

УДК 007.51

DOI: <https://doi.org/10.17721/1728.2748.2025.102.48-52>

Сергій СОЛОВЕЙ, асп.
ORCID ID: 0009-0007-3944-6447
e-mail: serhii.solovei@knu.ua

Київський національний університет імені Тараса Шевченка, Київ, Україна

Олександр БАРАБАНОВ, канд. фіз.-мат. наук, доц.
ORCID ID: 0009-0009-2434-6085
e-mail: alex1464b@gmail.com

Київський національний університет імені Тараса Шевченка, Київ, Україна

ЕФЕКТИВНІСТЬ ВИКОРИСТАННЯ ПЛАТИ OPENBCI ДЛЯ КЛАСИФІКАЦІЇ МОТОРНОЇ УЯВИ

У роботі розглянуто можливість використання інтерфейсів мозок-комп'ютер (BCI) на основі моторної уяви (motor imagery) у контексті сучасної нейрореабілітації. Моторна уява як неінвазивна модальність BCI дозволяє реалізувати керування пристроями без фізичного руху, що робить її особливо перспективною для застосування у відновленні рухових функцій після інсульту, травм або при нейродегенеративних захворюваннях.

Особливу увагу приділено платформі OpenBCI – відкритому апаратно-програмному рішенню для зчитування електроенцефалографічних (ЕЕГ) сигналів. Актуальність дослідження зумовлена необхідністю створення доступних, портативних та ефективних BCI-систем, придатних до використання поза лабораторією. Попри обмежену точність порівняно з комерційними ЕЕГ-системами, OpenBCI має значний потенціал завдяки своїй відкритості, модульності та низькій вартості.

Метою роботи є аналіз ефективності BCI-системи на основі OpenBCI для розпізнавання моторної уяви, зокрема у завданнях реабілітації. Об'єктом дослідження є система мозок-комп'ютер із неінвазивним зчитуванням сигналів. Предметом дослідження виступають алгоритми й техніки, що підвищують точність класифікації моторної уяви на основі сигналів ЕЕГ, зібраних за допомогою OpenBCI.

Методологічно дослідження ґрунтується на аналізі наукових публікацій, у яких використовувалися методи просторової фільтрації, машинного навчання (зокрема глибинного), візуального нейрофідбеку, адаптивної стимуляції, а також оптимізація тривалості вікна сигналу. Як інформаційне джерело використано наукові статті, опубліковані в базах IEEE Xplore, MDPI, Springer Nature, Frontiers, IOPscience тощо.

Робота має на меті систематизувати сучасні підходи до підвищення точності класифікації моторної уяви з використанням OpenBCI та окреслити перспективи їхнього впровадження у персоналізовану систему реабілітації. Також розглядаються переваги й виклики, пов'язані із застосуванням відкритих BCI-рішень у клінічних і позаклінічних умовах.

Ключові слова: OpenBCI, моторна уява, нейрозворотний зв'язок (нейрофідбек), нейрореабілітація, інтерфейс мозок-комп'ютер.

Вступ

Інтерфейси мозок-комп'ютер є технологією, що дозволяє здійснювати керування зовнішніми пристроями безпосередньо за допомогою мозкової активності. Одним із найбільш перспективних методів у BCI є моторна уява – процес ментальної уяви рухів без їх фактичного виконання, з погляду першої особи. Цей підхід активно досліджується завдяки широкому спектру потенційних застосувань: від неврологічної реабілітації до керування протезами і тренування спортсменів. Зокрема, він розглядається як основа для створення рішень для осіб із порушенням функцій кінцівок унаслідок ампутацій, інсультів або інших неврологічних уражень. Окрім цього, такі технології можуть бути корисними й для пацієнтів із синдромом замкненості (Locked-in syndrome), у яких збережена свідомість, але втрачені можливості руху та мовлення (Branco et al., 2021).

Серед основних BCI-модальностей MI вважається найбільш практичною, оскільки не потребує залишкової м'язової активності. Однак більшість високоточних систем, заснованих на цьому підході, є дорогими, складними в налаштуванні й зазвичай застосовуються лише в контрольованих лабораторних умовах, що обмежує їхню доступність для широкого кола користувачів.

У зв'язку із цим зростає інтерес до портативних, відкритих і відносно недорогих рішень, таких як OpenBCI – неінвазивна ЕЕГ-плата, що надає широкі можливості для експериментальної роботи та створення прототипів. Проте результати використання OpenBCI у задачах розпізнавання моторної уяви залишаються неоднозначними.

