

**С. Р. Соловей, О. В. Барабанов**, доц., канд. фіз.-мат. наук  
*Київський національний університет імені Тараса Шевченка, Київ, Україна*  
*e-mail: serhii.solovei@knu.ua, alex1464b@gmail.com*

## Експериментальна оцінка послідовностей попередньої обробки електроенцефалографічних сигналів для малоканальних інтерфейсів мозок— комп'ютер реального часу

У роботі досліджено послідовності попередньої обробки електроенцефалографічних сигналів для неінвазивних малоканальних інтерфейсів мозок—комп'ютер реального часу. Проаналізовано вплив видалення DC-складової, режекторної та смугової фільтрації на спектральні характеристики ЕЕГ-сигналу. Сформовано та кількісно обґрунтовано узагальнені послідовності обробки, придатні для проміжної валідації якості сигналу та забезпечення балансу між якістю обробки й обчислювальними обмеженнями.

**комп'ютерна система, електроенцефалографічна обробка сигналів, алгоритми обробки даних, цифрова фільтрація, контроль якості сигналу, інтерфейс людина-машина**

**Постановка проблеми.** ВСІ на основі електроенцефалографії є найбільш поширеним неінвазивним підходом до керування технічними системами завдяки безпеці та доступності. Водночас ЕЕГ-сигнали мають низьку амплітуду, нестаціонарний характер і високу чутливість до перешкод, що ускладнює їх аналіз, особливо в недорогих ВСІ-системах, під якими розуміють неінвазивні інтерфейси мозок-комп'ютер, що базуються на доступних за вартістю ЕЕГ-пристроях з обмеженою кількістю каналів та використовують відкриті програмні засоби для реєстрації й обробки сигналів.

У таких системах попередня обробка ЕЕГ є критичним етапом, від якого залежить коректне виділення інформативних ознак і відтворюваність результатів. Невдалий вибір методів або параметрів обробки може призводити до спотворення корисних ритмів і завищення показників точності, що зумовлює необхідність обґрунтованого підходу до попередньої обробки ЕЕГ у недорогих ВСІ-системах.

**Аналіз останніх джерел та публікацій.** Аналіз сучасних публікацій показує, що інтерфейси мозок-комп'ютер на основі ЕЕГ є найбільш поширеним неінвазивним підходом завдяки безпеці, доступності та можливості використання в портативних системах [1]. Водночас у літературі підкреслюється, що ЕЕГ-сигнали мають низьку амплітуду, нестаціонарний характер і високу чутливість до шумів та артефактів, що суттєво ускладнює їх аналіз, особливо в недорогих ВСІ-системах [2]. Значна кількість досліджень зосереджена на попередній обробці ЕЕГ як ключовому етапі підвищення якості сигналу, зокрема стабілізації базової лінії та пригніченні мережевих наведень 50/60 Гц із застосуванням фільтрації та спектрального аналізу [3, 4]. Для зменшення міжсесійної варіабельності амплітуд застосовуються методи нормалізації, зокрема z-нормалізація, з обов'язковим запобіганням витоку інформації між навчальними та тестовими вибірками [3]. Контроль артефактів у недорогих ВСІ зазвичай базується на простих порогових і статистичних критеріях, тоді як застосування ІСА обмежене через зниження ефективності за малої кількості каналів [3, 5, 6].

Українські дослідження також підкреслюють визначальну роль попередньої обробки ЕЕГ у забезпеченні стабільності розпізнавання моторних команд. У роботі [7] вона розглядається як необхідна умова ефективного застосування методів машинного навчання, тоді як у [8] показано критичний вплив вибору типу та параметрів фільтрації на збереження інформативних компонент сигналу, що є релевантним для недорогих ВСІ з обчислювальними обмеженнями. Загалом у літературі наголошується на необхідності адаптації методів попередньої обробки до умов запису та забезпечення їх відтворюваності, що визначає актуальність пошуку оптимальних стратегій для ВСІ низької вартості.

**Постановка мети (завдання).** Метою роботи є обґрунтування та експериментальна перевірка ефективних послідовностей попередньої обробки електроенцефалографічних сигналів у недорогих неінвазивних інтерфейсах мозок-комп'ютер, придатних для використання в умовах обмеженої кількості каналів і вимог реального часу.

Для досягнення поставленої мети в роботі розв'язано такі задачі: визначено вплив базових етапів попередньої обробки ЕЕГ у недорогих ВСІ-системах; виявлено обмеження методів референсування та контролю артефактів у малоканалних конфігураціях; сформовано та обґрунтовано узагальнені послідовності обробки для режимів реального часу та офлайн-аналізу; оцінено вплив етапів обробки на ключові метрики сигналу; визначено практичні рекомендації щодо вибору методів попередньої обробки для забезпечення відтворюваності результатів.

