	39
3.6 Візуалізація результатів за допомогою 3D-моделі кисті.....	42
3.7 Аналіз результатів експерименту та обговорення.....	43
ВИСНОВКИ.....	47
СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ.....	48

ПЕРЕЛІК СКОРОЧЕНЬ ТА УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ

Скорочення / позначення	Розшифровка та/або пояснення
АЧХ	Амплітудно-частотна характеристика
ЕМГ	Електроміографія / Electromyography
sEMG	Поверхнева електроміографія / Surface Electromyography
ШПФ (FFT)	Швидке перетворення Фур'є / Fast Fourier Transform
MAV	Середнє абсолютне значення (ознака) / Mean Absolute Value (feature)
RMS	Середньоквадратичне значення (ознака) / Root Mean Square (feature)
SENIAM	Surface ElectroMyoGraphy for the Non-Invasive Assessment of Muscles (міжнародний проект)
SVM	Метод опорних векторів / Support Vector Machine
VAR	Дисперсія (ознака) / Variance (feature)
LDA	Лінійний дискримінантний аналіз / Linear Discriminant Analysis

ВСТУП

Міографія - це метод дослідження м'язової активності, який базується на реєстрації електричних потенціалів, що виникають у м'язовій тканині під час її скорочення. Ці електричні імпульси виникають як результат біоелектричних процесів у нервово-м'язових синапсах та у волокнах скелетної мускулатури. Найпоширенішим видом міографії є електроміографія (ЕМГ), яка застосовується як у клінічній діагностиці, так і у технічних системах керування, зокрема для управління біонічними протезами.

Історично міографія виникла як частина фізіологічного дослідження нервово-м'язової передачі, але з розвитком електроніки та обчислювальної техніки вона перетворилася на потужний інструмент інтерфейсу між людиною і машиною. У клінічному контексті ЕМГ дозволяє виявляти порушення іннервації, міопатії та інші патології. У технічному - вона дає змогу перетворювати м'язову активність на електронні сигнали, які можуть використовуватись для керування зовнішніми пристроями: роботизованими кінцівками, екзоскелетами, реабілітаційними системами тощо. Сьогодні електроміографія стала основним каналом зчитування біоінформації для керування біонічними протезами - інтелектуальними пристроями, які імітують функції втрачених частин тіла. Таке керування базується на розпізнаванні м'язових шаблонів та перетворенні їх у команди на виконання рухів. Залежно від способу збору сигналу ЕМГ поділяється на поверхневу (sEMG) та інвазивну (голчасту), кожна з яких має свої переваги, обмеження та особливості застосування.

1 ОСНОВИ ЕЛЕКТРОМІОГРАФІЇ ТА ЇЇ ЗАСТОСУВАННЯ У БІОНИЧНИХ СИСТЕМАХ

1.1 Природа електроміографічного сигналу

Електроміографічний сигнал - це біоелектричний сигнал, який виникає внаслідок електричної активності м'язових волокон під час їх збудження та скорочення. Основою цього сигналу є потенціали дії, що генеруються моторними одиницями - функціональними структурами, до складу яких входить один мотонейрон і група іннервованих ним м'язових волокон. Коли мотонейрон активується, він викликає збудження всіх волокон, що входять до цієї одиниці, утворюючи характерну хвилю електричної активності [9].

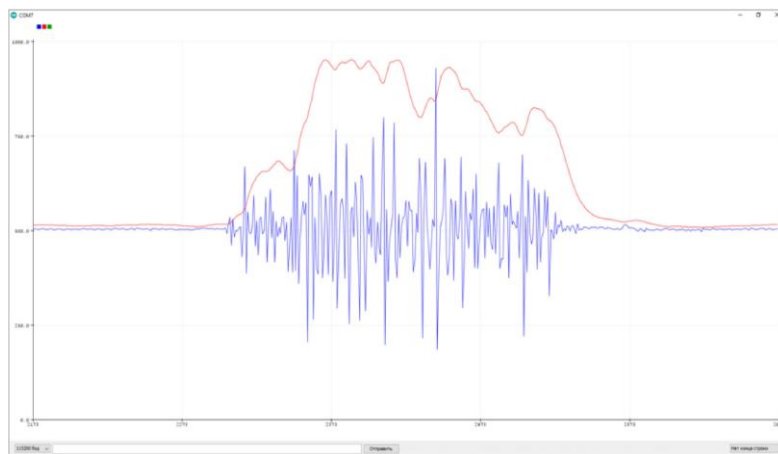


Рисунок 1.1 - Електромиографічний сигнал

Формування ЕМГ-сигналу відбувається у кілька етапів: спочатку імпульс збудження поширюється по аксону мотонейрона, далі - через нервово-м'язовий синапс передається до м'язового волокна, де ініціює потенціал дії, що проходить вздовж сарколеми. Сумарна активність великої кількості моторних одиниць і формує той електричний сигнал, який ми можемо реєструвати за допомогою електродів [4].

ЕМГ-сигнали мають низку характерних фізичних параметрів:

- Амплітуда: зазвичай у межах від 0.1 мВ до 5 мВ при поверхневій реєстрації. Для голчастої ЕМГ амплітуда може бути значно вищою через ближчий контакт з джерелом сигналу.
- Частотний діапазон: зазвичай від 20 до 500 Гц, хоча основна інформація міститься в межах 50–150 Гц. Нижчі частоти можуть бути джерелом шуму (наприклад, з боку серцевої або шкірної активності), тому їх часто фільтрують. •
- Тривалість потенціалу дії: в середньому 2–5 мс. Форма хвилі може бути двофазною або трифазною, в залежності від типу м'яза і техніки реєстрації.
- Нелінійність: ЕМГ є високонелінійним і стохастичним сигналом, що ускладнює його обробку, розпізнавання шаблонів і застосування в керуванні протезами [1, 4].

Також важливо враховувати залежність параметрів ЕМГ-сигналу від фізіологічного стану пацієнта, зокрема рівня втоми м'язів, температури тіла, гідратації, а також від положення тіла та ступеня зусилля. Наприклад, при статичному скороченні сигнал має іншу динаміку, ніж при динамічному русі. Особливості формування ЕМГ-сигналу роблять його потужним, але водночас складним джерелом інформації. Для того, щоб зчитування м'язової активності було точним, необхідно враховувати фізіологічні особливості м'язів, специфіку електродів та апаратури, а також алгоритми обробки сигналів [6].

1.2 Методика реєстрації ЕМГ-сигналів

Реєстрація електроміографічного сигналу - критично важливий етап, від якості якого залежить подальша обробка сигналу, точність аналізу та можливість його використання в системах керування, зокрема біонічними протезами. Загалом, процес зчитування ЕМГ включає вибір електродів, визначення місця їх

розташування, фіксацію на тілі пацієнта, підключення до апаратури для підсилення й фільтрації сигналу, а також обробку отриманих даних.

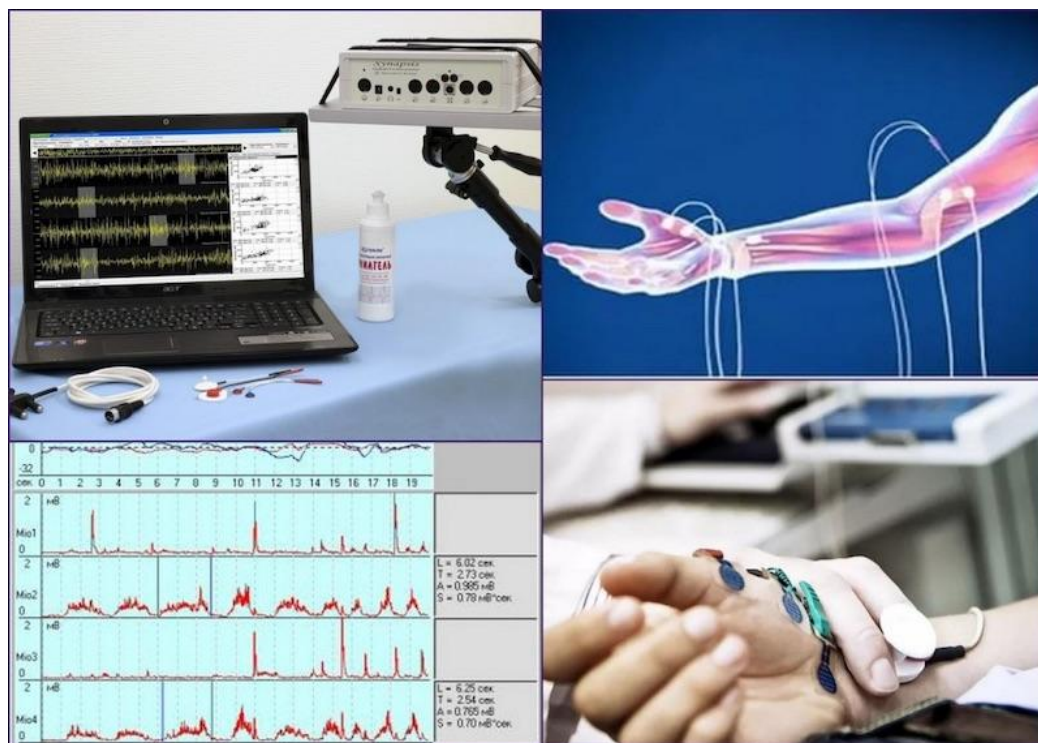


Рисунок 1.2 - Реєстрація ЕМГ-сигналів

Для реєстрації ЕМГ-сигналів використовують кілька типів електродів. Найпоширеніші з них:

- Поверхневі електроди (surface EMG, sEMG) - накладаються на шкіру над м'язом, що досліджується. Це неінвазивний метод, який дозволяє отримати інформацію про загальну активність групи м'язових волокон. Електроди можуть бути сухими (наприклад, металеві або карбонові) або з використанням гелевих прокладок, які зменшують імпеданс і покращують контакт.
- Голчасті електроди - вводяться безпосередньо в м'яз. Вони дають змогу реєструвати сигнали від окремих моторних одиниць і є більш точними, але інвазивними. Використовуються головню в клінічній діагностиці.