У деяких випадках середня точність класифікації ледь перевищувала випадкову (Agarwal, & Sivakumar, 2015). В іншому експерименті, з використанням 32-бітної плати OpenBCI у конфігурації з 16 каналами, середня точність становила близько 60 %, що також свідчить про обмеження плати або методики її використання (Suryotrisongko, & Samora, 2015). З іншого боку, є експерименти, які демонструють потенціал OpenBCI у більш прикладних сценаріях. Наприклад, дослідження з керуванням роботизованою рукавичкою засвідчило, що навіть із базовою обробкою сигналів можливо досягти стабільного розпізнавання уявних рухів руки (Cely et al., 2024). Інше дослідження показало, що плата може бути використана для керування інвалідним кріслом у режимі реального часу з використанням нейронної мережі для класифікації станів, причому середня точність у деяких сесіях перевищувала 95 % (Kabeer et al., 2024).

Ці результати підтверджують придатність OpenBCI не лише для лабораторних тестів, а й для створення реальних BCI-прототипів, здатних взаємодіяти з виконавчими пристроями.

Отже, актуальним є подальше дослідження ефективності системи OpenBCI у задачах моторної уяви. У цьому дослідженні ми зосереджуємось на оцінюванні BCI-системи, побудованої на основі плати OpenBCI, із застосуванням нейрозворотного зв'язку, глибинного навчання, взаємодії з фізичними пристроями та тривалого періоду уяви руху.

Мета дослідження – проаналізувати сучасні експериментальні підходи до покращення точності класифі-

© Соловей Сергій, Барабанов Олександр, 2025

кації моторної уяви за сигналами ЕЕГ із використанням плати OpenBCI, а також вивчити їхню ефективність у системах ВСІ для реабілітації осіб з ампутаціями й неврологічними ураженнями.

У дослідженні застосовано бібліографічний аналіз наукової літератури, присвяченої використанню моторної уяви у ВСІ-системах на основі ЕЕГ-сигналів. Особливу увагу приділено дослідженням, у яких використовувались методи нейрофідбеку, глибокого навчання, просторової фільтрації та варіації довжини вікна для підвищення точності розпізнавання рухових намірів. Інформаційна вибірка сформована на основі рецензованих публікацій із баз даних IOPscience, Sage Publications, Frontiers Media, IEEE Xplore, Springer Nature та MDPI за останні 10 років. Відбір здійснювався за ключовими словами: brain-computer interface, motor imagery, EEG, movement intention detection, OpenBCI, neurofeedback, deep learning.

Результати

З метою актуалізації можливостей використання плати OpenBCI у власному дослідженні було проаналізовано чотири незалежні експерименти, проведені різними дослідницькими групами. Ці дослідження демонструють приклади практичного застосування OpenBCI у завданнях розпізнавання моторної уяви та управління зовнішніми пристроями за допомогою мозкової активності. Порівняльний аналіз цих підходів дозволяє комплексно оцінити переваги й обмеження системи OpenBCI в контексті побудови ефективних ВСІ-рішень для осіб із порушеною руховою функцією.

1. Експеримент із класифікацією моторної уяви та нейромережею. У дослідженні "A Robust Low-Cost EEG Motor Imagery-Based Brain-Computer Interface" (Yohanandan et al., 2018) автори використали плату OpenBCI Cyton для створення інтерфейсу мозок-комп'ютер, орієнтованого на класифікацію моторної уяви. Плата OpenBCI Cyton є 32-бітною системою з бездротовим переданням даних через Bluetooth Low Energy і частотою дискретизації 250 Гц. Сигнали збирались за допомогою восьми пасивних золотих чашкоподібних електродів, розміщених відповідно до схеми 10/10 над сенсомоторною зоною кори головного мозку. Додатково використовувались еталонний електрод А1 і заземлення А2. Електроди фіксувались за допомогою пасти Weaver Ten20. Для збирання даних і візуалізації нейрофідбеку була розроблена власна система, реалізована на Python.

Учасники експерименту виконували завдання з уявного руху правою рукою, яке чергувалось із ментальною релаксацією. Один сеанс тривав 10 хв, при цьому тривалість одного завдання становила 10 с. У режимі реального часу учасники отримували зворотний зв'язок у вигляді візуалізації спектральної потужності у μ -діапазоні (7–13 Гц): на екрані відображалась рухома смужка, що змінювалась залежно від активності моторної уяви. Таким чином, система поєднувала методики візуального нейрофідбеку й активації моторної кори, що, за словами авторів, підсилювало ефект тренування.

