

DOI: 10.34185/1991-7848.itmm.2026.01.050

**ОБРОБКА СИГНАЛІВ ЕЛЕКТРОЕНЦЕФАЛОГРАМ З УРАХУВАННЯМ
ДИПОЛЬНОЇ ПРИРОДИ СИГНАЛІВ МОЗКУ ТА ПЕРСПЕКТИВИ
МОДЕЛЮВАННЯ NEURAL ODE**

Панасенко Є. С. [ORCID]

Дніпровський національний університет ім. Олеся Гончара, аспірант, Україна

Анотація. Запропоновано підхід до класифікації стану очей (відкриті/закриті) за 64-канальними EEG-даними на основі декомпозиції незалежних компонент (ICA) з валідацією компонент підбором еквівалентних диполів. Для підбору диполя розроблено оригінальну функцію втрат із L2-регуляризацією та еліпсоїдним анатомічним обмеженням на основі тривимірної моделі мозку. Серед ICA-компонент ідентифіковано джерела з характерними альфа-, мю-, бета- та гамма-ритмами, що підтверджує фізіологічну інтерпретованість методу. Класифікація нейронною мережею досягла точності 97% на навчальній та 90% на тестовій вибірці. Обговорюються перспективи застосування нейронних звичайних диференціальних рівнянь (Neural ODE) для моделювання очищених ICA-сигналів як перспективного напрямку подальших досліджень.

Ключові слова: EEG, ICA, підбір диполя, класифікація станів мозку, нейронна мережа, Neural ODE, сліпе розділення сигналів, локалізація джерел, NeuroAnalyzer, Julia.

Вступ. Класифікація станів мозкової активності за данними електроенцефалографії (EEG) є фундаментальною задачею нейронаук та інтерфейсів мозок-комп'ютер. У попередніх роботах [1,2] спектральний аналіз сигналів електродів забезпечив точність класифікації стану очей на рівні 70–80%, а кількісний рекурентний аналіз із класифікатором SVM — до 95% для потиличних електродів. Проте обидва підходи працювали з необробленими сигналами електродів, які є сумішшю багатьох джерел мозку та артефактів, що обмежує точність і фізіологічну інтерпретованість. Це мотивує застосування ICA-декомпозиції у поєднанні з підбором еквівалентних диполів для аналізу на рівні джерел, а також дослідження Neural ODE для моделювання динаміки розділених сигналів мозку.

Методи дослідження. Використано датасет EEG Motor Movement/Imagery Dataset, що містить записи 109 учасників. Послідовний алгоритм обробки реалізовано мовою Julia з використанням бібліотеки NeuroAnalyzer.jl: виявлення поганих каналів (методи flat, amp, var), частотна фільтрація (фільтр верхніх частот 2 Гц, фільтр 50 Гц) та ICA-декомпозиція [3]. Модель ICA подає спостережувані сигнали як лінійну суміш незалежних джерел: $x(t)=A \cdot s(t)$, де матриця розділення W відновлює джерела як $s(t)=W \cdot x(t)$. Для валідації компонент виконано підбір еквівалентних диполів за формулою потенціалу [4]:

$$V_i = \frac{p \cdot (r_{e_i} - r_d)}{4\pi\sigma|r_{e_i} - r_d|^3} \quad (1)$$

Розроблено оригінальну функцію втрат, що поєднує залишкову дисперсію, L2-регуляризацию, сферичне обмеження та еліпсоїдне анатомічне обмеження на основі тривимірної сітки мозку.

Експериментальні результати. Аналіз якості датасету показав, що лише 79 з 109 учасників (72%) мали достатню кількість надійних каналів та ICA-компонент з оцінкою диполя вище порогу 85%. Серед відібраних ICA-компонент ідентифіковано джерела з характерними альфа- (≈ 10 Гц, потиличні), мю- (сенсомоторні), бета- (13–30 Гц) та гамма-ритмами (>30 Гц), що підтверджує фізіологічну інтерпретованість декомпозиції. Артефактні компоненти, зокрема моргання з фронтально-полярною топографією та оцінкою диполя нижче 85%, було успішно відокремлено та виключено. Нейронна мережа прямого поширення досягла точності 97% на навчальній та 90% на тестовій вибірці. Точність 90% на тестовій вибірці є порівнянною з 95%, досягнутими SVM-класифікатором на основі рекурентного аналізу для електрода O1, при цьому ICA-підхід працює з розділеними джерелами мозку, а не зі змішаними сигналами електродів, забезпечуючи більшу фізіологічну інтерпретованість.