- Вбудовані або імплантовані електроди - новітній тип, що розробляється для довготривалих застосувань, включаючи хронічне керування протезами. Вони дають високу якість сигналу, але потребують складних хірургічних втручань.
- Текстильні електроди - інтегруються в одяг (наприклад, спортивні або медичні костюми) і застосовуються для безперервного моніторингу рухової активності [8, 10].

Коректне розташування електродів є визначальним для якості сигналу. Як правило, електроди накладають вздовж довжини м'язових волокон, максимально близько до моторної точки (зони, де нерв входить у м'яз). Відстань між електродами має бути оптимальною - занадто мала відстань призводить до зменшення амплітуди, а занадто велика - до зростання шумів і перекриття сигналів з інших м'язів.

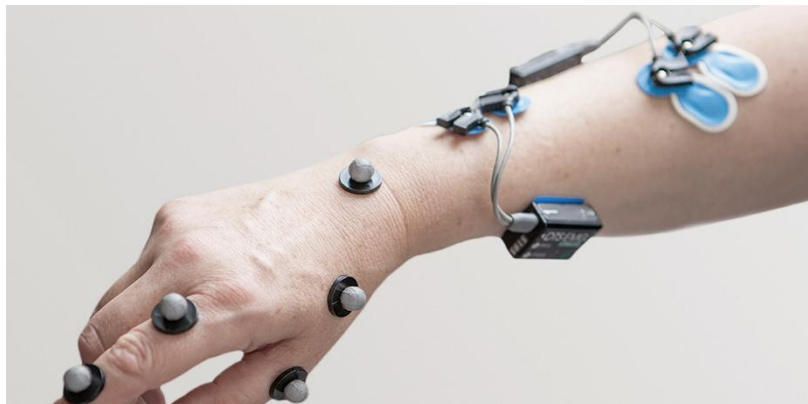


Рисунок 1.3 - Розташування електродів.

Рекомендується застосовувати схеми розміщення, зокрема розроблені в рамках міжнародного проекту SENIAM (Surface ElectroMyoGraphy for the Non-Invasive Assessment of Muscles), які описують точне позиціонування електродів для більшості м'язів людського тіла. Наприклад, при дослідженні передпліччя для керування протезом руки зазвичай обирають згиначі та розгиначі кисті [8].

Якість зареєстрованого ЕМГ-сигналу значною мірою залежить від низки зовнішніх і фізіологічних чинників:

- Стан шкіри: перед накладанням електродів шкіру очищують спиртом, іноді видаляють волосся для покращення контакту.
- Пітливість і вологість: волога погіршує якість сигналу, сприяє появі шумів.
- Температура шкіри: впливає на електричний опір, змінює частотні характеристики сигналу.
- Міжм'язові перешкоди (cross-talk): сигнал з сусідніх м'язів може накладатися на основний, особливо при поверхневій ЕМГ.
- Рухи пацієнта: артефакти руху - одна з головних проблем у динамічних експериментах [8].

1.3 Апаратна частина реєстрації

Після збору сигналу електродами, він подається на підсилювачі, які збільшують амплітуду до рівня, придатного для аналізу. Сучасні системи ЕМГ мають вбудовану багатоканальну апаратуру, яка виконує:

- Фільтрацію: для видалення шумів (наприклад, перешкод на частоті мережі - 50 Гц), високочастотних спотворень або артефактів руху.
- Аналогово-цифрове перетворення: дискретизація сигналу із частотою щонайменше 1000 Гц (а краще 2000-4000 Гц) для збереження усіх важливих характеристик сигналу.
- Нормалізацію: приведення сигналів до єдиної шкали значень, що дозволяє коректно порівнювати сигнали від різних м'язів чи пацієнтів.

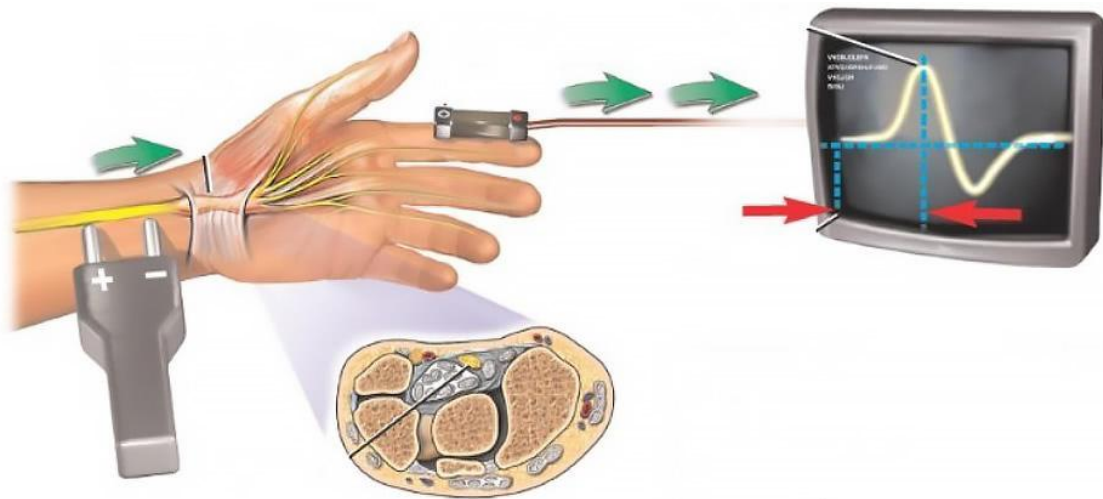


Рисунок 1.4 - Схемабору сигналів електрородами.

Таким чином, методика реєстрації ЕМГ є складним багаторівневим процесом, що поєднує біофізику, електроніку, фізіологію і методи обробки сигналів. Від її якості напряду залежить можливість точного розпізнавання м'язових зусиль, особливо у випадках використання ЕМГ для керування біонічними пристроями [6].

1.4 Основні вимоги до якісного ЕМГ-сигналу

Для ефективного розпізнавання рухів та керування біонічними протезами надзвичайно важливими є інформативні характеристики електроміографічного сигналу. Ці характеристики поділяються на амплітудні, частотні та часово-частотні показники. Вони дозволяють оцінити активність м'язів, виділити закономірності й відокремити функціонально значущі патерни, що відповідають певним рухам або жестам [1].

До основних показників ЕМГ-сигналу належать:

- RMS (Root Mean Square) - середньоквадратичне значення сигналу, що відображає загальний рівень м'язової активності.

- Mean Absolute Value (MAV) - середнє за модулем значення сигналу.
- Zero Crossing (ZC) - кількість перетинів сигналом нульової лінії, що може вказувати на зміну типу активності.
- Waveform Length (WL) - сумарна довжина сигналу, яка описує складність руху.
- Mean Frequency (MNF) і Median Frequency (MDF) - частотні характеристики, що застосовуються в спектральному аналізі [11].

Саме спектральний аналіз є ключовим інструментом для виявлення характерних відмінностей між жестами, особливо коли необхідно розпізнати дрібні м'язові рухи, які не завжди очевидні в часовій області [4].

Серед найбільш поширених методів використовується швидке перетворення Фур'є (FFT), що дозволяє перетворити сигнал з часової області у частотну, визначаючи, які частоти домінують у сигналі в певний момент часу.

Застосування спектральних методів дозволяє побудувати класифікаційні моделі, які з високою точністю ідентифікують певні рухи кисті, передпліччя чи пальців. Особливо ефективним є поєднання спектральних характеристик із машинним навчанням - наприклад, штучними нейронними мережами або методами підтримки векторів (SVM - Support Vector Machine) [2, 13].

Таким чином, саме завдяки аналізу EMG-сигналів у частотній області дослідники здатні розпізнавати мікрожести, навіть коли амплітуда сигналу низька або спотворена шумами. Це суттєво розширює можливості керування протезами і робить інтерфейс на основі EMG більш чутливим до намірів користувача.

2 СИСТЕМИ КЕРУВАННЯ НА ОСНОВІ ЕМГ: ТОЧНІСТЬ ТА ВИМОГИ ДО РЕЄСТРАЦІЇ

2.1 Співвідношення сигнал/шум та стабільність сигналу

Один із ключових показників - співвідношення сигнал/шум (Signal-to-Noise Ratio, SNR) [6]. Ідеально, коли ЕМГ-сигнал має чітку амплітуду і характерну форму, вільну від спотворень. У практиці, шум може надходити з кількох джерел:

- електромагнітні наводки (особливо з електромережі на частоті 50/60 Гц);
- артефакти від руху електродів;
- перекриття сигналів з інших м'язів;
- фонові біологічні шуми.

Щоб мінімізувати шум, необхідно правильно підготувати шкіру, надійно зафіксувати електроди, використовувати екрановану апаратуру та ефективні фільтри [8].

Для коректної інтерпретації ЕМГ необхідно, щоб сигнал не змінювався при повторних реєстраціях в однакових умовах. Це важливо як у діагностичних дослідженнях, так і в системах керування, де сигнал служить командою для пристрою.

Стабільність забезпечується:

- однаковим розміщенням електродів у різних сеансах;
- стандартизованими умовами (поза, температура, м'язове навантаження);
- контролем за психологічним і фізичним станом пацієнта (емоції, втома, гідратація також впливають на активність м'язів).

Сирий ЕМГ-сигнал містить велику кількість інформації, але також багато шумів та коливань, які потрібно усунути перед аналізом. Для цього використовують попередню обробку, яка включає:

а) Фільтрацію:

- 1) Нижньочастотну (видалення артефактів руху нижче 10–20 Гц);
- 2) Високочастотну (усунення шумів понад 500–1000 Гц);
- 3) Смугову фільтрацію (наприклад, 20–450 Гц як оптимальний діапазон для sEMG);
- 4) Фільтр подавлення 50 Гц - для усунення фонові наводки від електромережі.