Після збирання сигналів здійснювалося їх попереднє оброблення. Була застосована фільтрація за допомогою смугового фільтра Баттерворта третього порядку з діапазоном 0,1–100 Гц і нульовою фазою, а також фільтра на 50 Гц для усунення шумів електромережі. Для корекції артефактів обмежувались амплітуди, що перевищували $\pm 6 \sigma$. Класифікація виконувалась за допомогою багатозарованого перцептрона (Multilayer Perceptron, MLP), реалізованого на платформі TensorFlow.

TensorFlow – це відкрита бібліотека машинного навчання, розроблена командою Google Brain, яка забезпечує широкі можливості для побудови та масштабування моделей глибокого навчання. Однією з ключових переваг TensorFlow є використання обчислювальних графів, автоматичного диференціювання та зручного Python API, що робить розв'язання практичних завдань доступним для більшості програмістів. Бібліотека підтримує роботу на різних апаратних платформах, включаючи мобільні пристрої, забезпечуючи високу продуктивність і гнучкість у розгортанні моделей. TensorFlow також надає зручні інструменти для візуалізації та налагодження, що полегшує розроблення та оптимізацію моделей. Відкритість, сумісність із різними мовами програмування та постійна підтримка з боку Google роблять TensorFlow потужним інструментом для досліджень і впровадження сучасних технологій штучного інтелекту (TensorFlow v2.16.1., 2024).

Результати показали, що найвищої точності класифікації, а саме 98,96 %, вдалося досягти за довжини вікна 9 с. Мінімальна точність становила 55,46 % при 1-секундному вікні. Оптимальною з погляду компромісу між точністю та швидкістю реакції виявилась тривалість 5 с, за якої точність досягала близько 83 %. Автори також зауважують поступове зростання точності до 7 с, після чого спостерігалось її зниження, імовірно, через зменшення кількості доступних для навчання прикладів при довших вікнах.

Експеримент проводився у звичайних побутових умовах (офісне середовище), що демонструє високу стійкість системи до шумів і підтверджує її придатність для використання за межами лабораторії. Отримані результати значно перевищили попередні показники точності для ВСІ-систем, побудованих на основі OpenBCI, що стало можливим завдяки застосуванню довгих часових вікон, візуального нейрофідбеку й адаптивного навчання моделей. Таким чином, дослідження доводить, що недорогі комерційно доступні рішення, зокрема OpenBCI Cyton, можуть забезпечити високоточну класифікацію моторної уяви та слугувати ефективною платою для подальших досліджень і застосувань у нейроадаптації, реабілітації та управлінні пристроями за допомогою мозкової активності.

2. Гібридна роботизована реабілітаційна система з функціональною стимуляцією та керуванням на основі наміру: ВСІ, адаптивний алгоритм контролю допомоги й модуль адаптивної стимуляції. Дослідження (Leerskov, 2024) було присвячене створенню та оцінюванню гібридної реабілітаційної системи, яка поєднує функціональну електростимуляцію (Functional Electrical Stimulation, FES) із роботизованою допомогою та ВСІ. Система призначена для пацієнтів із тяжкими порушеннями рухової функції нижніх кінцівок, зокрема тих, хто не здатен самостійно активувати м'язи або має обмежену електроміографічну активність. Метою було забезпечити можливість активної участі таких пацієнтів у реабілітаційних вправах, спираючись на їхній намір до руху.

ВСІ-інтерфейс у системі був розроблений для виявлення потенціалів, пов'язаних із руховим наміром, при виконанні уявного або запланованого розгинання коліна. Для реєстрації ЕЕГ-сигналів використовувалась плата OpenBCI Cyton, яка здійснювала бездротове передання сигналу з ЕЕГ-гарнітури на комп'ютер із частотою дискретизації 250 Гц. Було використано лише п'ять електродів, розташованих у ділянках Fz, Cz, Cz, Cz, Cz і Pz – над сенсомоторною корою, що відповідає за нижні

кінцівки. Такий мінімальний набір обрано через обмежений час налаштування (до 15 хв), прийнятний для пацієнтів у реабілітаційних умовах.

