

КЕРУВАННЯ РОБОТОМ-МАНІПУЛЯТОРОМ ЗА ДОПОМОГОЮ СИГНАЛІВ ПОВЕРХНЕВОЇ ЕЛЕКТРОМІОГРАФІЇ ТА ЗГОРТКОВОЇ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ

Вінницький національний технічний університет

Анотація

У роботі розглянуто систему для збору ЕМГ-сигналів, що передаються через послідовний інтерфейс до комп'ютера, де вони обробляються за допомогою нейронної мережі для розпізнавання жестів, що управляють роботизованим маніпулятором. Дані з платформи NinaPro використовуються для навчання моделі, а також застосовуються методи нормалізації для покращення якості обробки сигналів.

Ключові слова: ЕМГ, браслет, нейромережі, маніпулятор, жести.

Abstract

The paper considers a system for collecting EMG signals transmitted via a serial interface to a computer, where they are processed using a neural network for recognizing gestures that control a robotic manipulator. Data from the NinaPro platform is used to train the model, and normalization methods are also applied to improve the quality of signal processing.

Keywords: EMG, bracelet, neural networks, manipulator, gestures.

Вступ

Сучасні міоелектричні системи, що використовують електроміографічні сигнали для розпізнавання жестів, набувають популярності в застосуваннях для протезування та робототехніки. Для точного збору та обробки таких сигналів, у даному дослідженні застосовується міо-браслет Myo Armband, який зчитує ЕМГ-сигнали з дев'яти ступенями свободи та передає їх до комп'ютера для подальшої обробки нейронною мережею. Завдяки зручності цього пристрою та його простоті використання, він є оптимальним вибором для реалізації нашої експериментальної системи, що включає роботизований маніпулятор.

Результати дослідження

Для збору електроміографічних (ЕМГ) сигналів застосовували браслет Myo Armband[6], оснащений вісьмома сухими поверхневими ЕМГ-датчиками та інерціальним вимірювальним блоком із дев'ятьма ступенями свободи. Частота дискретизації сигналів становила 200 Гц. Хоча медичні ЕМГ-датчики зазвичай функціонують на вищих частотах (не менше 1 кГц), зручність використання Myo, зокрема його швидке надягання та відсутність потреби в складному налаштуванні, зробили цей пристрій оптимальним вибором для нашого експерименту.

Конструкція роботизованого маніпулятора включає два пальці, кожен з яких приводився в рух за допомогою мотора та пластикової нитки, що слугувала механічним приводом. Керування моторами здійснювалося через мікроконтролер Arduino[1], до якого були підключені драйвери двигунів. Програма на Arduino приймала індекси жестів і задавала відповідні кути повороту для моторів. Передача даних між браслетом Myo[2], Arduino та комп'ютером здійснювалась через послідовний інтерфейс: комп'ютер отримував ЕМГ-сигнали від Myo, обробляв їх і розпізнавав жести за допомогою нейронної мережі, після чого надсилав результат до Arduino для керування рухами маніпулятора.

У якості джерела даних використовується база NinaPro[3] — відкрита дослідницька платформа, розроблена для вивчення сучасних міоелектричних протезів верхніх кінцівок. Вона широко використовується в наукових дослідженнях із розпізнавання жестів за ЕМГ-сигналами. Збір даних у

NinaPro зазвичай передбачає, що учасник утримує кожен жест короткий проміжок часу, повторюючи його кілька разів із паузами для уникнення м'язової втоми. Однак у випадках, коли жести виконуються довше (наприклад, з метою моделювання щоденного використання), у сигналах можуть з'являтися шуми, пов'язані з м'язовим виснаженням, що негативно впливає на якість даних.

Зчитування даних здійснювалося за допомогою одного міо-браслета, який під час кожного циклу формував вісім сигналів з електродів. Для обробки ми використовували вісім послідовних зчитувань, які формували матрицю розміром 8×8 : кожен рядок відповідав одному зчитуванню з восьми каналів. Отримані значення масштабувалися у діапазон 0–255, що дало змогу подати матрицю як зображення у відтінках сірого. Кожне нове зчитування утворювало наступний «кадр», при цьому додавалися нові рядки, а найстаріші видалялися, утворюючи ковзну послідовність графіків, придатну для подачі в модель, що працює із зображеннями.

Для підвищення якості обробки сигналів застосовувалися методи Мін.-макс. нормалізації та нормалізації з нульовим середнім, що дозволяло стандартизувати графіки перед подачею в нейронну мережу. Мінімально-максимальна нормалізація — це техніка лінійної нормалізації, яка широко використовується в попередній обробці зображень. Цей метод не змінить розподіл набору даних[4]

$$z = (x - \min(x)) / (\max(x) - \min(x)) \quad (1)$$

Нормалізація min–max може відображати дані ЕМГ у вигляді 0 і 1.