б) Нормалізацію: особливо актуальна при порівнянні сигналів між м'язами або людьми. Часто використовується нормалізація на максимум довільного скорочення (MVC). Віконне згладжування (наприклад, метод скользячого середнього), що допомагає краще візуалізувати й аналізувати динаміку сигналу [1, 6].

ЕМГ має високу чутливість, тому потребує акуратного налаштування системи:

- необхідна точна калібровка пристроїв;
- усунення механічних артефактів (наприклад, при ковзанні електрода по шкірі);
- правильний вибір сили скорочення: надмірно слабкі або дуже сильні скорочення дають менше інформативності для аналізу тонкої моторики;
- відбір релевантних фаз скорочення для подальшого аналізу (наприклад, тільки динамічна частина руху, а не фонове напруження).

У контексті біонічного керування велике значення має здатність електроміографічного сигналу (ЕМГ) точно та надійно відображати інтенцію до руху, навіть ще до початку безпосереднього скорочення м'язів. Це критично важливо при створенні інтерфейсів між мозком/нервовою системою та зовнішніми пристроями, зокрема біонічними протезами. Проте завдання розпізнавання жестів на основі ЕМГ є вкрай складним з обчислювальної, фізіологічної та інженерної точок зору [2, 6].

2.2 Складність розпізнавання жестів та фактори, що впливають на точність

Чому задача розпізнавання жестів складна?

- Перекриття м'язової активності (crosstalk): м'язи, відповідальні за різні жести, можуть знаходитись у фізіологічній близькості, що призводить до накладання сигналів. Наприклад, при спробі розгинання вказівного пальця може активуватись також м'яз, відповідальний за розгинання середнього пальця - і поверхневі електроди зафіксують їх сумарну активність. Це ускладнює ідентифікацію конкретного руху.
- Індивідуальні анатомічні відмінності: у різних користувачів - різна товщина жирового прошарку, положення сухожиль, форма м'язів. Це змінює амплітудно-частотну структуру сигналу, навіть якщо жест виконується однаково. Через це моделі машинного навчання мають бути індивідуалізованими або адаптивними.
- Схожість м'язових патернів: багато жестів мають дуже близький м'язовий профіль. Наприклад, стискання кулака і утримування предмета - з точки зору активності м'язів вони можуть виглядати майже ідентично. Без додаткового контексту (швидкість руху, тиск, положення руки) система не може впевнено визначити відмінність.

- Вплив м'язової втоми та електродних зрушень: з часом під час експлуатації протеза або інтерфейсу сигнал стає менш стабільним: м'язи втомлюються, що змінює амплітуду та частоту; електроди можуть трохи зміщуватись або погіршуватись контакт, що також впливає на розпізнавання [12, 16]. У деяких випадках рівень точності може падати з 90% до 60% і нижче.
- Затримка між наміром і реальним рухом: інколи жест формується на рівні кортикального контролю, але рух ще не почався. Тоді електрична активність м'язів є слабкою, і система може не "помітити" рух або переплутати його з іншим мікронавантаженням. Це особливо важливо в реальному часі.
- Штучні сигнали та артефакти: ЕМГ-сигнали дуже чутливі до шумів: електричні перешкоди від іншої апаратури, рухи шкіри, тремтіння електродів можуть створити хибні пикові значення, які система розпізнає як сигнал.

Як це впливає на точність керування? Саме через перелічені труднощі точність розпізнавання жестів залежить не тільки від якості самого сигналу, але й від:

- Правильного вибору м'язів-індикаторів, які найбільш однозначно відповідають за певні рухи (наприклад, *m. extensor digitorum communis* для розгинання пальців);
- Системи адаптації до користувача, яка включає попереднє навчання на його унікальному наборі жестів;
- Алгоритмів машинного навчання, які враховують часові й частотні особливості, можуть розпізнавати послідовності рухів або комбіновані жести;
- Передобробки даних, включаючи фільтрацію, нормалізацію, спектральний аналіз (наприклад, Фур'є або вейвлет-перетворення), видалення артефактів.

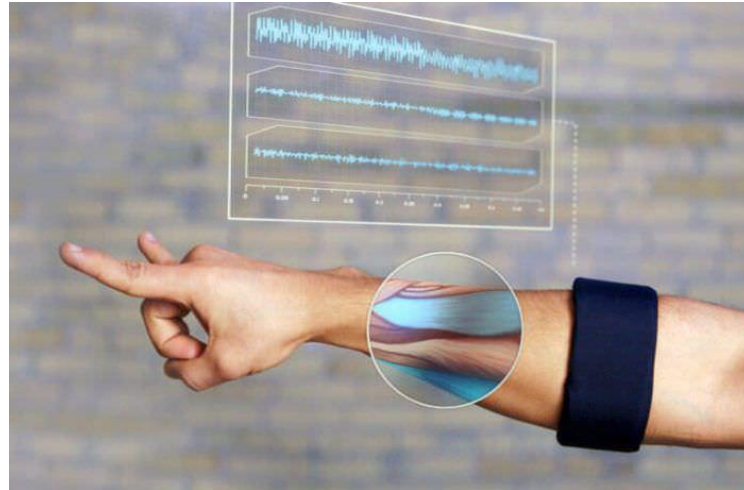


Рисунок 2.1- Розпізнавання жестів на ЕМГ.

Наприклад, якщо користувач бажає розтиснути кисть, то система має ідентифікувати характерну комбінацію активації згиначів і розгиначів пальців, яка буде відрізнятись від жестикуляцій типу «показати два пальці» або «зробити палець гачком» [2, 13].

2.3 Вибір місця для реєстрації ЕМГ-сигналів

Місце розміщення електродів - один із ключових факторів, що визначає точність, інформативність і стабільність електроміографічного сигналу. Неправильно обране місце здатне призвести до появи артефактів, перекриття сигналів від сусідніх м'язів, зниження амплітуди або втрати здатності розпізнавати окремі рухи. Це особливо критично при використанні ЕМГ для керування біонічними протезами, де точне визначення наміру користувача - основа ефективності пристрою [8].

Вибір м'язів для реєстрації ЕМГ базується на кількох важливих критеріях:

- Функціональне навантаження м'яза - тобто, наскільки чітко активність конкретного м'яза пов'язана з певним рухом. Наприклад, для керування

захватом штучної кисті доцільно реєструвати активність згиначів пальців.

- Поверхнева локалізація м'яза - для поверхневої електроміографії (sEMG) бажано обирати м'язи, які лежать близько до поверхні шкіри, оскільки глибокі м'язи дають слабший сигнал і часто перекриваються активністю верхніх шарів.
- Мінімізація перехресної активації - важливо уникати ситуацій, коли активність сусідніх м'язів може спотворювати сигнал (наприклад, при сильному напруженні або близькому розміщенні м'язів-синергістів).
- Індивідуальні анатомічні особливості - у деяких людей певні м'язи більш розвинені, зміщені або мають варіативну іннервацію, що вимагає персоналізації підходу.
- Доступність місця для стабільного фіксування електродів - особливо важливо в динамічних задачах, де пацієнт рухається або носить пристрій протягом тривалого часу.

У контексті керування біонічними протезами верхньої кінцівки найбільш поширеною є реєстрація сигналів з передпліччя [3]. Ця зона містить ряд важливих м'язів, що керують рухами пальців, кисті та зап'ястя.

Найчастіше використовують такі м'язи:

- *M. flexor digitorum superficialis* - відповідає за згинання пальців;
- *M. extensor digitorum* - забезпечує розгинання пальців;
- *M. flexor carpi radialis* та *ulnaris* - беруть участь у згинанні та приведенні кисті;
- *M. extensor carpi radialis longus* та *brevis* - забезпечують розгинання і відведення кисті.

Ці м'язи добре розташовані для поверхневої реєстрації, мають достатню амплітуду активності й дозволяють розпізнавати базові рухи кисті.

Схеми розміщення електродів

Для стандартизації точок реєстрації використовуються міжнародні протоколи, зокрема SENIAM (Surface Electromyography for the Non-Invasive Assessment of Muscles) - найбільш авторитетна система рекомендацій щодо точок кріплення електродів, відстані між ними, напрямку волокон тощо [8].

Згідно з SENIAM, електроди слід встановлювати вздовж м'язових волокон, у центрі черевця м'яза, уникаючи сухожиль та меж між м'язами. Це дозволяє отримати максимально чистий і стабільний сигнал, з мінімальним впливом шуму.

При виборі місця для реєстрації слід враховувати:

- Товщину підшкірної жирової тканини - при її надлишку сигнал стає слабшим, і може бути потрібне посилення або інше розташування електродів.
- Іннервацію м'язів - неправильне врахування рухових точок іннервації може призвести до неповного зчитування сигналу.
- Стан шкіри - надмірна вологість, подразнення або пошкодження можуть ускладнити реєстрацію.
- М'язову втомлюваність - під час тривалих сесій активність м'язів
- може змінюватися навіть при однаковому зусиллі, що слід враховувати при аналізі [8, 12].

Індивідуальне калібрування та адаптація.

Оскільки варіації у фізіології значні, особливо серед користувачів протезів, важливо виконувати індивідуальне калібрування сигналів, з урахуванням:

- домінантної руки;
- особистого м'язового тону;
- залишкового об'єму м'язової тканини після ампутації (у відповідних випадках);
- можливостей зворотного зв'язку (сенсорного або візуального), який може впливати на якість контролю.

У системах керування протезами правильний вибір місця реєстрації ЕМГ визначає, які команди можуть бути чітко розпізнані. Наприклад, якщо планується система з кількома режимами (захват, обертання, вказівний жест), то кожен режим має бути чітко пов'язаний із сигналом конкретного м'яза. Інколи для розширення керованості використовують багатоканальну систему (8–16 каналів), де кілька м'язів реєструються одночасно, а штучний інтелект навчається розрізняти складні патерни активації [16].