Попереднє оброблення сигналу здійснювалось у MATLAB R2019a. У контексті наукових досліджень, зокрема пов'язаних з обробленням сигналів, моделюванням та аналізом даних, використання середовища Matlab є обґрунтованим і доцільним завдяки його широкому функціональному потенціалу. Matlab поєднує в собі потужний інструментарій для числових розрахунків, моделювання, візуалізації даних і розроблення алгоритмів. Однією з його ключових переваг є наявність великої кількості спеціалізованих бібліотек, які охоплюють різні галузі знань – від біомедичної інженерії до робототехніки. Крім того, Matlab забезпечує високий рівень відтворності досліджень завдяки можливості зберігати, документувати й поширювати код разом із результатами, що є критично важливим для верифікації наукових результатів. Його гнучкість, масштабованість і активна користувачська спільнота роблять Matlab універсальним і надійним інструментом для сучасних міждисциплінарних досліджень (Srinivas et al., 2023).

Зареєстровані сигнали фільтрувалися за допомогою фільтрів Баттерворта другого порядку (низькочастотний – 12 Гц, а також смуговий – 0,1–5 Гц), після чого дані були знижені до 25 Гц. ЕЕГ-сигнали сегментували на епохи з відповідним маркуванням "сигнал" (наявність моторного наміру) або "шум" (стан спокою). Після видалення артефактів і збереження балансу між типами епох було сформовано оптимізований просторовий фільтр, який виділяв одну просторово оброблену ЕЕГ-компоненту. Далі будували середній шаблон епохи з наявністю сигналу, після чого для кожної нової епохи обчислювалась максимальна крос-кореляція із цим шаблоном. Класифікація здійснювалась шляхом вибору порогового значення коефіцієнта кореляції, з допустимою імовірністю хибнопозитивної класифікації не вище 0,2. Результатом ВСІ була класифікація стану користувача як "руховий намір", що запускало подальше стимулювання м'язів за допомогою FES.

Система також включала адаптивний алгоритм контролю допомоги (Assist-as-Needed, AAN), який регулював рівень допомоги залежно від ефективності виконання рухів користувачем. Алгоритм показав точність понад 96 % під час симульованих сценаріїв з учасниками-добровольцями. У двох пацієнтів після інсульту система демонструвала динамічну зміну рівня допомоги відповідно до прогресу. Було також реалізовано модуль адаптивного контролю електростимуляції (Adaptive Fuzzy Vector Controller, AFVC), який підлаштував тривалість імпульсів FES для досягнення бажаної швидкості руху ноги з відхиленням лише $7,1 \pm 11,3$ %.

Загалом результати дослідження підтверджують ефективність поєднання інтерфейсу мозок-комп'ютер, адаптивного контролю FES і механізму допомоги за потреби. Запропонована система є перспективною для нейрореабілітації осіб із глибокими руховими порушеннями нижніх кінцівок, зокрема для відновлення активної участі в реабілітаційних вправах навіть у пацієнтів без залишкової моторики.

3. Експеримент із класифікації уявного відкриття та закривання кисті за допомогою OpenBCI. У цьому експерименті (Cely et al., 2024) досліджувався підхід до класифікації уявного руху руки (відкриття та закривання кисті) з використанням ЕЕГ-сигналів, зібраних за допомогою плати OpenBCI. У дослідженні взяли участь вісім праворуких учасників (32 ± 11 років), поло-

вина з яких виконувала уявні рухи правою рукою, а ліва – лівою. Сигнали збиралися із 16 електродів, розташованих за міжнародною схемою 10–20: FP1, FP2, F3, F4, FC4, FC3, FCz, CP3, CP4, C1, C2, C3, C4, C5, C6, CPz; електроди A1 і A2, розміщені на мочках вух, використовувалися як референти. Частота дискретизації становила 125 Гц. Протокол включав 6 с базової лінії, 7,3 с уявного відкриття кисті та 4 с уявного закривання, при цьому учасники спостерігали візуальні підказки й отримували пасивний рух через роботизовану рукавичку, яка повторювала відповідні рухи. Дані сегментувалися за кожною спробою та балансувалися за кількістю прикладів відкриття та закривання кисті. Для зменшення шуму використовували фільтр загального середнього еталона (Common Average Reference, CAR), а також фазонейтральний смуговий фільтр Баттерворта в діапазоні 8–30 Гц. Характеристики виділяли на основі спектральної щільності потужності (Power Spectral Density, PSD), обчисленої через перетворення Фур'є в діапазонах μ (8–13 Гц) і β (13–30 Гц), включаючи низько- й високочастотний бета-діапазон. Перед навчанням моделі ці ознаки нормалізували за допомогою Z-нормалізації. Для класифікації використовували чотири алгоритми: лінійний дискримінаційний аналіз (Linear Discriminant Analysis, LDA), машину опорних векторів (Support Vector Machine, SVM), kNN (k-Nearest Neighbors, k-найближчих сусідів) ($k=1$) і дерева рішень (Decision tree). Оцінювання проводилося за допомогою 5-кратної крос-валідації, з метриками точності (Accuracy, ACC), чутливості (True Positive Rate, TPR) і рівня хибнопозитивних спрацювань (False Positive Rate, FPR). Найкращі результати продемонстрував алгоритм kNN, досягаючи середньої точності понад 64 % та чутливості понад 67 % при FPR нижче 35 %. В експерименті було показано, що використання пасивного руху під час уявної активності покращує зосередженість учасників і може пришвидшити реабілітацію, як зазначено в літературі. Автори підкреслюють важливість синхронізації часу дії роботизованої рукавички для покращення якості класифікації у майбутніх реалізаціях систем ВСІ.