Перспективи Neural ODE для моделювання ICA-сигналів. Перспективним напрямком подальших досліджень є застосування нейронних звичайних диференціальних рівнянь (Neural ODE) для моделювання часової динаміки очищених ICA-сигналів. У нещодавніх роботах Білозьорова та ін. [5] показано,

що сингулярні диференціальні рівняння здатні моделювати коливальні кортикальні процеси, відрізняючи здорову ЕЕГ від епілептичних патернів за фрактальною розмірністю атрактора. Інкін та Білозьоров [6] запропонували гібридну модель Фіцх'ю-Нагумо-Лоренца для моделювання ЕЕГ з оптимізацією параметрів на основі нейронних мереж. Ці підходи, у поєднанні з фреймворком Neural ODE, потенційно можуть бути застосовані до очищених ІСА-компонент, де кожне незалежне джерело представляє фізіологічно інтерпретований сигнал мозку з чітко визначеними спектральними характеристиками. Моделювання таких сигналів за допомогою Neural ODE дозволить описати їхню нелінійну динаміку в рамках безперервного часу, забезпечуючи прогнозування, інтерполяцію та глибше розуміння генеративних процесів, що лежать в основі мозкових ритмів.

Висновки

Дослідження демонструє, що ІСА-декомпозиція з валідацією диполів забезпечує фізіологічно інтерпретований підхід до класифікації стану очей за ЕЕГ, досягаючи точності 90% на тестовій вибірці та 97% на навчальній вибірці з трьох незалежних компонент. Розроблена оригінальна функція втрат з еліпсоїдним анатомічним обмеженням забезпечує надійний підбір диполів у межах об'єму мозку. Подальші дослідження будуть спрямовані на застосування Neural ODE для моделювання часової динаміки очищених ІСА-сигналів, використовуючи встановлений зв'язок між моделями диференціальних рівнянь та осцилюючими процесами ЕЕГ, що може покращити як точність класифікації, так і розуміння динаміки мозкової активності.

ЛІТЕРАТУРА / REFERENCE

1. Panasenko Ye. S., Belozyorov V. Ye.. THE APPLICATION OF SPECTRAL ANALYSIS OF EEG DATA FOR THE IDENTIFICATION OF OPEN AND CLOSED EYE STATES. System technologies. 2024. Т. 6, № 155, 155. С. 101–115. DOI: 10.34185/1562-9945-6-155-2024-11.
2. Panasenko Ye. S., Belozyorov V.Y. CLASSIFICATION OF EYE STATE BASED ON EEG DATA USING RECURRENCE ANALYSIS. Системні технології. 2025. Т. 3, № 158, 158. С. 58–73. DOI: 10.34185/1562-9945-3-158-2025-07.
3. Hyvärinen A., Oja E. Independent Component Analysis: Algorithms and Applications. Neural Networks. 2000. Т. 13, № 4. С. 411–430. DOI: 10.1016/S0893-6080(00)00026-5.

4. Malmivuo J., Plonsey R. Bioelectromagnetism: Principles and Applications of Bioelectric and Biomagnetic Fields. New York: Oxford University Press, 1995. 512 c. DOI: 10.1093/acprof:oso/9780195058239.001.0001.
5. Belozyorov V.Y., Volkova S.A., Zaytsev V.G. Singular Differential Equations and Their Applications for Modeling Strongly Oscillating Processes. Journal of Optimization, Differential Equations and Their Applications. 2023. T. 31, № 1, 1. C. 22–52. DOI: 10.15421/142302.
6. Inkin O.A., Belozyorov V.E. Hybrid Modeling of Eeg: The Fitzhugh-Nagumo-Lorenz Model. System technologies. 2025. T. 3, № 158. C. 87–95. DOI: 10.34185/1562-9945-3-158-2025-09.

**PROCESSING OF ELECTROENCEPHALOGRAM SIGNALS CONSIDERING THE
DIPOLE NATURE OF BRAIN SIGNALS AND PROSPECTS
OF NEURAL ODE MODELING**

Ye. S. Panasenko

Abstract. *This study proposes an approach to eye state classification (open/closed) based on 64-channel EEG data using independent component analysis (ICA) decomposition with component validation through equivalent dipole fitting. An original loss function with L2 regularization and ellipsoidal anatomical constraint based on a three-dimensional brain model was developed for dipole fitting. Among the ICA components, sources with characteristic alpha, mu, beta, and gamma rhythms were identified, confirming the physiological interpretability of the method. Neural network classification achieved 97% accuracy on the training set and 90% on the test set. Additionally, the perspectives of applying Neural Ordinary Differential Equations (Neural ODE) for modeling cleaned ICA signals are discussed as a promising direction for future research.*

Keywords: *EEG, ICA, dipole fitting, brain state classification, neural network, Neural ODE, blind source separation, source localization, NeuroAnalyzer, Julia.*