

СИСТЕМА РОЗПІЗНАВАННЯ СИЛИ ЗАХОПЛЕННЯ ЗА ДОПОМОГОЮ ЕМГ СИГНАЛІВ ТА ШТУЧНИХ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ

Вінницький національний технічний університет

Анотація

У роботі розглянуто систему прогнозування сили захоплення на основі поверхневих ЕМГ-сигналів з використанням глибокої нейронної мережі. Запропонований підхід забезпечує високу точність класифікації сили стискання та стабільне керування протезною рукою в режимі реального часу.

Ключові слова: електроміографія, сила захоплення, глибока нейронна мережа, автокодер, класифікація, протез руки, сигнали ЕМГ, м'язова активність, сигмоїдна функція, зворотний зв'язок.

Abstract

The paper considers a grip force prediction system based on surface EMG signals using a deep neural network. The proposed approach provides high accuracy in grip force classification and stable control of a prosthetic hand in real time.

Keywords: electromyography, grip force, deep neural network, autoencoder, classification, prosthetic hand, EMG signals, muscle activity, sigmoid function, feedback.

Вступ

Протези верхніх кінцівок, що керуються сигналами м'язової активності (ЕМГ), відкривають нові можливості для відновлення рухових функцій у людей з ампутацією. Одним із ключових завдань таких систем є точне визначення сили захоплення, що дозволяє користувачеві виконувати делікатні та точні рухи. Проте ЕМГ-сигнали є нестабільними, індивідуальними для кожного користувача та чутливими до зовнішніх факторів, що ускладнює розпізнавання сили в режимі реального часу. В останні роки штучні нейронні мережі, зокрема глибоке навчання, продемонстрували високу ефективність у задачах класифікації складних біомедичних сигналів. У даній роботі розглядається система, яка використовує глибоку нейронну мережу з двошаровим автокодером для класифікації сили захоплення на основі багатоканальних sEMG-сигналів. Особливу увагу приділено попередній обробці сигналів, вибору характеристик у часовій області, побудові архітектури моделі та оцінці точності розпізнавання. Такий підхід дозволяє покращити точність та стабільність керування протезною рукою в умовах реального застосування.

Результати дослідження

Система включає кілька ключових компонентів, що працюють узгоджено в режимі реального часу. Основним сенсором є браслет МҮО, який зчитує поверхневі електроміографічні (ЕМГ) сигнали з м'язів передпліччя. Ці сигнали відображають намір користувача здійснити захоплення. Ще одним важливим елементом є шестиосовий датчик сили, який визначає ступінь стиснення об'єкта протезом[1].

Для підвищення зворотного зв'язку та точності контролю захоплення, на кінчику пальця протеза встановлено силочутливий резистор (FSR), що реєструє силу натиску. Крім того, вібраційний модуль передає інформацію про рівень цієї сили назад користувачеві, покращуючи відчуття взаємодії з об'єктом[1].

Сигнали обробляються за допомогою глибокої нейронної мережі (DNN), яка класифікує силу стискання на кілька рівнів. Розраховане значення сили подається на нечіткий контролер, який керує

механізмом стискання протезної руки. Це забезпечує адаптивне регулювання сили відповідно до наміру користувача.