OpenBCI у поєднанні з роботизованою рукавичкою ефективно дозволяє класифікувати уявне відкриття та закривання руки, демонструючи достатню точність для використання в інтерактивних ВСІ-системах. Найкращу ефективність класифікації забезпечує алгоритм kNN, що робить його придатним для реалізації у системах реального часу з низькою затримкою. Включення кінестетичної моторної уяви (Kinesthetic Motor Imagery, KMI) у поєднанні з пасивним рухом – ключова інновація цього протоколу – сприяє підвищенню концентрації та посиленню нейропластичності, що має важливе значення у реабілітаційних застосуваннях. Протокол, що враховує обидві руки й обидва типи руху (відкриття / закривання), розширює потенційне клінічне застосування системи, зокрема для користувачів із частковими порушеннями моторної функції. Одним із суттєвих обмежень виявилася нерівномірність класів, спричинена технічними затримками механіки рукавички. Це питання планується розв'язати в майбутніх дослідженнях за рахунок покращеної синхронізації між сигналами ЕЕГ і зворотним пасивним рухом.

4. Експеримент із керування кріслом-коляскою на основі уявних рухів, зафіксованих OpenBCI. Цей експеримент (Kabeer et al., 2024) спрямований на дослідження можливості класифікації уявних рухів для керування кріслом-коляскою з використанням плати

OpenBCI та інтеграції результатів класифікації з мікроконтролером Arduino. Експериментальна вибірка складається з 10 учасників, розділених на дві вікові групи (21–30 та 31–40 років), по п'ять осіб у кожній. Дані збиралися у три різні часові періоди доби: до обіду, удень і ввечері, у контрольованому середовищі з мінімальними відволіканнями. Кожен учасник виконував по п'ять повторень уявного руху лівого та правого зап'ястя з перервами на відпочинок, формуючи по десять спроб на кожного. Протокол передбачав 15-секундні сеанси: 5 с релаксації, 5 с уявного руху, 5 с релаксації. ЕЕГ-сигнали записувалися за допомогою гарнітури OpenBCI Ultracortex із 8 електродами, розташованими в ділянках C3, CZ, C4, P3, PZ, P4, O1 та O2. Частота дискретизації становила 250 Гц. Для потокового передавання даних у MATLAB використовувалась технологія LSL (Lab Streaming Layer).

Усі сигнали були попередньо оброблені в реальному часі за допомогою MATLAB – смуговим фільтром Баттерворта (5–50 Гц) четвертого порядку та нотч-фільтром (50–60 Гц) для зменшення перешкод. Сегментовані й марковані сигнали класифікувалися за трьома класами: уявний рух лівої руки, уявний рух правої руки та стан спокою. Ознаки сигналу виділялися у двох групах: частотні (з використанням швидкого перетворення Фур'є і спектральної щільності потужності) та статистичні (середнє значення, мода, медіана, стандартне відхилення). Після цього застосовувалися три алгоритми машинного навчання: нейронні мережі (різних конфігурацій), дерева рішень і SVM. Дані класифікувалися окремо для кожного часового періоду та вікової групи. Система керування реалізована через Arduino UNO, з'єднаний із MATLAB, з відображенням результату класифікації за допомогою світлодіодів, які імітували дії для правого, лівого руху чи стану спокою.

OpenBCI успішно використано для зчитування уявних рухів, достатньо точних для керування пристроєм (крісла-коляски) через Arduino в режимі реального часу. Найвищі результати класифікації досягнуто із застосуванням нейронних мереж середнього розміру: точність до 97,67 % у вечірній період, 92,48 % – у ранковий і 90,28 % – у денний. Системи на основі дерева рішень і SVM продемонстрували нижчу ефективність (60–75 %). Середній шар нейронної мережі показав стабільну ефективність у всіх часових періодах і вікових групах, що робить таке використання надійним вибором для подібних BCI-додатків. Варіативність точності обумовлена часом доби, параметрами нейронної мережі та індивідуальними особливостями користувачів. Ці результати підтверджують потенціал OpenBCI як доступного і точного рішення для створення керованих думкою інтерфейсів для осіб з обмеженою рухливістю. Подальші дослідження можуть бути зосереджені на реальному фізичному управлінні коляскою в динамічному навколишньому середовищі та розширенні кількості класифікованих дій.