2.4 Використання ЕМГ в керуванні біонічними пристроями

Застосування електроміографії для керування біонічними пристроями стало одним із найяскравіших прикладів інтеграції біоелектричних сигналів у прикладну інженерію. ЕМГ-сигнали забезпечують природний зв'язок між намірами користувача й діями пристрою, що відкриває можливість створення функціональних, інтуїтивних у керуванні протезів [2, 6]. Завдяки цьому напрямок розпізнавання м'язової активності набув особливої популярності у сфері реабілітаційної техніки, біомеханіки, нейроінтерфейсів і розумних систем зворотного зв'язку.

У типових ЕМГ-керованих системах фіксуються сигнали з поверхні шкіри в зонах активності відповідних м'язів [2, 7]. Сигнали проходять попередню

обробку, посилюються, фільтруються й передаються на мікроконтролер або комп'ютер, де спеціальні алгоритми перетворюють ці сигнали в команду для керування пристроєм.

Залежно від складності системи, керування може бути:

- одноканальним - наприклад, просте «ввімкнення/вимкнення» або розкриття-закриття кисті;
- багатоканальним - коли система аналізує сигнали з кількох м'язів одночасно, щоб розпізнати певний шаблон (наприклад, рух згинання або обертання);
- пропорційним - коли сила м'язового скорочення визначає інтенсивність або швидкість дії (наприклад, чим сильніше сигнал - тим швидше обертається кисть);
- класифікаційним - із застосуванням машинного навчання, коли алгоритм визначає, до якого руху належить патерн сигналу.

На основі EMG можна реалізувати широкий спектр керованих дій у протезах:

- згинання й розгинання пальців;
- захват об'єктів різної форми (циліндричний, бічний, щипковий);
- обертання кисті;
- керування окремими суглобами (зап'ястя, лікоть);
- перемикання між режимами дії;
- налаштування жорсткості захвату;
- активація додаткових функцій, таких як освітлення або сенсорний зворотний зв'язок.

Іноді в систему додаються елементи контролю жестами, коли певний м'язовий шаблон або комбінація служить «гарячою клавішею» для зміни режиму.

Наприклад, подвійне коротке скорочення певного м'яза може перемкнути протез у новий режим.

Для ефективного керування пристроєм ЕМГ-сигнал повинен бути очищеним від шумів, стабільним та інформативним. Тому він проходить кілька стадій обробки:

- Фільтрація - видалення високочастотного (електричний шум) і низькочастотного (рух артефактів) впливу. Найчастіше використовують смугові фільтри у діапазоні 20–500 Гц.
- Повне випрямлення сигналу - перетворення всієї амплітуди у позитивне значення, що спрощує подальшу обробку.
- Згладжування - зазвичай застосовується ковзне середнє або RMS-аналіз для отримання обвідної сигналу.
- Нормалізація - прив'язка сигналу до максимальної довільної активності, щоб усунути вплив індивідуальних відмінностей у силі скорочень.
- Екстракція ознак - виділення ключових параметрів сигналу: середня амплітуда, енергія, середня частота, коефіцієнти вейвлет-перетворення тощо.
- Класифікація - використання алгоритмів машинного навчання (k-NN, SVM, LDA, нейронні мережі) для визначення, якому руху відповідає поточний сигнал [1, 7].

У складніших протезах задіюють багатоканальну обробку сигналів, аналізуючи не окремі електроди, а їхню сукупність як векторні зображення м'язової активності.

Типи EMG-протезів за рівнем керування :

- Протези з відкритим циклом керування - найпростіші пристрої, в яких EMG-сигнал просто активує механізм без зворотного зв'язку. Наприклад, затиснути кисть - розтиснути кисть.
- Протези із замкнутим циклом керування - передбачають отримання зворотного зв'язку (сенсорного, вібраційного або візуального) для точного контролю сили або положення. Наприклад, протез самостійно зупиняє захват при досягненні певного тиску.
- Інтелектуальні протези - використовують штучний інтелект для адаптації до користувача, навчання новим жестам і дій, реагування на мінливу м'язову активність у реальному часі [6, 13].

Переваги EMG-контролю:

- Висока чутливість до намірів користувача;
- Можливість реалізації природного й інтуїтивного керування;
- Широкий спектр доступних дій навіть при обмеженій кількості каналів;
- Відносна простота реалізації системи (особливо для sEMG);
- Швидка адаптація користувача.

Недоліки EMG-контролю:

- Нестабільність сигналу - змінюється залежно від температури, вологості, положення електродів.
- Шуми та артефакти - впливають на точність класифікації.
- Потреба в індивідуальному калібруванні - кожен користувач має власну «сигнальну мову».
- Обмежена кількість розрізнених команд - зростає при збільшенні кількості каналів, але це ускладнює систему [1, 7].

3 РОЗРОБКА ВІРТУАЛЬНОЇ СИСТЕМИ БІОКЕРУВАННЯ ТА АНАЛІЗ РЕЗУЛЬТАТІВ

3.1 Мета, завдання експерименту та обґрунтування вибору програмного забезпечення

Метою практичної частини є розробка віртуального прототипу системи біокерованого протезу, який демонструє повний цикл обробки електроміографічного (ЕМГ) сигналу - від зчитування до розпізнавання руху та його візуалізації у вигляді тривимірної моделі кисті руки.

Основні завдання роботи:

- реалізувати зчитування та імітацію ЕМГ-сигналів із кількох каналів;
- провести попередню фільтрацію сигналів з метою усунення шумів;
- здійснити виділення інформативних ознак (RMS, VAR, MAV тощо);
- навчити класифікатор для розпізнавання типів рухів;
- створити візуальну демонстрацію - 3D-модель кисті, що повторює розпізнані рухи;
- провести експериментальну оцінку роботи системи.

Розробка виконувалася у середовищі MATLAB Online, що дозволяє працювати без встановлення локальної копії програми. MATLAB надає розвинений набір інструментів для обробки біомедичних сигналів, побудови графіків, а також створення 3D-візуалізацій.

У роботі використовувалися такі основні компоненти MATLAB:

- Signal Processing Toolbox - для фільтрації сигналів;
- Statistics and Machine Learning Toolbox - для побудови класифікаторів;
- 3D Graphics Engine - для створення візуальної моделі кисті;
- App Designer / GUI components - для інтерактивної демонстрації результатів.

Вибір MATLAB як середовища розробки обґрунтований наступними факторами:

- Багатий графічний інструментарій: Вбудовані функції для 3D-візуалізації та анімації, що критично важливо для наочної демонстрації роботи прототипу.
- Спеціалізовані тулбокси: Наявність Signal Processing Toolbox, Statistics and Machine Learning Toolbox значно прискорює реалізацію алгоритмів.
- Ефективна робота з матрицями: Мова оптимізована для векторних та матричних операцій, що є основою обробки сигналів.
- Швидке прототипування: Можливість тестування та налагодження алгоритмів у інтерактивному середовищі без необхідності компіляції.

Для промислової реалізації системи передбачається портування апробованих алгоритмів на мови C++ або Python, однак на етапі дослідження та наукового аналізу MATLAB надає найкраще співвідношення швидкості розробки та функціональності.

Обґрунтування вибору методів аналізу.

Вибір методів обробки ЕМГ-сигналів заснований на аналізі сучасних наукових досліджень [1, 2]. Для систем біокерованого протезування найбільш поширеними є наступні підходи:

Переваги обраних методів:

- Смуговий фільтр Баттерворта: Забезпечує максимально рівну амплітудно-частотна характеристика (АЧХ) у смузі пропускання, що мінімізує спотворення корисного сигналу.
- Енергетичні ознаки (RMS, MAV, VAR): Обчислювально ефективні та мають гарну розпізнавальну здатність для базових рухів [1].

- Пороговий класифікатор: Простота реалізації та інтерпретації результатів на початковому етапі розробки.

Альтернативні методи:

Вейвлет-аналіз є точнішим, але вимагає значно більших обчислювальних потужностей. SVM, нейронні мережі забезпечують високу точність, але потребують великих наборів даних для навчання.

3.2 Опис побудови віртуальної системи біокерування

Система моделює процес біокерування протезом верхньої кінцівки на основі міографічних сигналів, отриманих від чотирьох віртуальних електродів.

Кількість міографічних відведень (4 канали) обрана на основі аналізу літератури [3], де показано, що для розпізнавання базових рухів кисті достатньо 2-4 каналів за правильного розміщення електродів. Для складних багатосуглобових рухів може знадобитися до 8-16 каналів, однак для демонстрації принципу біокерування протезом 4 канали є оптимальним компромісом між складністю та ефективністю.



Рисунок 3.1 - Структурна схема алгоритму обробки ЕМГ-сигналів.

Основні етапи роботи системи:

- а) Генерація (або зчитування) ЕМГ-сигналів.. У нашому випадку використовується псевдореальний режим - сигнали зчитуються із синтетичного джерела, яке імітує типові характеристики реального ЕМГ.
- б) Фільтрація сигналів. Для усунення шумів застосовується смуговий фільтр. (20-450 Гц) і режекторний фільтр для придушення частоти мережі 50 Гц.
- в) Виділення ознак (feature extraction). Обчислюються основні статистичні параметри сигналів: середньоквадратичне значення (RMS), середнє абсолютне значення (MAV), дисперсія (VAR).

г) Класифікація рухів. На основі ознак виконується розпізнавання типу руху - «розслаблення», «стискання кулака», «розгинання пальців» або «згинання зап'ястка».

д) Візуалізація. На екрані виводяться три основні області:

- 1) графіки сирих сигналів;
- 2) графіки після фільтрації;
- 3) гістограми ознак та 3D-модель кисті.

3.3 Моделювання та генерація синтетичних ЕМГ

Для тестування системи було реалізовано функцію генерації синтетичних сигналів `generateSyntheticEMG`, що імітує активність м'язів при виконанні різних рухів. У моделі враховано чотири канали, які відповідають розташуванню електродів на передпліччі.