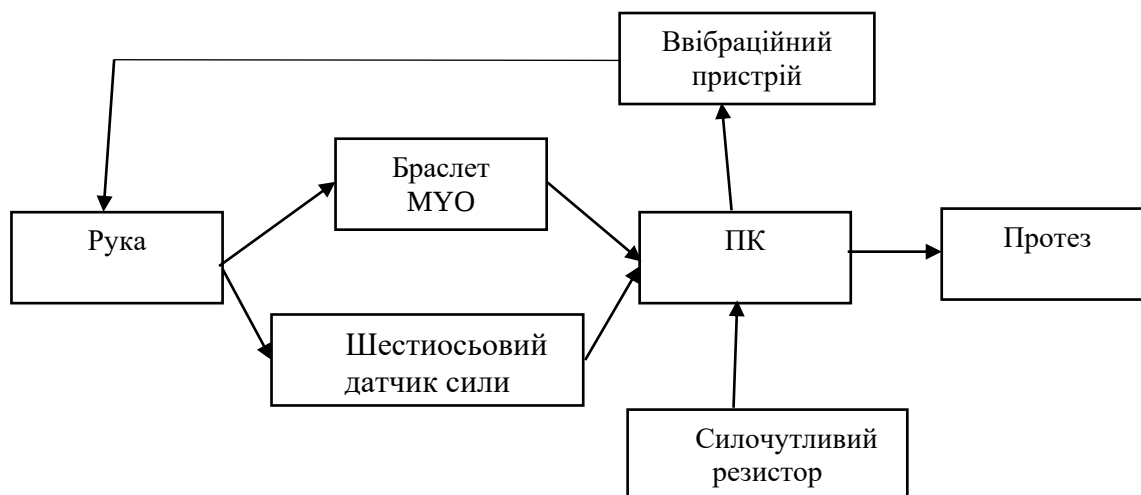


Рисунок 1. Структурна схема системи

Для розпізнавання сили захоплення на основі сигналів м'язової активності, силу поділяють на вісім дискретних рівнів у межах від 0 до 40 ньютонів. Наприклад, перший рівень охоплює інтервал 0–5 Н, другий — 5–10 Н і так далі. Такий розподіл забезпечує стабільніше керування порівняно з використанням безперервних значень сили, які можуть спричиняти коливання та знижувати надійність керування. До того ж, ввібраційний пристрій зворотного зв'язку не здатен передавати безперервну шкалу сили — він функціонує лише з фіксованими рівнями. Отже, застосування дискретної шкали забезпечує ефективнішу роботу системи.

Для виявлення моменту початку та завершення руху руки застосовується обчислення середнього абсолютного значення (MAV) сигналів ЕМГ із восьми каналів. Це значення порівнюється з наперед заданим порогом, і на його основі визначається час старту та завершення руху.

Щоб система могла точно прогнозувати силу захоплення, необхідно правильно підібрати характеристики, що описують ЕМГ-сигнали. Існує безліч таких характеристик — у часовій, частотній або комбінованій областях. У даному дослідженні були обрані чотири найпоширеніші характеристики з часової області: MAV (середнє абсолютне значення), RMS (середньоквадратичне значення), SD (стандартне відхилення) та WL (довжина форми хвилі)[2].

Кожна з цих характеристик має своє функціональне значення. MAV відображає загальну інтенсивність м'язової активності. RMS демонструє рівень активності м'язів під час руху. SD дає змогу оцінити варіабельність сигналу протягом одного скорочення. А WL поєднує інформацію про амплітуду, частоту та тривалість сигналу, тобто характеризує його складність[2].

$$MAV_k = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |x(i)| \quad 1$$

$$RMS_k = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x(i)^2} \quad 2$$

$$SD_k = \sqrt{\frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (x(i) - \mu)^2} \quad 3$$

$$WL_k = \sum_{i=1}^{N-1} |x(i+1) - x(i)| \quad 4$$

де $x(i)$ — це дані ЕМГ кожного зразка, N — це розмір ковзного вікна, μ — середнє значення даних N , k — номер каналу.

Для розрахунку характеристик ЕМГ-сигналів використовується підхід із ковзним вікном. Сигнали аналізуються у вікнах тривалістю 50 мс із перекриттям: кожне наступне вікно зміщується на 25 мс.

Такий підхід дозволяє системі з високою точністю відслідковувати динамічні зміни в сигналі. Аналогічна методика застосовується до сигналів сили, де середнє значення в кожному вікні приймається як показник сили захоплення[3].

Для прогнозування сили захоплення на основі ЕМГ-сигналів використовується глибинна нейронна мережа, що включає двошаровий автокодер. Така архітектура дозволяє ефективно витягувати значущі ознаки з вхідних даних і забезпечує точність прогнозування рівнів сили[4].