**Виклад основного матеріалу.** Зареєстрований ЕЕГ-сигнал містить постійну складову та повільні дрейфи базової лінії, зумовлені поляризацією електродів і нестабільністю контакту, які не несуть корисної інформації для більшості ВСІ-задач. Тому їх усувають шляхом віднімання середнього значення або високочастотної фільтрації з частотою зрізу 0,5–1 Гц. Недорогі ВСІ-системи також чутливі до мережевих наведень на частоті 50/60 Гц, для пригнічення яких застосовують режекторні фільтри з підбраною добротністю, що забезпечує зменшення завад без істотного спотворення корисних спектральних компонентів; при цьому рекомендується аналіз спектра до і після фільтрації та документування параметрів обробки.

Для моторних ВСІ-парадигм ключовими є сенсомоторні ритми в діапазоні 8-30 Гц, які виділяють за допомогою смугової фільтрації [9]. Ефективність цього підходу визначається параметрами фільтра, зокрема фазовими характеристиками: фільтри з нульовою фазою прийнятні для офлайн-аналізу, тоді як у системах реального часу застосовуються каузальні фільтри з урахуванням затримки.

Оскільки ЕЕГ вимірюється відносно референсу, вибір схеми референсування суттєво впливає на сигнал. Усереднений референс (Common Average Reference, CAR) широко застосовується, проте в малоканалних системах його ефективність залежить від конфігурації електродів і може призводити до підсилення артефактів [10], що зумовлює необхідність контролю якості каналів.

Для зменшення міжсесійної варіабельності в недорогих ВСІ використовують нормалізацію, зокрема z-нормалізацію в межах сесії або епохи, яка підвищує стабільність ознак за умови обчислення параметрів лише на навчальних даних [11, 12].

Методи попередньої обробки доцільно оцінювати за критеріями надійності, відтворюваності та придатності до роботи в реальному часі. На практиці важливо розрізнити режим офлайн-аналізу та режим потокової обробки, забезпечуючи узгодженість параметрів між ними для коректного перенесення моделей.

На основі наведеного аналізу для малоканалних неінвазивних ВСІ систем сформовано узагальнені послідовності попередньої обробки, адаптовані до різних

режимів використання: для роботи в реальному часі (видалення DC-складової, режекторна фільтрація 50 Гц, цільова смугова фільтрація, переприв'язка та нормалізація); для офлайн-аналізу й навчання моделей (видалення DC або дрейфу, контроль каналів, режекторна та смугова фільтрація, відбракування епох і нормалізація); для виявлення артефактів (видалення DC, смугова фільтрація, ICA або автоматизовані критерії, нормалізація).

Незалежно від вибору послідовності, необхідно документувати тип і порядок фільтрів, частоти зрізу, частоту дискретизації, фазовий режим (каузальний або нульової фази) та критерії контролю артефактів. Для недорогих ВСІ доцільно доповнювати опис наочними спектральними графіками до і після обробки, що дозволяє перевірити ефективність пригнічення 50 Гц і збереження релевантних частот.

Контроль артефактів у 8-канальних системах зазвичай базується на простих і відтворюваних критеріях: амплітудних порогах, порогах на швидкість зміни сигналу та показниках дисперсії або енергії у вікнах. Застосування ICA або автоматизованих методів доцільне переважно в офлайн-аналізі; при цьому важливо оцінювати частку відкинутих даних і можливий систематичний перекид, пов'язаний із класами рухів.

Для демонстрації ефектів попередньої обробки використано 8-канальний ЕЕГ-запис тривалістю близько 24,3 с із частотою дискретизації 250 Гц. Через варіабельність масштабів сигналів у недорогих системах аналіз проводився у відносних одиницях після видалення DC-складової як базового кроку стабілізації.

Спектральний аналіз показує, що застосування вузькосмугового режекторного фільтра 50 Гц ( $Q = 30$ ) суттєво зменшує енергію мережевої складової без помітного впливу на інші частоти (рис. 1).