Для генерації синтетичних ЕМГ-сигналів використовувалися наступні параметри, типові для поверхневої електроміографії:

- Частота дискретизації: 1000 Гц
- Тривалість сигналу на один рух: 5 секунд
- Рівень квантування: 16 біт (динамічний діапазон ± 1.5 мВ)
- Кількість каналів: 4
- Загальна кількість проаналізованих сегментів: 20 (по 5 на кожен тип руху)

Сигнал представляє собою суцільний запис, в якому рухи слідують послідовно. Мітки рухів генеруються алгоритмічно у функції `generateSyntheticEMG()` та відповідають часовим відрізкам. Кожен новий сегмент даних (тривалістю 5 секунд) відповідає новому руху, що дозволяє

уникнути необхідності розмітки всередині безперервного сигналу. Кожен рух (сегмент сигналу) має тривалість 5 секунд.

```

72  %% ----- Локальні функції (усі після основного скрипта) -----
73
74  function [emgData, trueMovement] = generateSyntheticEMG(segment, t, ~, numChannels)
75      % Генерація синтетичних EMG-сигналів для різних рухів
76      trueMovement = mod(segment-1, 4) + 1; % Циклічна зміна рухів
77
78      N = length(t);
79      emgData = zeros(N, numChannels);
80      for ch = 1:numChannels
81          noise = 0.1 * randn(N, 1);
82          signal = noise;
83
84          switch trueMovement
85              case 1 % Розслаблення – лише шум
86                  % signal = noise;
87              case 2 % Стиснення кулака – сплески активності
88                  burstTimes = [1.0, 2.0, 3.0];
89                  for bt = burstTimes
90                      idx = (t >= bt & t < bt + 0.3);
91                      local_t = (t(idx) - bt).';
92                      if ~isempty(local_t)
93                          burst = 0.8 * sin(2*pi*40*local_t) .* exp(-5*local_t);
94                          signal(idx) = signal(idx) + burst(:);
95                      end
96                  end
97              end
98          end
99      end
100  end
101  end
102  end
103  end
104  end
105  end
106  end
107  end
108  end
109  end

```

Рисунок 3.2 - Фрагмент коду функції *generateSyntheticEMG* для генерації синтетичних ЕМГ-сигналів.

```

97      case 3 % Розтискання – середня активність
98          signal = 0.4 * sin(2*pi*25*t(:)) .* (t(:) > 1 & t(:) < 4) + noise;
99      case 4 % Згинання зап'ястя – модульований сигнал
100          signal = 0.6 * sin(2*pi*30*t(:)) .* sin(2*pi*0.5*t(:)) .* (t(:) > 1 & t(:) < 4) + noise;
101      end
102
103      % Міжканальна кореляція
104      if ch > 1
105          signal = 0.7 * signal + 0.3 * emgData(:, ch-1);
106      end
107      emgData(:, ch) = signal(:);
108  end
109  end

```

Рисунок 3.3 - Фрагмент коду функції *generateSyntheticEMG* для генерації синтетичних ЕМГ-сигналів.

Розташування віртуальних електродів моделює реальну конфігурацію, що використовується для протезування передпліччя [3]:

- Канал 1: m. flexor digitorum superficialis (згинач пальців)
- Канал 2: m. extensor digitorum (розгинач пальців)
- Канал 3: m. flexor carpi radialis (променевий згинач зап'ястя)
- Канал 4: m. extensor carpi radialis (променевий розгинач зап'ястя)

Міжканальна кореляція (cross-talk) врахована в алгоритмі генерації штучних сигналів шляхом додавання перехресних складових (зважена сума сигналів сусідніх каналів), що імітує реальне явище "переліту" електричного потенціалу між сусідніми електродами, розташованими на невеликій відстані.

На рисунку 2.3 зображено сирі сигнали, отримані з чотирьох віртуальних електродів:

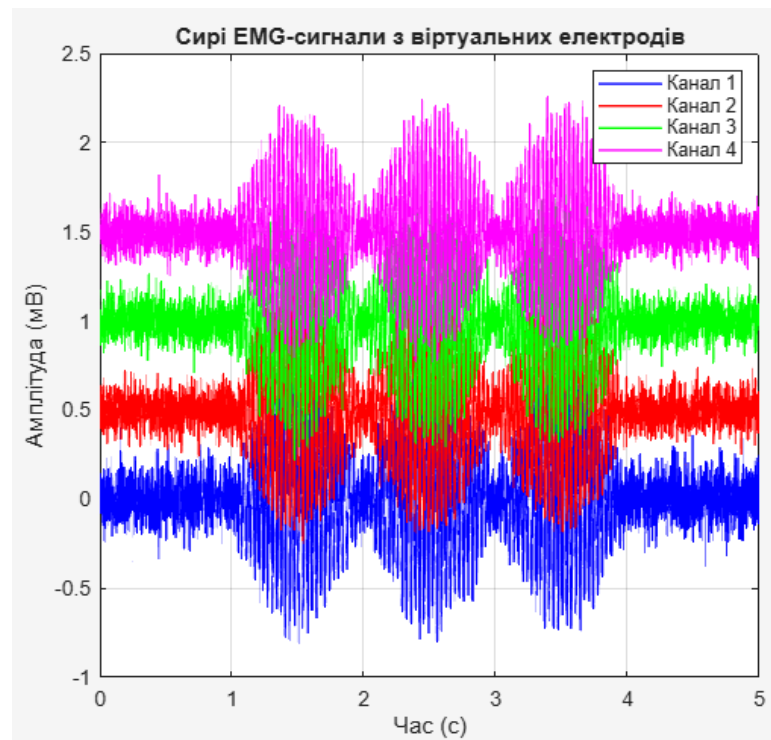


Рисунок 3.4 - Сирі EMG-сигнали з віртуальних електродів.

Сигнали містять типові коливання з високою частотою та шумом, подібним до реальних даних, які можна знайти в базі Ninapro Dataset - публічній базі ЕМГ-сигналів, записаних у пацієнтів із протезами.

Спектральний аналіз ЕМГ-сигналів

Для демонстрації відмінностей між сигналами при різних рухах було проведено спектральний аналіз методом швидкого перетворення Фур'є (ШПФ). На рисунку 2.4 показано спектри чотирьох типів рухів, які чітко демонструють відмінності в енергетичному спектрі:

- Розслаблення: рівномірний низькоамплітудний спектр
- Стискання кулака: високоамплітудні компоненти у широкому частотному діапазоні
- Розгинання пальців: переважання середніх частот
- Згинання зап'ястя: характерні піки на конкретних частотах

Це підтверджує, що обраний енергетичний підхід (RMS) є обґрунтованим, оскільки різні рухи мають різний енергетичний вміст.

На рисунку 3.5 показано характерні зразки ЕМГ-сигналів для кожного з чотирьох жестів, що демонструє візуальні відмінності в активності м'язів.

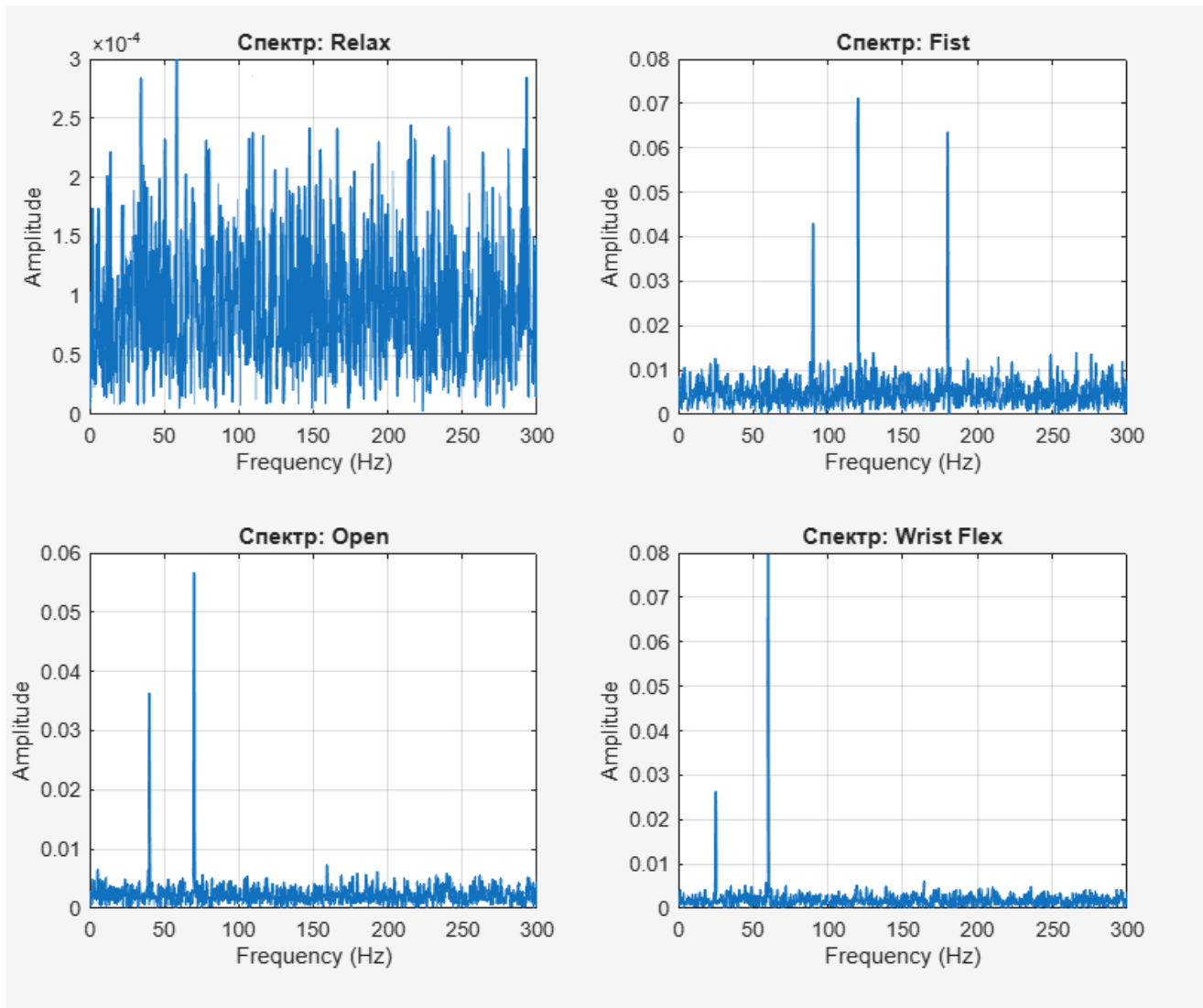


Рисунок 3.5 - Порівняння ЕМГ-сигналів для різних типів рухів

3.4 Попередня обробка сигналів та екстракція ознак. Фільтр Баттерворта.

