

УДК 004.942

Д.С. Матюк<sup>1,2</sup>, М.В. Деркач<sup>1,2</sup>, канд. техн. наук, доц.

<sup>1</sup>Тернопільський національний технічний університет імені Івана Пулюя

<sup>2</sup>Східноукраїнський національний університет імені Володимира Даля

## КЛАСИФІКАЦІЯ ЕМГ-СИГНАЛІВ НА ОСНОВІ МЕТОДУ ADAM

D.S. Matiuk, M.V. Derkach, Ph.D., Assoc. Prof.

### CLASSIFICATION OF EMG SIGNALS BASED ON THE ADAM METHOD

Сигнали, що отримують завдяки методу реєстрації електричної активності м'язів - електроміографії (ЕМГ), застосовують у реабілітаційній та спортивній медицині, протезуванні та нейрокомп'ютерних інтерфейсах.

Для класифікації ЕМГ-сигналів використовується модель на основі двошарової нейронної мережі, яка навчається розпізнавати різні стани/дії м'язів. Процес навчання моделі включає підготовку даних: ЕМГ дані діляться на навчальний і тестовий набори, після чого нормалізуються, що важливо для порівняння сигналів з різною амплітудою. Модель навчається протягом 50 епох, розмір прихованого шару в моделі встановлено на 64 нейрони.

В навчальному процесі використовується метод градієнтного спуску, де обчислюються градієнти функції втрат по відношенню до параметрів моделі, тим самим метод мінімізує помилку моделі, поступово коригуючи її параметри. Це ключовий елемент у навчанні моделі, оскільки ці градієнти вказують на напрямок, в якому потрібно змінити ваги для зменшення втрат, що дозволяє досягти більшої точності.

Метод ADAM (Adaptive Moment Estimation) поєднує класичний градієнтний спуск з адаптивною корекцією швидкості навчання, знаходячи оптимальні значення параметрів, знижуючи коливання і забезпечуючи стабільну та швидку збіжність, що робить його більш ефективним для великих і складних наборів даних.

Для оновлення параметрів  $\theta_t$  алгоритмом ADAM використовуються наступні рівняння:

$$\begin{aligned} m_t &= \beta_1 m_{t-1} + (1 - \beta_1) g_t, \\ v_t &= \beta_2 v_{t-1} + (1 - \beta_2) g_t^2, \\ m_t^\wedge &= \frac{m_t}{1 - \beta_1^t}, \quad v_t^\wedge = \frac{v_t}{1 - \beta_2^t}, \\ \theta_{t+1} &= \theta_t - \frac{\eta}{\sqrt{v_t^\wedge + \epsilon}} m_t^\wedge, \end{aligned} \quad (1)$$

де  $g_t$  – градієнти,  $m_t$  – експоненціальне зважене ковзне середнє градієнтів,  $v_t$  – експоненціальне зважене ковзне середнє квадратичних градієнтів. Значення для  $\beta_1$  і  $\beta_2$ , що є експоненціальними швидкостями розпаду для оцінки моменту, за замовчуванням становлять 0,9 і 0,99 відповідно.  $m_t^\wedge$  і  $v_t^\wedge$  є скорегованими оцінками для  $m_t$  і  $v_t$ ,  $\epsilon = 1e-8$  – параметр для уникнення поділу на нуль,  $\eta$  – швидкість навчання.

Після навчання модель оцінюється на тестовому наборі, точність обчислюється як частка правильно передбачених класів, що є важливим показником її ефективності. Для зменшення впливу випадкових коливань у передбачених значеннях використовується функція, яка згладжує дані, що дозволяє отримати більш стабільні результати. Модель також зберігає свої ваги в файл, що дозволяє використовувати її в подальшому без повторного навчання. В процесі прогнозування нових даних модель повертає не лише передбачені класи, а й ймовірності, що допомагає оцінити ступінь впевненості в кожному з передбачень.