Дискусія і висновки

Проведений порівняльний аналіз чотирьох експериментальних досліджень, у яких застосовувалась плата OpenBCI для класифікації моторної уяви, дозволяє виокремити низку ключових параметрів, що впливають на ефективність системи. Далі перелічимо основні такі параметри.

1. Тип плати OpenBCI: у всіх дослідженнях використано плату OpenBCI Cyton, причому в четвертому експерименті (Kabeer et al., 2024) додатково застосовано гарнітуру Ultracortex. Поєднання Cyton з Ultracortex

забезпечило високу точність (до 97,67 %), що може бути пов'язано з покращеним контактом електродів завдяки конструкції гарнітури. Cyton без Ultracortex також демонструвала високу продуктивність (до 98,96 %), підтверджуючи універсальність плати.

2. Кількість електродів: конфігурація з 5 електродами (Leerskov, 2024) забезпечила точність приблизно 96 %, що вказує на ефективність мінімальних налаштувань для специфічних задач, таких як виявлення MRCP. Використання 16 електродів (Cely et al., 2024) дало нижчу точність (64 %), що може бути зумовлено складністю оброблення більшої кількості каналів за зниженої частоти дискретизації. Конфігурація з 8 електродами (Yohanandan et al., 2018; Kabeer et al., 2024) виявилася оптимальною для високої точності (83–98,96 %).

3. Частота дискретизації: частота 250 Гц, застосована в трьох дослідженнях, сприяла високій точності (90,28–98,96 %), тоді як 125 Гц (Cely et al., 2024) обмежила продуктивність до 64 %. Вища частота дискретизації забезпечує кращу часову роздільну здатність, що є критичним для точної класифікації складних сигналів.

4. Методи оброблення сигналів: у цих дослідженнях застосовували фільтри Баттерворта та нотч-фільтри для зменшення шумів, що забезпечило надійну попередню обробку. Додаткові методи, такі як оптимізований просторовий фільтр (OSF) у (Leerskov, 2024) або PSD і Z-нормалізація у (Cely et al., 2024), підвищували специфічність, але не завжди корелювали з вищою точністю через вплив інших факторів, наприклад частоти дискретизації.

5. Алгоритми класифікації: нейронні мережі (MLP у Yohanandan et al., 2018 чи середній шар у Kabeer et al., 2024) показали найвищу точність (98,96 % і 97,67 %, відповідно), тоді як kNN (64 %) та інші алгоритми (LDA, SVM, Decision Tree) були менш ефективними. Вибір складних моделей машинного навчання суттєво впливав на результати, особливо в задачах реального часу.

6. Точність класифікації: максимальна точність (98,96 %) досягається при довгих часових вікнах (9 с) і використанні MLP (Yohanandan et al., 2018). Оптиміальна точність (83–97,67 %) спостерігається при збалансованих параметрах (8 електродів, 250 Гц, нейронні мережі). Найнижча точність (64 %) у (Cely et al., 2024) пов'язана з нижчою частотою дискретизації та складністю задачі (класифікація двох типів рухів).

7. Особливості експерименту: використання нейрофідбеку (Yohanandan et al., 2018), адаптивних алгоритмів FES (Leerskov, 2024), роботизованих пристроїв (Cely et al., 2024) та інтеграція з Arduino для керування в реальному часі (Kabeer et al., 2024) підвищували практичну цінність систем. Швидке налаштування (Leerskov, 2024) і робота в побутових умовах (Yohanandan et al., 2018) підкреслюють портативність і універсальність OpenBCI.

Отже, OpenBCI демонструє високу ефективність у задачах BCI, забезпечує точність класифікації від 64 до 98,96 % залежно від параметрів експерименту. Оптиміальні результати (83–98,96 %) досягаються при частоті дискретизації 250 Гц, 8 електродах і використанні нейронних мереж. Мінімальні конфігурації (5 електродів) ефективні для специфічних задач (>96 %), тоді як нижча частота дискретизації (125 Гц) обмежує продуктивність (64 %). Поєднання з гарнітурою Ultracortex у (Kabeer et al., 2024) сприяло стабільній точності (90,28–97,67 %), що підкреслює переваги інтеграції апаратного забезпечення. OpenBCI є економічно вигідним і гнучким рішенням для нейрореабілітації та керування пристроями

ми, з потенціалом для подальшої оптимізації в задачах реального часу.