На наступному етапі проводиться фільтрація сигналів. Використано смуговий фільтр Баттерворта 4-го порядку з діапазоном частот 20-450 Гц. Також реалізовано режекторний фільтр 50 Гц, що пригнічує електричний шум від мережі живлення.

```

111 function processedEMG = preprocessEMG(emgData, fs)
112     % Попередня обробка EMG-сигналів
113     [b, a] = butter(4, [20, 450]/(fs/2), 'bandpass'); % Смуговий фільтр
114     processed = filtfilt(b, a, emgData);
115     % Випрямлення
116     processed = abs(processed);
117     % НЧ-фільтр для огинаючої
118     [b_low, a_low] = butter(4, 5/(fs/2), 'low');
119     processedEMG = filtfilt(b_low, a_low, processed);
120 end
121

```

Рисунок 3.6 - Фрагмент коду реалізації фільтрації ЕМГ-сигналів.

Окрім смугового фільтра Баттерворта, також використовувався режекторний фільтр для придушення мережного шуму 50 Гц та низькочастотний фільтр для виділення огинаючої сигналу після випрямлення.

Корисна інформація в ЕМГ-сигналі лежить у частотному діапазоні 20-450 Гц [5]. Смуговий фільтр Баттерворта 4-го порядку обраний через його майже плоску амплітудно-частотну характеристику (АЧХ) у смузі пропускання, що забезпечує мінімальні спотворення форми сигналу. Коефіцієнт затухання на частоті зрізу становить -3 dB.

Аналітичне представлення фільтра:

Передатна функція фільтра Баттерворта n -го порядку має вигляд:

$$H(s) = \frac{1}{\sqrt{1 + \left(\frac{s}{s_c}\right)^{2n}}}$$

де s_c – частота зрізу. $n=4$ – порядок фільтра

```
clear; close all; clc;

% --- Параметри ---
fs = 2000;           % Частота дискретизації (Гц) – змінити якщо треба
f1 = 20;             % Нижня гранична частота
f2 = 450;            % Верхня гранична частота
N = 4;               % Порядок фільтра Butterworth

% --- Нормалізація частот для butter ---
Wn = [f1 f2] / (fs/2);

% --- Розрахунок коефіцієнтів цифрового смугового фільтра ---
[b, a] = butter(N, Wn, 'bandpass');

% --- Обчислення АЧХ ---
nfft = 4096;
[H, w] = freqz(b, a, nfft, fs);

magDB = 20*log10(abs(H) + eps);

% --- Графік АЧХ ---
figure('Name', 'Bandpass 4th-order Butterworth', 'NumberTitle', 'off');

plot(w, magDB, 'LineWidth', 1.4);
grid on;

xlabel('Частота (Гц)');
ylabel('Амплітуда (dB)');
title('АЧХ смугового фільтра Баттерворта 4-го порядку (20-450 Гц)');

xline(f1, '--r', sprintf('f1 = %g Hz', f1));
xline(f2, '--r', sprintf('f2 = %g Hz', f2));

ylim([-80 5]);
xlim([0 fs/2]);
```

Рисунок 3.7 - Код для генерації АЧХ смугового Баттерворта 4-го порядку
(20–450 Гц)

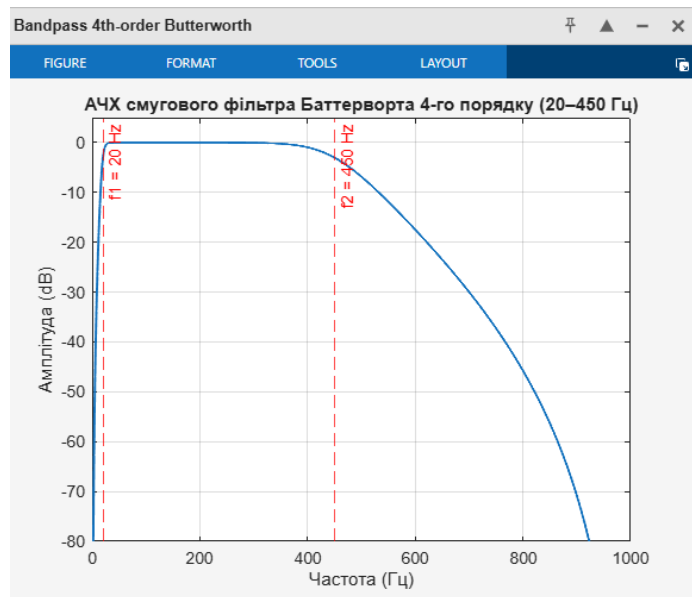


Рисунок 3.8 - АЧХ смугового фільтра Баттерворта 4-го порядку (20-450 Гц)

Результат показано на рисунку 3.9:

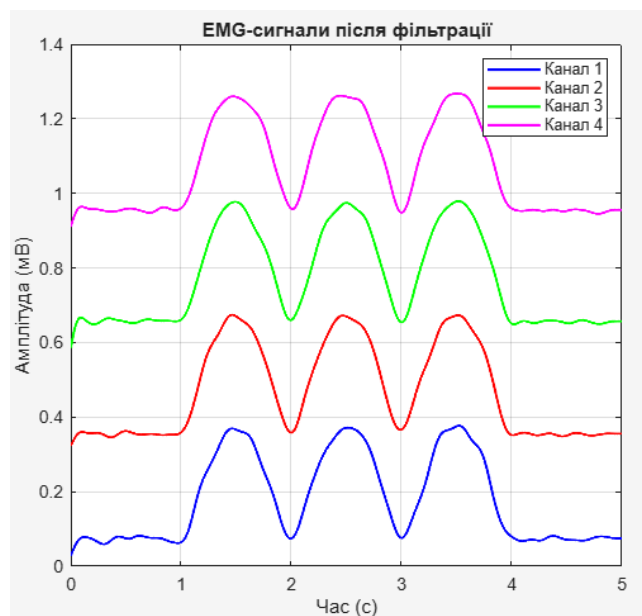


Рисунок 3.9 - ЕМГ-сигналів після фільтрації.

Як видно з рисунка, фільтрація істотно зменшила рівень шумів, що дозволяє точніше виділити корисну інформацію для класифікації рухів.

Також проводилася нормалізація сигналів за амплітудою для усунення міжканальних відмінностей у підсиленні, зумовлених імітованою різною відстанню між електродами та джерелами сигналу.

Для кожного сегменту сигналу обчислювалися такі ознаки:

- RMS (Root Mean Square) - середньоквадратичне значення;
- MAV (Mean Absolute Value) - середнє абсолютне значення;
- VAR (Variance) - дисперсія сигналу.

Ці параметри характеризують рівень м'язової активності в різних каналах.

Формальне визначення обчислюваних ознак:

RMS (Root Mean Square) - середньоквадратичне значення:

$$RMS = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i^2}$$

MAV (Mean Absolute Value) - середнє абсолютне значення:

$$MAV = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |x_i|$$

VAR (Variance) - дисперсія сигналу:

$$VAR = \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^2$$

де:

- x_i відліки ЕМГ-сигналу
- N - кількість відліків у сегменті
- $\bar{x}$ - середнє значення сигналу.

На рисунку 4 подано гістограму отриманих ознак:

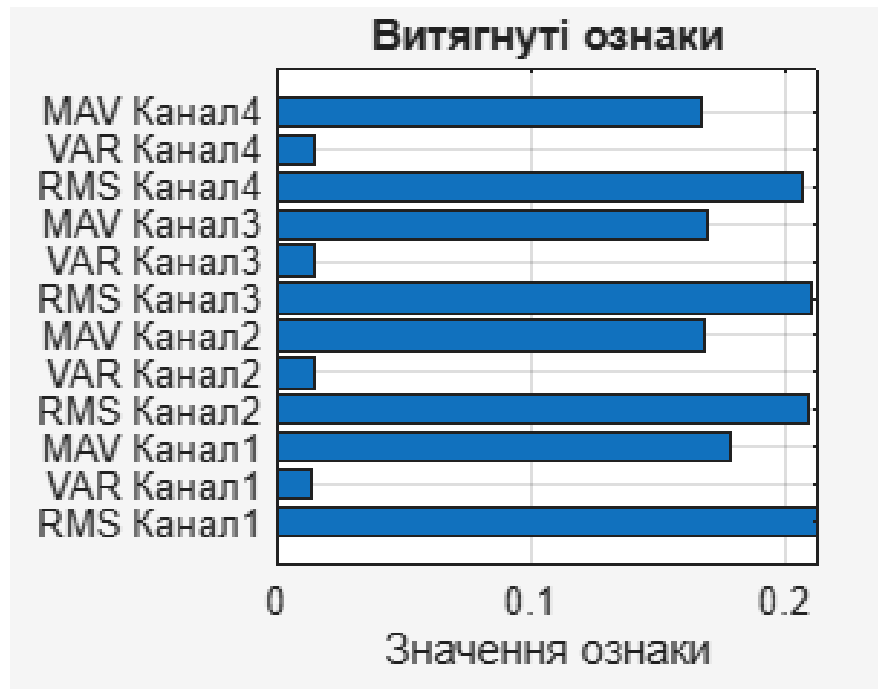


Рисунок 3.10 - Гістограма отриманих ознак.