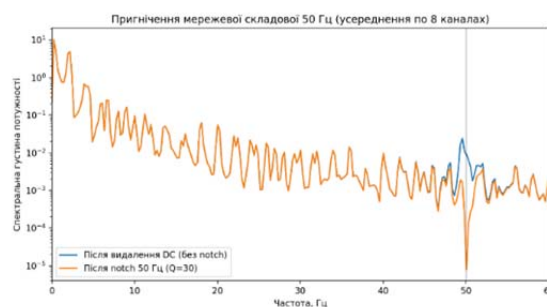


Рисунок 1 – Приклад пригнічення мережевої складової режекторним фільтром  
*Джерело: розроблено автором*

На рисунку 2 наведено спектр до і після смугової фільтрації 8–30 Гц (фільтр Баттерворта, порядок 6). Після обробки спостерігається пригнічення компонентів поза цільовою смугою, що може підвищувати стійкість ознак, якщо модель або статистичний аналіз орієнтовані саме на ці частоти. Водночас якщо корисна інформація частково міститься поза обраною смугою, надмірно жорстка фільтрація може знижувати інформативність сигналу, тому її параметри мають бути обґрунтовані та перевірені експериментально.

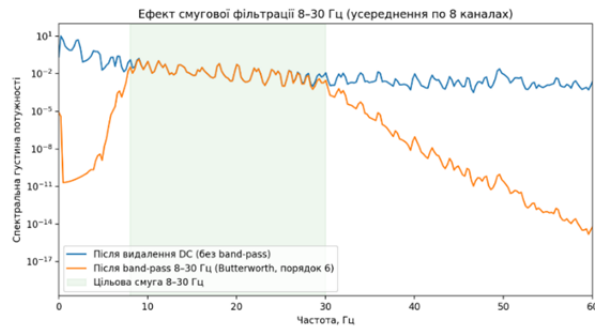


Рисунок 2 – Ефект смугової фільтрації на смузі 8–30 Гц

Джерело: розроблено автором

У часовій області фільтрація проявляється як згладжування сигналу та пригнічення вузькосмугових наведень (Рисунок 3). В офлайн-аналізі можливе використання фільтрів із нульовою фазою, що не вносять фазових зсувів. Натомість у реальному часі застосовуються каузальні фільтри, які неминуче створюють групову затримку, що слід враховувати при оцінці загальної латентності системи.

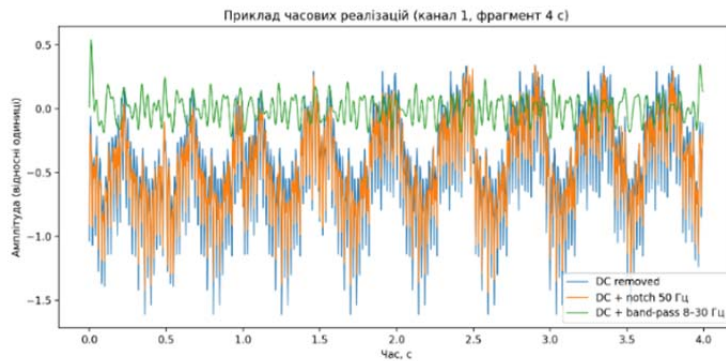


Рисунок 3 – Приклад впливу режекторної та смугової фільтрації у часовій області

Джерело: розроблено автором

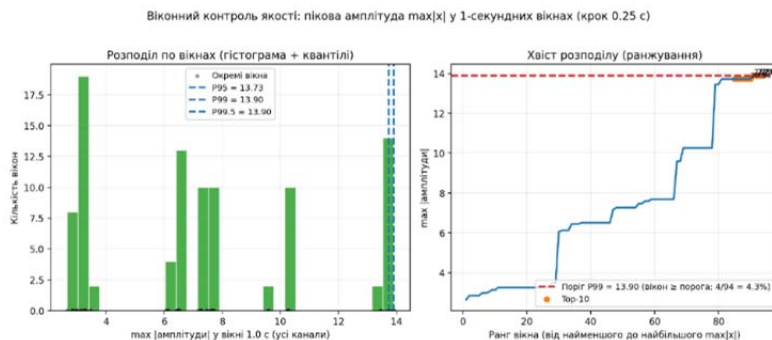


Рисунок 4 – Віконний контроль якості

Джерело: розроблено автором

Через обмеження обчислювальних ресурсів і кількості каналів у недорогих ВСІ практичним є використання простих, інтерпретованих критеріїв якості сигналу. У цій роботі контроль артефактів ілюструється віконною метрикою: для кожного 1-секундного вікна з перекриттям обчислюється максимальна абсолютна амплітуда по всіх каналах (Рисунок 4). Аналіз розподілу пікових амплітуд дозволяє використовувати квантілі (P95, P99, P99.5) як відтворювані пороги для виявлення проблемних інтервалів.