Внесок авторів: Соловей Сергій – концептуалізація, формальний аналіз, написання (оригінальна чернетка); Барабанов Олександр – написання (перегляд і редагування).

Список використаних джерел

- Leerskov, K. (2024). *Hybrid FES-robotic rehabilitation system for lower limb neurorehabilitation: Design and evaluation* (by L. N. S. Andreasen Struijk, E. G. Spaich, R. G. Larsen, S. Crea, & P. Kidmose) [Doctoral dissertation, Aalborg University]. Aalborg University Open Publishing. https://vbn.aau.dk/ws/portalfiles/portal/768141147/PHD_KL_ONLINE.pdf
- Agarwal, M., & Sivakumar, R. (2015). THINK: Toward practical general-purpose brain-computer communication. *HotWireless*, 15, 41–45. <https://doi.org/10.1145/2799650.2799659>
- Branco, M. P., Pels, E. G. M., Sars, R. H., Aarnoutse, E. J., Ramsey, N. F., Vansteensel, M. J., & Nijboer, F. (2021). Brain-computer interfaces for communication: Preferences of individuals with locked-in syndrome. *Neurorehabilitation and Neural Repair*, 35(3), 267–279. <https://doi.org/10.1177/1545968321989331>
- Cely, A. X. G., Blanco-Diaz, C. F., Mendez, C. D. G., Parra, A. C. V., & Bastos-Filho, T. F. (2024). Classification of opening/closing hand motor imagery induced by left and right robotic gloves through EEG signals. *Transactions on Energy Systems and Engineering Applications*, 5(2), 1–9. <https://doi.org/10.32397/tesea.vol5.n2.579>
- Kabeer, A. M., Megalingam, R. K., & Sakthiprasad, K. M. (2024). Brain-computer interfaces for mobility assistance: A comparative analysis of EEG-based classification models for brain-controlled wheelchairs. In *Smart innovation, systems and technologies*, 245–256. https://doi.org/10.1007/978-981-97-6810-3_20
- Srinivas, T. A. S., Donald, A. D., Sameena, M., Rekha, K., & Srihith, I. D. (2023). Unlocking the power of Matlab: A comprehensive survey. *International Journal of Advanced Research in Science Communication and Technology*, 20–31. <https://doi.org/10.48175/ijarsct-9005>
- Suryotrisongko, H., & Samopa, F. (2015). Evaluating OpenBCI Spiderclaw V1 headwear's electrodes placements for brain-computer interface (BCI) motor imagery application. *Procedia Computer Science*, 72, 398–405. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2015.12.155>
- TensorFlow. (2024). API documentation | TensorFlow v2.16.1. https://www.tensorflow.org/api_docs
- Yohanandan, S. A., Kiral-Kornek, I., Tang, J., Mshford, B. S., Asif, U., & Harrer, S. (2018). A robust low-cost EEG motor imagery-based brain-computer interface. In *2018 40th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC)*, 5089–5092. IEEE. <https://doi.org/10.1109/embc.2018.8513429>

Serhii SOLOVEY, PhD Student
ORCID ID: 0009-0007-3944-6447
e-mail: serhii.solovei@knu.ua
Taras Shevchenko National University of Kyiv, Kyiv, Ukraine

Oleksandr BARABANOV, PhD (Phys. & Math.), Assoc. Prof.
ORCID ID: 0009-0009-2434-6085
e-mail: alex1464b@gmail.com
Taras Shevchenko National University of Kyiv, Kyiv, Ukraine

EFFECTIVENESS OF USING THE OPENBCI BOARD FOR CLASSIFYING MOTOR IMAGERY

This paper explores the potential use of brain-computer interfaces (BCIs) based on motor imagery in the context of modern neurorehabilitation. Motor imagery, as a non-invasive BCI modality, enables device control without physical movement, making it particularly promising for restoring motor functions following stroke, injury, or in cases of neurodegenerative diseases.

Special attention is given to the OpenBCI platform—an open-source hardware and software solution for acquiring electroencephalographic (EEG) signals. The relevance of this study lies in the need to develop affordable, portable, and efficient BCI systems suitable for use outside laboratory settings. Despite its lower accuracy compared to commercial EEG systems, OpenBCI holds significant potential due to its openness, modularity, and low cost.