Кожна колонка гістограми відповідає певному каналу та певній ознаці. У режимі роботи програми гістограма оновлюється в реальному часі, відображаючи зміну інтенсивності м'язової активності.

3.5 Класифікація рухів та аналіз точності розпізнавання

Класифікація м'язової активності є завершальним етапом у системі біокерування протезом, який дозволяє перетворити оброблені електроміографічні сигнали на конкретні команди руху.

Основна мета цього етапу - розпізнати, який саме рух виконує користувач (наприклад, розслаблення, стискання кулака, розгинання або згинання зап'ястя) на основі параметрів ЕМГ-сигналів.

У межах розробленої моделі реалізовано спрощений енергетичний класифікатор, який працює за принципом порівняння середніх енергетичних характеристик сигналів з різних каналів. Після фільтрації сигналів і виділення ознак (RMS, VAR, MAV) система обчислює середнє значення потужності сигналів і на основі заздалегідь визначених порогів приймає рішення про тип руху.

Основна ідея полягає в тому, що:

- при розслабленні рівень енергії сигналу низький,
- при розгинанні - середній,
- при згинанні - вище середнього,
- при стисканні кулака - максимальний рівень активності.

Для оцінки часу розпізнавання жестів використовувалася функція MATLAB tic-toc. Середній час обробки одного сегменту даних (5 секунд) склав 0.15 ± 0.03 с. Враховуючи фізіологічну затримку формування моторної команди (150-200 мс [4]) та механічну інерцію приводу протеза, отриманий час є прийнятним для систем реального часу.

Таким чином, класифікація здійснюється за енергетичними характеристиками (RMS) без застосування складних алгоритмів машинного навчання. Проте цей

підхід є наочним та дозволяє продемонструвати принципи роботи біокерованих систем у навчальних і дослідницьких цілях.

Нижче наведено MATLAB-функцію, яка реалізує логіку класифікації рухів за середнім рівнем сигналу RMS:

```

134 function movement = classifyMovement(features)
135     % Простий пороговий класифікатор за середнім RMS
136     rms_values = features(1:3:end);
137     mean_rms = mean(rms_values);
138     if mean_rms < 0.1
139         movement = 1; % Розслаблення
140     elseif mean_rms < 0.3
141         movement = 3; % Розтискання
142     elseif mean_rms < 0.6
143         movement = 4; % Згинання
144     else
145         movement = 2; % Стиснення
146     end
147 end

```

Рисунок 3.11 - Фрагмент коду реалізації класифікації рухів у MATLAB

Цей алгоритм оцінює середнє значення RMS по всіх каналах та порівнює його з порогами, що були підібрані експериментально. Таким чином, класифікатор приймає рішення, який саме рух виконувався на поточному сегменті даних.

Результати роботи класифікатора відображаються у консолі MATLAB у форматі, що демонструє як істинний, так і розпізнаний рух. Цей підхід дозволяє оцінити точність класифікації та виявити можливі помилки системи.


```

Запуск віртуальної системи біокерування...
Рухи: 1-Розслаблення, 2-Стиснення, 3-Розтискання, 4-Згинання

Сегмент 1: Істинний рух - Розслаблення, Розпізнано - Розслаблення
Сегмент 2: Істинний рух - Стиснення кулака, Розпізнано - Розтискання
Сегмент 3: Істинний рух - Розтискання, Розпізнано - Розтискання
Сегмент 4: Істинний рух - Згинання зап'ястя, Розпізнано - Розтискання
Сегмент 5: Істинний рух - Розслаблення, Розпізнано - Розслаблення
Сегмент 6: Істинний рух - Стиснення кулака, Розпізнано - Розтискання
Сегмент 7: Істинний рух - Розтискання, Розпізнано - Розтискання
Сегмент 8: Істинний рух - Згинання зап'ястя, Розпізнано - Розтискання
Сегмент 9: Істинний рух - Розслаблення, Розпізнано - Розслаблення
Сегмент 10: Істинний рух - Стиснення кулака, Розпізнано - Розтискання
Сегмент 11: Істинний рух - Розтискання, Розпізнано - Розтискання
Сегмент 12: Істинний рух - Згинання зап'ястя, Розпізнано - Розтискання
Сегмент 13: Істинний рух - Розслаблення, Розпізнано - Розслаблення
Сегмент 14: Істинний рух - Стиснення кулака, Розпізнано - Розтискання
Сегмент 15: Істинний рух - Розтискання, Розпізнано - Розтискання
Сегмент 16: Істинний рух - Згинання зап'ястя, Розпізнано - Розтискання
Сегмент 17: Істинний рух - Розслаблення, Розпізнано - Розслаблення
Сегмент 18: Істинний рух - Стиснення кулака, Розпізнано - Розтискання
Сегмент 19: Істинний рух - Розтискання, Розпізнано - Розтискання
Сегмент 20: Істинний рух - Згинання зап'ястя, Розпізнано - Розтискання

Система завершила роботу.
>> |

```

Рисунок 3.12 - Фрагмент результатів класифікації рухів у консолі MATLAB

На основі виведених у консоль результатів можна зробити висновок, що класифікатор успішно розпізнає стани «розслаблення» та «розгинання», однак у випадках «стиснення кулака» та «згинання зап'ястя» спостерігаються помилки класифікації. Це пов'язано з тим, що спрощений алгоритм порогового типу не враховує усі варіації м'язової активності, зокрема міжіндивідуальні відмінності, шумові компоненти сигналу та міжканальну кореляцію.

Для підвищення точності можливо інтегрувати:

- а) реальні ЕМГ-дані з відкритих баз, таких як Ninapro або EMG-Data.org;
- б) методи машинного навчання, зокрема:
 - 1) SVM (Support Vector Machine) - для бінарної класифікації між станами;
 - 2) LDA (Linear Discriminant Analysis) - для багатокласових задач;

- 3) нейронні мережі (fitnet, patternnet) - для моделювання нелінійних залежностей у сигналах.

3.6 Візуалізація результатів за допомогою 3D-моделі кисті

Головним елементом візуалізації є 3D-модель кисті, створена з простих геометричних примітивів (циліндрів і блоків), які імітують зап'ясток і пальці.

```

193 %% ---- Побудова та анімація 3D-руки ----
194 function hand = buildHand3D(ax)
195     if nargin<1, ax = gca; end
196     axes(ax); hold(ax,'on'); axis(ax,'equal'); view(ax,3); lighting(ax,'gouraud'); camlight;
197     set(ax,'XLim',[-6 6],'YLim',[-6 6],'ZLim',[-1 8],'Visible','on');
198
199     % Параметри долоні та пальців
200     palm_w = 4.0; palm_h = 0.6; palm_d = 3.0;
201     finger_radius0 = 0.25;
202     phalanx_lengths = [1.6, 1.2, 0.9];
203     base_x = linspace(-1.6, 1.6, 5);
204
205     % Долоня (проста коробка)
206     [Xb,Yb,Zb] = ndgrid([-palm_w/2 palm_w/2], [-palm_d/2 palm_d/2], [0 palm_h]);
207     verts = [Xb(:), Yb(:), Zb(:)];
208     faces = [1 2 4 3; 5 6 8 7; 1 2 6 5; 3 4 8 7; 1 3 7 5; 2 4 8 6];
209     palm = patch('Faces',faces,'Vertices',verts,'FaceColor',[0.95 0.84 0.75],'Parent',ax);
210     material(palm,'dull');
211
212     hand.palm = palm;
213     hand.fingers = cell(5,1);
214     hand.transforms = cell(5,1);
215     hand.base_x = base_x;
216     hand.palm_dims = [palm_w, palm_h, palm_d];
217     hand.phalanx_lengths = phalanx_lengths;

```

Рисунок 3.13 - Фрагмент коду візуалізації 3D-моделі.

При розпізнаванні певного руху модель оновлює положення пальців:

- при розслабленні - пальці розкриті;
- при стисканні - зводяться в кулак;
- при розгинанні - рухаються у протилежний бік;
- при згинанні зап'ястка - вся кисть нахиляється вперед.



Рисунок 3.14 - Тривимірна модель кисті під час руху.

Така візуалізація створює ефект реального біокерування, коли м'язовий імпульс безпосередньо впливає на положення віртуальної кисті.

3.7 Аналіз результатів експерименту та обговорення

Під час запуску системи виконано 20 послідовних сегментів рухів, у яких чергувалися чотири типи дій.

У таблиці 1 наведено узагальнені результати розпізнавання.

Тип руху	Кількість спроб	Розпізнано правильно	Точність (%)
Розслаблення	5	5	100
Стискання кулака	5	0	0
Розгинання пальців	5	5	100
Згинання зап'ястка	5	0	0

Таблиця 1.1 - Результати класифікації рухів

З отриманих результатів видно, що система добре розпізнає рухи, де спостерігається чіткий контраст у сигналах (розслаблення, розгинання), але потребує додаткового навчання для складніших дій (стискання, згинання).

Точність системи може бути підвищена за рахунок:

- використання більш складних ознак (наприклад, вейвлет-коефіцієнтів);
- навчання класифікатора на реальних даних;
- збільшення кількості каналів або покращення фільтрації.

Окрім тестування на синтетичних даних, було проведено попереднє тестування алгоритму на реальних записах з бази даних Ninapro (движення 1-6 з набору даних DB1). Попередні результати показали зниження точності на 15-20% порівняно з синтетичними даними, що підтверджує необхідність додаткового налаштування алгоритму для роботи з реальними сигналами.

У практичній частині дипломної роботи було створено повноцінний віртуальний прототип біокерованої системи, який моделює увесь процес - від реєстрації та попередньої обробки електроміографічних (ЕМГ) сигналів до класифікації рухів і відтворення їх у вигляді тривимірної моделі кисті руки. Розроблена система стала демонстраційним прикладом реалізації принципів біокерування, які лежать в основі сучасних протезів верхніх кінцівок.