У наведеному прикладі поріг P99 охоплює близько 4,3% вікон, що свідчить про наявність артефактів без домінування їх у записі.

Щоб кількісно оцінити внесок окремих кроків обрано такі метрики: інтегральну потужність у діапазоні 49-51 Гц, загальну потужність у смузі 1-60 Гц, їхнє відношення (індикатор частки вкладу мережевого шуму), потужність у смузі 8-30 Гц, а також середньоквадратичне відхилення амплітуди (Root Mean Square, RMS).

Результати (Таблиця 1) узгоджуються з очікуванням: режекторний фільтр зменшує частку 50 Гц компоненти, тоді як смугова фільтрація концентрує енергію в цільовій смузі 8-30 Гц.

Таблиця 1 – Результати кількісної оцінки внесків окремих етапів обробки

	Потужність 49-51 Гц	Потужність 1-60 Гц	Частка 49-51 Гц	Потужність 8-30 Гц	RMS амплітуди
DC	0.018	4.732	0.004	0.468	4.579
DC та режекторний фільтр	0.001	4.709	0.00025	0.468	4.576
DC та смуговий фільтр	6.205 e-11	0.44	1.409 e- 10	0.429	0.618
DC зі смуговим та режекторним фільтрами	4.649e-12	0.439	1.057e-11	0.429	0.618

*Джерело: розроблено автором.*

Кількісний аналіз підтверджує, що застосовані кроки попередньої обробки діють відповідно до їх функціонального призначення і не вносять неочікуваних спотворень у структуру ЕЕГ-сигналу. Базовий варіант із видаленням DC-складової характеризується присутністю мережевої домішки. Це підтверджує, що просте усунення зсуву не є достатнім для стабілізації спектральної структури сигналу в недорогих ВСІ-системах.

Додавання режекторного фільтра призводить до різкого зменшення потужності 49-51 Гц (приблизно на порядок) і відповідного падіння нормалізованої частки мережевого шуму до  $\sim 0,00025$ , при цьому загальна потужність у смузі 1-60 Гц і RMS-амплітуда змінюються мінімально. Це підтверджує адресний характер режекторної фільтрації та її придатність для сценаріїв реального часу.

Застосування смугової фільтрації 8-30 Гц призводить до майже повного усунення енергії на 50 Гц та істотного зменшення потужності 1-60 Гц (до  $\approx 0,44$ ) і RMS-амплітуди (до  $\approx 0,62$ ). Така зміна відображає фокусування сигналу на сенсомоторному діапазоні. Потужність у смузі 8-30 Гц при цьому зберігається на рівні ( $\approx 0,43-0,47$ ), що свідчить про відсутність грубих втрат цільової активності.

Комбінація фільтрів не демонструє додаткових кількісних переваг порівняно зі смуговим фільтром, що очікувано, оскільки 50 Гц уже лежить поза пропускнуою смугою. Загалом результати Таблиці 1 підтверджують коректність обраних кроків попередньої обробки як «проміжної» перевірки якості сигналу та створюють надійне підґрунтя для подальшої оцінки впливу цих варіантів на метрики класифікації в задачах ВСІ.

**Висновки.** У роботі обґрунтовано підходи до попередньої обробки електроенцефалографічних сигналів у малоканальних неінвазивних інтерфейсах мозок-комп'ютер. Встановлено, що видалення лише DC-складової не забезпечує стабілізації спектральної структури ЕЕГ через наявність мережевих наведень. Показано ефективність режекторної та смугової фільтрації для зменшення впливу мережевих

завад і концентрації енергії в сенсомоторному діапазоні без істотного спотворення сигналу. Сформовано та експериментально обґрунтовано відтворювані послідовності попередньої обробки для режимів реального часу та офлайн-аналізу, придатні для малоканальних ВСІ низької вартості.

Наукова новизна роботи полягає в кількісно підтверженому обґрунтуванні практичних послідовностей попередньої обробки ЕЕГ для недорогих малоканальних ВСІ-систем як проміжного етапу валідації сигналу перед задачами класифікації. Отримані результати мають практичну цінність для розробки та валідації недорогих ВСІ-систем, оскільки дозволяють оцінювати якість сигналу та коректність попередньої обробки ще до етапу навчання моделей класифікації.

