

СУЧАСНІ МЕТОДИ ДЕКОДУВАННЯ СИГНАЛІВ ДЛЯ КЕРУ- ВАННЯ РОБОРУКОЮ

¹ Вінницький національний технічний університет;

Анотація

У роботі розглянуто сучасні методи декодування намірів руху, що використовуються для керування роботизованими пристроями, зокрема протезами та екзоскелетами, на основі електроміографічних (ЕМГ) сигналів. Описано основні підходи до розпізнавання рухових намірів, включаючи моделі опорно-рухового апарату, традиційні алгоритми машинного навчання та глибокі нейронні мережі.

Ключові слова: роботизовані рукави, методи керування, розпізнавання намірів, класифікація рухів, нейронні мережі.

Abstract

The paper reviews modern methods for decoding movement intentions used to control robotic devices, including prostheses and exoskeletons, based on electromyographic (EMG) signals. The main approaches to recognizing movement intentions are described, including musculoskeletal models, traditional machine learning algorithms, and deep neural networks.

Keywords: robotic arms, control methods, intention recognition, movement classification, neural networks.

Вступ

У сучасних технологіях взаємодії людини з машиною дедалі важливішу роль відіграють методи декодування біологічних сигналів, що дозволяють інтерпретувати наміри руху та забезпечувати ефективний контроль над роботизованими системами. Особливо актуальним є застосування таких моделей у медицині, реабілітації та нейроінженерії, де вони сприяють створенню передових інтерфейсів керування протезами та екзоскелетами. Методи декодування базуються на різних підходах, серед яких традиційні аналітичні моделі, алгоритми машинного навчання та глибокі нейронні мережі. Вони дозволяють розпізнавати наміри руху, аналізуючи міоелектричні сигнали та кінематичні параметри, що є критично важливим для реалізації високоточних біонічних пристроїв. Однак, попри значний прогрес у цій галузі, залишається низка викликів, пов'язаних із точністю декодування, швидкістю обробки сигналів та необхідністю мінімізації апаратних обмежень. Дослідження зосереджені на розробці моделей, що здатні поєднувати високу продуктивність із швидкістю реагування, а також враховувати біологічні особливості рухової активності людини.

Результати дослідження

Модель декодування це математичний або алгоритмічний метод, що використовується для інтерпретації та перетворення біологічних або технічних сигналів у керуючі команди. Сучасні методи декодування включають як традиційні підходи (аналітичні моделі та алгоритми машинного навчання), так і глибоке навчання, що забезпечує високу точність розпізнавання. Завдяки цим технологіям з'являється можливість створювати інтуїтивно зрозумілі та ефективні системи взаємодії людини з машиною, що відкриває нові перспективи у медицині, реабілітації та нейроінженерії.

Моделі опорно-рухового апарату

Моделі опорно-рухового апарату є найпоширенішим підходом на основі моделей для керування робо-маніпулятором за допомогою міоелектричних сигналів. Вони спрямовані на розуміння того, як нейронні команди, що відповідають за рух, трансформуються у фізичні дії шляхом моделювання м'язової активації, кінематики, динаміки скорочення м'язів та механіки суглобів. Використання детальних м'язово-скелетних моделей у дослідженнях руху людини допомагає глибше аналізувати інди-

відуальні навантаження на м'язи та суглоби [1].

Перша модель м'язів була запропонована А. В. Хіллом у 1938 році й мала феноменологічний характер, пояснюючи взаємозв'язок між вхідними та вихідними параметрами під час контрольованих експериментів. Завдяки подальшим дослідженням було розроблено м'язово-скелетні моделі, які широко застосовуються у керуванні робо-маніпуляторами за допомогою ЕМГ, зокрема моделі Мукін і спрощені м'язово-скелетні моделі.

Оскільки ці моделі точно відтворюють анатомічну будову опорно-рухового апарату, вони ефективно імітують природні рухи людини [2] і тому часто використовуються для розпізнавання наміру руху. Проте для створення ЕМГ-інтерфейсів керування робо-маніпуляторами необхідно отримувати ЕМГ-сигнали, які відповідають певним м'язам, представленим у моделі. Це може вимагати застосування інвазивних електродів, що створює ризики фізичних пошкоджень та потребує участі кваліфікованих медичних спеціалістів, ускладнюючи впровадження технології.

Перспективним підходом для покращення використання м'язово-скелетних моделей є локалізація необхідних м'язів у кінцівках за допомогою методів високощільної декомпозиції ЕМГ-сигналів, що дозволяє мінімізувати інвазивні втручання та підвищити зручність технології.

Традиційні моделі машинного навчання

Алгоритми машинного навчання створюють зв'язок між вхідними даними та цільовими виходами шляхом наближених числових функцій. Вони аналізують надані дані для виконання завдань класифікації або прогнозування та широко використовуються у сфері розпізнавання наміру руху.

Процеси Гауса є непараметричними моделями Байєса, що часто застосовуються для ідентифікації рухових намірів людини. Одним із найпоширеніших алгоритмів у цій галузі є факторизація невід'ємної матриці (NMF), яка базується на розкладанні великої невід'ємної матриці на дві менші невід'ємні матриці. У контексті розпізнавання наміру руху на основі ЕМГ цей метод дозволяє розкласти матрицю сигналу ЕМГ на компоненти м'язової активації та матрицю вагових коефіцієнтів м'язів, що відображає м'язову синергію [3].