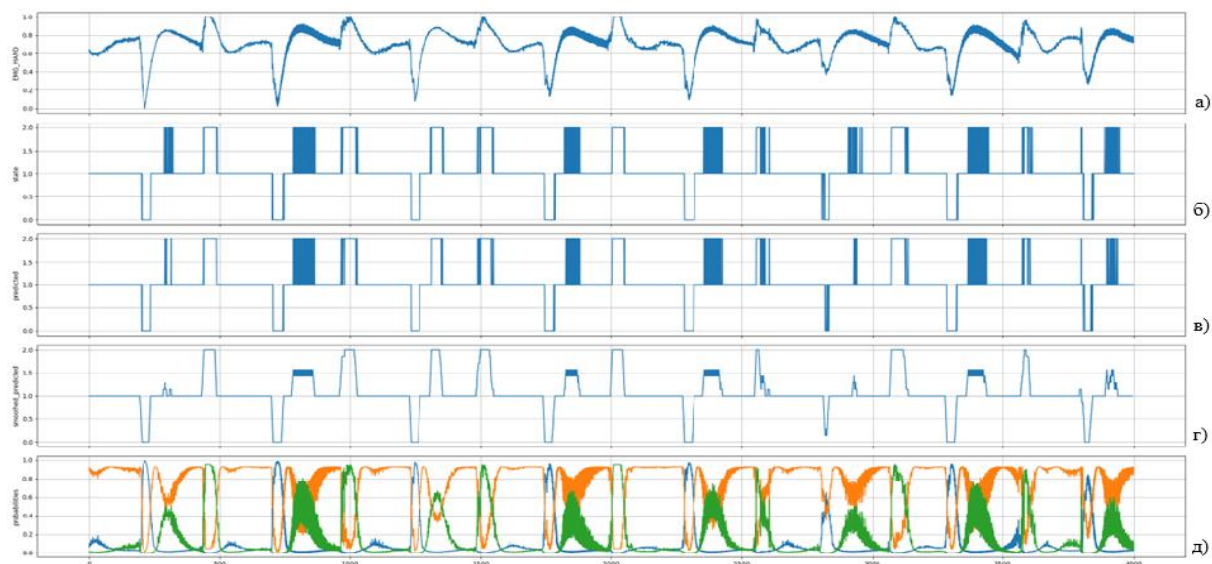


Рис. 1. Результат класифікації ЕМГ-сигналів

Для набору даних, що складається з 4000 послідовних часових рядів, які представляють мінливість електродних сигналів під час експерименту, використовуємо розроблену модель класифікації ЕМГ-сигналів на основі методу ADAM. Для навчання моделі використали 80% для навчання та 20% для тестування набору даних, а результати класифікації показані на рис. 1, де:

- а) EMG\_HAND – вхідні дані;
- б) state – стан м'язової активності: 1 відповідає стану спокою, 0 – абдукція великого пальця; 2 – аддукція великого пальця;
- в) predicted – передбачення моделі;
- г) smoothed\_predicted – передбачення моделі зі згладжуванням по ковзному середньому;
- д) probabilities – показник співвідношення станів: помаранчева лінія відповідає впевненості моделі у стані спокою; зелена - впевненість моделі в аддукції великого пальця; синя — впевненість моделі в абдукції великого пальця.

Остання метрика використовується для перетворення вихідних даних необробленої моделі у ймовірні розподіли, інтерпретуючи кожен результат як приналежність до відповідного стану/дії.

Запропонована модель класифікації використовує оптимізаційний алгоритм ADAM, що дозволяє ефективно визначати функціональні стани/дії м'язів із високою точністю. Результати тестування набору даних учасника експерименту досягли точності класифікації 94%. Таким чином, представлена модель демонструє значний потенціал для використання в додатках біомедичної діагностики та реабілітаційних технологіях, що потребують точного й швидкого визначення станів/дій м'язів.

### Література

1. Vanga Karunakar Reddy, Ravi Kumar Av. Multi-channel neuro signal classification using Adam-based coyote optimization enabled deep belief network. Biomedical Signal Processing and Control, 2022, 77:103774.
2. Derkach, M., Matiuk, D., Skarga-Bandurova, I., Biloborodova, T., & Zagorodna, N. A Robust Brain-Computer Interface for Reliable Cognitive State Classification and Device Control. IEEE 14th International Conference on Dependable Systems, Services and Technologies (DESSERT). - Athens, Greece, 2024.

УДК 681.5