Нейронна мережа містить два приховані шари, кожен із яких має по 200 нейронів. Така конфігурація забезпечує глибоке представлення даних і дозволяє моделі навчатись складним залежностям між сигналами і рівнями сили. Як функція активації використовується сигмоїдна функція, що забезпечує необхідну нелінійність у мережі та сприяє точнішому моделюванню зв'язків у даних.

Навчання нейронної мережі відбувається у два етапи. Спочатку приховані шари навчаються на немаркованих даних, після чого мережа донавчається з використанням маркованих даних для класифікатора softmax, що виконує розподіл сили на відповідні рівні.

Для уникнення перенавчання в мережі застосовується регуляризація у формі штрафу за розрідженість, що дозволяє зменшити складність моделі та підвищити її здатність до узагальнення. Оновлення вагових коефіцієнтів відбувається за допомогою алгоритму зворотного поширення помилки (backpropagation), який є базовим методом оптимізації у навчанні штучних нейронних мереж.

Висновки

У цій роботі було представлено систему, що поєднує обробку ЕМГ-сигналів та глибинне навчання для прогнозування сили захоплення руки. Запропонований підхід із використанням глибинної нейронної мережі з двошаровим автокодером демонструє високу точність класифікації сили на основі сегментованих ЕМГ-сигналів, що дозволяє ефективно реалізовувати багаторівневе керування протезом.

Поділ сили захоплення на дискретні рівні значно підвищує стабільність роботи системи та дозволяє адаптувати вібраційний зворотний зв'язок для покращення сприйняття користувача. Обрані характеристики сигналу та архітектура нейронної мережі забезпечують достатню чутливість до змін у сигналі без значної втрати узагальнюючої здатності. Отримані результати підтверджують перспективність застосування нейромережевих методів для інтелектуального управління біонічними пристроями на основі біологічних сигналів.

СПИСОК ВИКОРИСТАНОЇ ЛІТЕРАТУРИ

1. Shahid, T., Iqbal, K., Rehman, M., Riaz, N. (2023). Estimation and Early Prediction of Grip Force Based on sEMG Signals and Deep Recurrent Neural Networks. arXiv preprint arXiv:2302.09555. <https://arxiv.org/abs/2302.09555>.
2. Fontana, F., Elsig, L., Schmidhauser, J., et al. (2024). Simultaneous Control of Human Hand Joint Positions and Grip Force via HD-EMG and Deep Learning. arXiv preprint arXiv:2410.23986. <https://arxiv.org/abs/2410.23986>.
3. Yao, Y., Yu, L., Liu, C., et al. (2022). Continuous Grip Force Estimation from Surface Electromyography Using Generalized Regression Neural Network. Biomedical Signal Processing and Control, 76, 103697. <https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/36120747/>.
4. Tung, V. P., Trinh, T. T., Do, T. T., & Phung, B. T. (2021). Hand Posture and Force Estimation Using Surface Electromyography and an Artificial Neural Network. Journal of Healthcare Engineering, 2021, 5593547. <https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/34006135/>.

Пастушенко Антон Олександрович — аспірант кафедри біомедичної інженерії та опто-електронних систем, Вінницького національного технічного університету, м. Вінниця.

Науковий керівник: **Коваль Леонід Григорович** — к. т. н., доцент, завідувач кафедри біомедичної інженерії та оптико-електронних систем, Вінницький національний технічний університет, м. Вінниця, e-mail: koval.l@vntu.edu.ua.

Anton Oleksandrovych Pastushenko — a graduate student of the Department of Biomedical Engineering and Opto-Electronic Systems, Vinnytsia National Technical University, Vinnytsia.

Supervisor: **Koval Leonid Hryhorovych** — — Ph.D., associate professor, head of the Department of Biomedical Engineering and Opto-Electronic Systems, Vinnytsia National Technical University, Vinnytsia, e-mail: koval.l@vntu.edu.ua.