The aim of this work is to analyze the effectiveness of an OpenBCI-based BCI system for recognizing motor imagery, particularly in rehabilitation tasks. The object of the study is a brain-computer interface with non-invasive signal acquisition. The subject of the study comprises algorithms and techniques that enhance the accuracy of motor imagery classification based on EEG signals recorded with OpenBCI.

Methodologically, the research relies on an analysis of scientific publications that employed spatial filtering methods, machine learning (including deep learning), visual neurofeedback, adaptive stimulation, and signal window duration optimization. Scientific articles published in databases such as IEEE Xplore, MDPI, Springer Nature, Frontiers, IOPscience, and others were used as sources of information.

The study aims to systematize current approaches to improving motor imagery classification accuracy using OpenBCI and to outline prospects for their integration into personalized rehabilitation systems. The advantages and challenges associated with using open-source BCI solutions in both clinical and non-clinical environments are also discussed.

К е у в о р д с : OpenBCI, motor imagery, neurofeedback, neurorehabilitation, brain-computer interface.

Автори заявляють про відсутність конфлікту інтересів. Спонсори не брали участі в розробленні дослідження; у зборі, аналізі чи інтерпретації даних; у написанні рукопису; в рішенні про публікацію результатів.

The authors declare no conflicts of interest. The funders had no role in the design of the study; in the collection, analyses or interpretation of data; in the writing of the manuscript; or in the decision to publish the results.

IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC), 5089–5092. IEEE. <https://doi.org/10.1109/embc.2018.8513429>

References

- Leerskov, K. (2024). *Hybrid FES-robotic rehabilitation system for lower limb neurorehabilitation: Design and evaluation* (by L. N. S. Andreasen Struijk, E. G. Spaich, R. G. Larsen, S. Crea, & P. Kidmose) [Doctoral dissertation, Aalborg University]. Aalborg University Open Publishing. https://vbn.aau.dk/ws/portalfiles/portal/768141147/PHD_KL_ONLINE.pdf
- Agarwal, M., & Sivakumar, R. (2015). THINK: Toward practical general-purpose brain-computer communication. *HotWireless*, 15, 41–45. <https://doi.org/10.1145/2799650.2799659>
- Branco, M. P., Pels, E. G. M., Sars, R. H., Aarnoutse, E. J., Ramsey, N. F., Vansteensel, M. J., & Nijboer, F. (2021). Brain-computer interfaces for communication: Preferences of individuals with locked-in syndrome. *Neurorehabilitation and Neural Repair*, 35(3), 267–279. <https://doi.org/10.1177/1545968321989331>
- Cely, A. X. G., Blanco-Diaz, C. F., Mendez, C. D. G., Parra, A. C. V., & Bastos-Filho, T. F. (2024). Classification of opening/closing hand motor imagery induced by left and right robotic gloves through EEG signals. *Transactions on Energy Systems and Engineering Applications*, 5(2), 1–9. <https://doi.org/10.32397/tesea.vol5.n2.579>
- Kabeer, A. M., Megalingam, R. K., & Sakthiprasad, K. M. (2024). Brain-computer interfaces for mobility assistance: A comparative analysis of EEG-based classification models for brain-controlled wheelchairs. In *Smart innovation, systems and technologies*, 245–256. https://doi.org/10.1007/978-981-97-6810-3_20
- Srinivas, T. A. S., Donald, A. D., Sameena, M., Rekha, K., & Srihith, I. D. (2023). Unlocking the power of Matlab: A comprehensive survey. *International Journal of Advanced Research in Science Communication and Technology*, 20–31. <https://doi.org/10.48175/ijarsct-9005>
- Suryotrisongko, H., & Samopa, F. (2015). Evaluating OpenBCI Spiderclaw V1 headwear's electrodes placements for brain-computer interface (BCI) motor imagery application. *Procedia Computer Science*, 72, 398–405. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2015.12.155>
- TensorFlow. (2024). API documentation | TensorFlow v2.16.1. https://www.tensorflow.org/api_docs
- Yohanandan, S. A., Kiral-Kornek, I., Tang, J., Mshford, B. S., Asif, U., & Harrer, S. (2018). A robust low-cost EEG motor imagery-based brain-computer interface. In *2018 40th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC)*, 5089–5092. IEEE. <https://doi.org/10.1109/embc.2018.8513429>

Отримано редакцією журналу / Received: 05.06.25
Прорецензовано / Revised: 09.07.25
Схвалено до друку / Accepted: 28.08.25