Попри значні успіхи, моделі декодування намірів руху, що базуються на традиційних алгоритмах машинного навчання, часто потребують трудомісткої ручної обробки характеристик. Дослідження показують, що такі методи все ще не забезпечують достатньої точності та швидкодії для сучасних сценаріїв взаємодії людина-машина, наприклад, керування робо-маніпуляторами за допомогою ЕМГ-сигналів [2].

Моделі глибокого навчання

Алгоритми глибокого навчання дозволяють автоматично класифікувати вхідні дані або прогнозувати їх у вигляді безперервних послідовностей без необхідності ручного вилучення та вибору характеристик [4]. З моменту появи концепції глибокого навчання у 2006 році було розроблено багато інноваційних архітектур. У цьому розділі розглянуто три основні методи глибокого навчання, що застосовуються для розпізнавання наміру руху: CNN та його модифікації, RNN і його варіанти, а також гібридні нейронні мережі.

Згорткові нейронні мережі (CNN) вперше були запропоновані у 1980 році. Завдяки спеціальній структурі згорткових шарів CNN ефективно обробляють великі обсяги даних, витягуючи ключові характеристики. CNN знайшли широке застосування у сферах обробки зображень, відеоаналітики та управління роботами, а також стали популярними у розпізнаванні наміру руху.

Рекурентні нейронні мережі (RNN) були розроблені для аналізу послідовних даних, що дозволяє їм ефективно виявляти залежності у часових рядах. Однак їхня продуктивність обмежується проблемою зникнення або вибуху градієнтів [4]. Для подолання цього обмеження було запропоновано варіант RNN – довгу короточасну пам'ять (LSTM), яка привернула значну увагу у сфері розпізнавання рухових намірів. Було проведено багато досліджень, що підтверджують ефективність LSTM у цьому контексті.

Гібридні нейронні мережі комбінують різні архітектури глибокого навчання, що дозволяє підвищити ефективність розпізнавання наміру руху на основі ЕМГ. Вони здатні витягувати більш абстрактні характеристики сигналів, що сприяє кращому виявленню прихованих закономірностей. Завдяки

цьому гібридні підходи часто демонструють вищу точність у порівнянні з традиційними методами.

Алгоритми глибокого навчання значно спрощують розпізнавання намірів руху, оскільки самостійно визначають ключові характеристики сигналу. Проте їхня складна архітектура ускладнює пояснення результатів, що ускладнює інтеграцію з біологічними моделями руху. Крім того, покращена точність часто супроводжується значними обчислювальними витратами, що створює труднощі для задач, що потребують швидкої реакції, зокрема для керування робо-маніпуляторами на основі ЕМГ-сигналів. Більшість поточних досліджень проводяться в офлайн-режимі, і ключовим завданням є розробка ефективних, легких нейромережових структур, які забезпечуватимуть високу точність і швидкість у реальному часі.

Висновки

Сучасні методи декодування намірів руху відіграють ключову роль у розвитку нейроінтерфейсів та біонічних систем, що дозволяють створювати високоточні та ефективні засоби керування протезами, екзоскелетами та іншими роботизованими пристроями. Використання моделей опорно-рухового апарату, традиційних алгоритмів машинного навчання та глибоких нейронних мереж відкриває широкі можливості для покращення точності розпізнавання рухів та швидкості їх обробки. Попри значний прогрес, досі існують виклики, які стримують практичне впровадження цих технологій у реальних сценаріях. Традиційні алгоритми часто потребують ретельного ручного налаштування характеристик, що ускладнює їх адаптацію до змінних умов. Глибокі нейронні мережі, хоч і демонструють високу ефективність, вимагають значних обчислювальних ресурсів, що може обмежувати їх використання у пристроях з жорсткими вимогами до швидкодії. Подальші дослідження мають бути спрямовані на розробку ефективніших, легших моделей, здатних забезпечувати високу точність розпізнавання рухових намірів у реальному часі. Інтеграція біологічних теорій із сучасними методами машинного навчання може стати ключовим фактором у створенні інтуїтивно зрозумілих та адаптивних систем взаємодії людини з машиною. Таким чином, оптимізація методів декодування сприятиме подальшому розвитку нейроінженерії та відкриє нові можливості для реабілітації, медицини та робототехніки.

СПИСОК ВИКОРИСТАНОЇ ЛІТЕРАТУРИ

1. Inkol, K.A.; Brown, C.; McNally, W.; Jansen, C.; McPhee, J. Muscle torque generators in multibody dynamic simulations of optimal sports performance. *Multibody Syst. Dyn.* 2020, 50, 435–452.
2. Pan, L.; Crouch, D.L.; Huang, H. Comparing EMG-based human-machine interfaces for estimating continuous, coordinated movements. *IEEE Trans. Neural Syst. Rehabil. Eng.* 2019, 27, 2145–2154.
3. Bi, L.; Guan, C. A review on EMG-based motor intention prediction of continuous human upper limb motion for human-robot collaboration. *Biomed. Signal Process. Control* 2019, 51, 113–127.
4. Xiong, D.; Zhang, D.; Zhao, X.; Zhao, Y. Deep learning for EMG-based human-machine interaction: A review. *IEEE/CAA J. Autom. Sin.* 2021, 8, 512–533.

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 опто-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.