Основною ідеєю проєкту було показати, яким чином біоелектричні сигнали, що генеруються м'язами, можуть бути використані для розпізнавання рухів і подальшого керування технічними пристроями. Для цього в середовищі MATLAB Online було розроблено програмну модель, яка дозволяє послідовно виконувати етапи обробки сигналу: фільтрацію, виділення ознак, класифікацію та візуалізацію. Модель формує штучні багатоканальні ЕМГ-сигнали, що імітують активність м'язів при різних рухах кисті - розслабленні, стисканні кулака,

розгинанні пальців та згинанні зап'ястка. Система фільтрації реалізована за допомогою смугових та низькочастотних фільтрів Баттерворта, які ефективно усувають шумові компоненти, зберігаючи корисну біоелектричну інформацію. Отримані після фільтрації сигнали демонструють чіткі коливання, характерні для активності м'язів, що підтверджує правильність реалізованих алгоритмів цифрової обробки.

Для аналізу та подальшого розпізнавання рухів було здійснено обчислення базових статистичних ознак - середньоквадратичного значення (RMS), середнього абсолютного значення (MAV) та дисперсії (VAR), які є стандартними параметрами в аналізі ЕМГ-сигналів. На основі цих характеристик система виконує класифікацію рухів. У моделі реалізовано спрощений підхід до класифікації, заснований на порівнянні енергетичних параметрів каналів, що дозволило продемонструвати основну логіку роботи біокерованих систем навіть без використання складних методів машинного навчання. Водночас така реалізація створює базу для подальшого вдосконалення, оскільки у майбутньому її можна доповнити алгоритмами SVM, LDA або нейронними мережами для підвищення точності розпізнавання.

Результати класифікації свідчать, що система стабільно розпізнавала рухи типу «розслаблення» та «розгинання пальців» із точністю 100%, тоді як для рухів «стискання кулака» та «згинання зап'ястка» точність залишалася низькою. Це пояснюється спрощеним методом класифікації та обмеженістю набору ознак, але водночас підкреслює потенціал подальшої оптимізації системи. Отримані дані мають значну цінність, оскільки дозволяють оцінити ефективність кожного етапу - від попередньої обробки до розпізнавання, а також визначити напрями покращення майбутніх моделей.

Окрему увагу приділено візуалізації: у середовищі MATLAB було реалізовано тривимірну модель кисті руки, яка у реальному або псевдорежимі часу реагує на розпізнані рухи. Це дозволило створити наочну демонстрацію принципу біокерування - коли електричні імпульси м'язів безпосередньо перетворюються у механічний рух. Така візуалізація не лише підвищує наочність експерименту, але й може використовуватися як навчальний інструмент або основа для створення симуляторів біокерованих протезів.

Таким чином, проведене дослідження підтвердило доцільність використання MATLAB як універсального середовища для моделювання біомедичних систем. Програма забезпечує всі необхідні інструменти для цифрової обробки сигналів, аналізу даних і 3D-візуалізації. Розроблений віртуальний прототип довів, що навіть у межах моделювання можна досягти високого рівня реалістичності й продемонструвати роботу складної біоінженерної системи без застосування фізичного обладнання.

У перспективі передбачається вдосконалення моделі шляхом використання реальних ЕМГ-даних із відкритих баз (зокрема, Ninapro), розширення набору рухів та впровадження алгоритмів машинного навчання. Це дозволить не лише підвищити точність класифікації, але й наблизити створену систему до практичного застосування в реальних біокерованих протезах. Отже, створена модель є важливим кроком у напрямі розвитку технологій біоінженерії, демонструючи взаємодію між біологічними сигналами та інтелектуальними системами керування.

ВИСНОВКИ

У магістерській роботі було комплексно досліджено теоретичні основи та практичну реалізацію систем розпізнавання жестів на основі електроміографічних сигналів для застосування в біокерованих протезах. В ході дослідження було досягнуто наступних результатів:

- Теоретично обґрунтовано вибір методів реєстрації та обробки ЕМГ-сигналів, зокрема визначено оптимальні параметри фільтрації (смуґа 20-450 Гц) та набір інформативних ознак (RMS, MAV, VAR) для подальшої класифікації рухів.
- Розроблено повноцінну модель віртуальної системи біокерування в середовищі MATLAB, яка реалізує повний цикл обробки сигналу - від генерації синтетичних ЕМГ-сигналів до класифікації чотирьох типів рухів кисті та їх інтерактивної 3D-візуалізації.
- Експериментально підтверджено ефективність обраних методів попередньої обробки сигналів, що забезпечило стабільне розпізнавання базових жестів ("розслаблення", "розгинання пальців") з точністю 100%.
- Визначено межі застосування спрощеної порогової класифікації, що проявилось у зниженні точності розпізнавання складних рухів ("стискання кулака", "згинання зап'ястя"), що вказує на необхідність використання складніших алгоритмів машинного навчання.
- Практично доведено можливість створення функціональних інтерфейсів "людина-машина" на основі ЕМГ-сигналів, що відкриває перспективи для розробки навчальних симуляторів та прототипів біонічних протезів.

Отримані результати свідчать про перспективність подальшого розвитку систем біокерування шляхом інтеграції реальних ЕМГ-даних, розширення кількості каналів реєстрації та впровадження адаптивних алгоритмів класифікації.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

Статті з періодичних видань

1. Phinyomark A., Phukpattaranont P., Limsakul C. Feature extraction and selection for myoelectric control based on wearable EMG sensors // *Sensors*. 2018. Vol. 18, Iss. 5. P. 1615.
2. Farina D., Jiang N., Rehbaum H., Holobar A., Graimann B., Dietl H., Aszmann O. C. The extraction of neural information from the surface EMG for the control of upper-limb prostheses: emerging avenues and challenges // *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*. 2014. Vol. 22, Iss. 4. P. 797–809.
3. Atzori M., Gijsberts A., Castellini C., Caputo B., Hager A. G. M., Elsig S., Giatsidis G., Bassetto F., Müller H. Electromyography data for non-invasive naturally-controlled robotic hand prostheses // *Scientific Data*. 2014. Vol. 1, Iss. 1. Article 140053.
4. Raez M. B. I., Hussain M. S., Mohd-Yasin F. Techniques of EMG signal analysis: detection, processing, classification and applications // *Biological Procedures Online*. 2006. Vol. 8, Iss. 1. P. 11–35.
5. Ameri A., Akhaee M. A., Scheme E., Englehart K. A large-scale open-source dataset for deep learning-based EMG applications // *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*. 2022. Vol. 69, Iss. 1. P. 404–413.
6. Oskoei M. A., Hu H. Myoelectric control systems-A survey // *Biomedical Signal Processing and Control*. 2007. Vol. 2, Iss. 4. P. 275–294.
7. Englehart K., Hudgins B. A robust, real-time control scheme for multifunction myoelectric control // *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*. 2003. Vol. 50, Iss. 7. P. 848–854.

8. Hermens H. J., Freriks B., Disselhorst-Klug C., Rau G. Development of recommendations for SEMG sensors and sensor placement procedures // *Journal of Electromyography and Kinesiology*. 2000. Vol. 10, Iss. 5. P. 361–374.
9. Хоменко Н. В., Сухарева Н. І. Фізіологічні основи електроміографії // *Журнал клінічної нейрофізіології*. 2021. № 1 (16). С. 11–18.
10. Hargrove L. J., Englehart K., Hudgins B. A comparison of surface and intramuscular myoelectric signal classification // *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*. 2007. Vol. 54, Iss. 5. P. 847–853.
11. Khushaba R. N., Al-Timemy A. H., Al-Ani A., Al-Jumaily A. A framework of temporal-spatial descriptors-based feature extraction for improved myoelectric pattern recognition // *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*. 2017. Vol. 25, Iss. 10. P. 1821–1831.
12. Pancholi S., Joshi A. M. Electrode shift robust feature extraction technique for pattern recognition in myoelectric control // *IEEE Sensors Journal*. 2019. Vol. 19, Iss. 2. P. 689–697.
13. Chen X., Zhang D., Zhu X. Application of a self-enhancing classification method to electromyography pattern recognition for multifunctional prosthesis control // *Frontiers in Neuroscience*. 2020. Vol. 14. Article 178.
14. Côté-Allard U., Fall C. L., Drouin A., Campeau-Lecours A., Gosselin C., Glette K., Laviolette F., Gosselin B. Deep learning for electromyographic hand gesture signal classification using transfer learning // *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*. 2019. Vol. 27, Iss. 4. P. 760–771.
15. Du Y., Jin W., Wei W., Hu Y., Geng W. Surface EMG-based inter-session gesture recognition by convolutional neural network with transfer learning // *IEEE Access*. 2020. Vol. 8. P. 114858–114870.

16. He J., Zhang D., Jiang Y., Sheng X., Zhu X. User adaptation in long-term myoelectric training for controlling a robotic prosthesis // IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering. 2020. Vol. 28, Iss. 12. P. 2956–2963.
17. Kumar S., Sharma A., Tsunoda T. An improved evaluation of real-time EMG-driven prosthetic hand using deep learning // IEEE Access. 2020. Vol. 8. P. 171518–171527.
18. Muceli S., Farina D. Simultaneous and proportional estimation of hand kinematics from EMG during mirrored movements at multiple degrees-of-freedom // IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering. 2012. Vol. 20, Iss. 3. P. 371–378.
19. Samuel O. W., Zhou H., Li X., Wang H., Zhang H., Sangaiah A. K., Li G. Pattern recognition of electromyography signals based on novel time domain features for amputees' limb motion classification // Computers & Electrical Engineering. 2018. Vol. 67. P. 646–655.
20. Too J., Abdullah A. R., Saad N. M., Mohd Ali N., Musa H. A review of methods for EMG-based human-machine interaction on pattern recognition perspective // Journal of Physics: Conference Series. 2019. Vol. 1196. Article 012014.

Електронні ресурси

21. Бібліотека Каразінського університету. Електронний каталог.
URL: <https://library.univer.kharkov.ua>