Нормалізація нульового середнього є одним із найпоширеніших методів нормалізації, і дані, оброблені цим методом, підходять до стандартного нормального розподілу[4]

$$z = (x - \mu) / \sigma \quad (2)$$

де μ і σ є середнім і стандартним відхиленням повністю введених даних ЕМГ відповідно. Дані ЕМГ після нормалізації нульового середнього відповідають стандартному нормальному розподілу із середнім значенням 0 і стандартним відхиленням 1.

Основним класифікатором була згортова нейронна мережа з залишковими зв'язками, заснована на архітектурі ResNet[5]. Її структура складалася з чотирьох згорткових шарів, одного залишкового блоку, а також чотирьох повнозв'язаних шарів, доповнених механізмом випадкового відключення (dropout), і фінального шару softmax, який відповідав за класифікацію жестів та обчислення ймовірностей для кожного з них. Для функції втрат використовувалась нормалізована експоненціальна функція (softmax loss), що є ефективною при багатокласових задачах. Навчання мережі проводилось за допомогою оптимізатора Adam, що застосовує зворотне поширення помилки для коригування ваг. У повнозв'язаних шарах використовувалась активація ReLU, що допомагає уникати проблеми зникнення градієнта, на відміну від традиційних сигмоїдальних чи tanh-функцій. Для запобігання перенавчанню, в цих шарах також застосовувався механізм dropout з імовірністю збереження нейронів 0,5. У залишковому блоці використовувалась нормалізація екземпляра, де середнє значення та стандартне відхилення обчислюються лише на основі поточного вхідного графіка. Модель була реалізована за допомогою фреймворку TensorFlow, а її параметри збережено у вигляді бінарного файлу, що дозволило інтегрувати класифікатор безпосередньо в систему управління роботизованим маніпулятором, використовуючи розпізнані жести як команди.

Висновки

Застосування міо-браслету Muo Armband та роботизованого маніпулятора в поєднанні з нейронною мережею для розпізнавання жестів дозволяє ефективно управляти рухами протезу та роботизованих систем. Використання бази даних NinaPro для тренування моделі, а також застосування методів нормалізації, дозволяє покращити точність та стабільність роботи системи, що робить її корисною в реальних умовах використання.

СПИСОК ВИКОРИСТАНОЇ ЛІТЕРАТУРИ

1. Guo, B., Ma, Y., Yang, J., Wang, Z., & Zhang, X. (2020). Lw-CNN-Based Myoelectric Signal Recognition and Real-Time Control of Robotic Arm for Upper-Limb Rehabilitation. *Computational Intelligence and Neuroscience*, 2020, 8846021. <https://doi.org/10.1155/2020/8846021>.
2. Wan, Y., Han, Z., Zhong, J., & Chen, G. (2018). Pattern recognition and bionic manipulator driving by surface electromyography signals using convolutional neural network. *Advances in Mechanical Engineering*, 10(10), 1–11. <https://doi.org/10.1177/1729881418802138>.
3. Bao, T., Zaidi, S. A. R., Xie, S., Yang, P., & Zhang, Z. (2019). A CNN-LSTM Hybrid Framework for Wrist Kinematics Estimation Using Surface Electromyography. *arXiv preprint arXiv:1912.00799*. <https://arxiv.org/abs/1912.00799>.
4. Real-time Bionic Arm Control Via CNN-based EMG Recognition. (n.d.). Hackster.io. <https://www.hackster.io/emgarm/real-time-bionic-arm-control-via-cnn-based-emg-recognition-b013d3>.
5. Meng, Q., Yue, Y., Li, S., & Yu, H. (2022). Electromyogram-based motion compensation control for the upper limb rehabilitation robot in active training. *Mechanical Sciences*, 13(2), 675–685. <https://doi.org/10.5194/ms-13-675-2022>.

Пастушенко Антон Олександрович — аспірант кафедри біомедичної інженерії та оптико-електронних систем, факультет інформаційних електронних систем, Вінницький національний технічний університет, 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 — postgraduate student of the Department of Biomedical Engineering and Optoelectronic Systems, Faculty of Information Electronic Systems, Vinnytsia National Technical University, Vinnytsia.

Supervisor: **Leonid Grigorovich Koval** — Ph.D., Associate Professor, Head of the Department of Biomedical Engineering and Optoelectronic Systems, Vinnytsia National Technical University, Vinnytsia, e-mail: koval.l@vntu.edu.ua.