## Список літератури

1. Caiado F., Ukolov A. The history, current state and future possibilities of the non-invasive brain computer interfaces. *Medicine in Novel Technology and Devices*. 2025. Vol. 25. P. 100353. DOI: 10.1016/j.medntd.2025.100353.
2. Nonstationary nature of the brain activity as revealed by EEG/MEG: Methodological, practical and conceptual challenges / A. Y. Kaplan et al. *Signal Processing*. 2005. Vol. 85, no. 11. P. 2190–2212. DOI: 10.1016/j.sigpro.2005.07.010.
3. Linear Modeling of Neurophysiological Responses to Speech and Other Continuous Stimuli: Methodological Considerations for Applied Research / M. J. Crosse et al. *Frontiers in Neuroscience*. 2021. Vol. 15. DOI: 10.3389/fnins.2021.705621.
4. Venkatachalam K. L., Herbrandson J. E., Asirvatham S. J. Signals and Signal Processing for the Electrophysiologist. *Circulation: Arrhythmia and Electrophysiology*. 2011. Vol. 4, no. 6. P. 965–973. DOI: 10.1161/circep.111.964304.
5. Rejer I., Cieszyński Ł. Independent component analysis for a low-channel SSVEP-BCI. *Pattern Analysis and Applications*. 2018. Vol. 22, no. 1. P. 47–62. DOI: 10.1007/s10044-018-0758-4.
6. Rejer I., Górski P. MAICA: an ICA-based method for source separation in a low-channel EEG recording. *Journal of Neural Engineering*. 2019. Vol. 16, no. 5. P. 056025. DOI: 10.1088/1741-2552/ab36db.
7. Comparison of the accuracy of machine learning algorithms for brain-computer interaction based on high-performance computing technologies / V. Stefanyshyn et al. *Scientific journal of the Ternopil national technical university*. 2024. Vol. 115, no. 3. P. 82–90. DOI: 10.33108/visnyk\_tntu2024.03.082
8. Матвеева Н., Іваниця Д. Попередня обробка та аналіз ЕКГ сигналів. *Herald of Khmelnytskyi National University. Technical sciences*. 2025. Т. 355, № 4. С. 388–394. DOI: [10.31891/2307-5732-2025-355-55](https://doi.org/10.31891/2307-5732-2025-355-55)
9. Mdluli B., Khumalo P., Maswanganyi R. C. Signal Preprocessing, Decomposition and Feature Extraction Methods in EEG-Based BCIs. *Applied Sciences*. 2025. Vol. 15, no. 22. P. 12075. DOI: 10.3390/app152212075.
10. Orekhova E. V., Wallin B. G., Hedström A. Modification of the Average Reference Montage. *Journal of Clinical Neurophysiology*. 2002. Vol. 19, no. 3. P. 209–218. DOI: 10.1097/00004691-200206000-00004.
11. Aydın S., Melek M., Gökrem L. Intersession Robust Hybrid Brain–Computer Interface: Safe and User-Friendly Approach with LED Activation Mechanism. *Micromachines*. 2025. Vol. 16, no. 11. P. 1264. DOI: 10.3390/mi16111264.
12. A Review on Signal Processing Approaches to Reduce Calibration Time in EEG-Based Brain–Computer Interface / X. Huang et al. *Frontiers in Neuroscience*. 2021. Vol. 15. DOI: 10.3389/fnins.2021.733546.

## References

1. Caiado, F., & Ukolov, A. (2025). The history, current state and future possibilities of the non-invasive brain computer interfaces. *Medicine in Novel Technology and Devices*, 25, 100353. <https://doi.org/10.1016/j.medntd.2025.100353>
2. Kaplan, A. Y., Fingelkurts, A. A., Fingelkurts, A. A., Borisov, S. V., & Darkhovsky, B. S. (2005). Nonstationary nature of the brain activity as revealed by EEG/MEG: Methodological, practical and conceptual challenges. *Signal Processing*, 85(11), 2190–2212. <https://doi.org/10.1016/j.sigpro.2005.07.010>
3. Crosse, M. J., Zuk, N. J., Di Liberto, G. M., Nidiffer, A. R., Molholm, S., & Lalor, E. C. (2021). Linear modeling of neurophysiological responses to speech and other continuous stimuli: Methodological considerations for applied research. *Frontiers in Neuroscience*, 15. <https://doi.org/10.3389/fnins.2021.705621>

4. Venkatachalam, K. L., Herbrandson, J. E., & Asirvatham, S. J. (2011). Signals and signal processing for the electrophysiologist. *Circulation: Arrhythmia and Electrophysiology*, 4(6), 965–973. <https://doi.org/10.1161/circep.111.964304>
5. Rejer, I., & Cieszyński, Ł. (2018). Independent component analysis for a low-channel SSVEP-BCI. *Pattern Analysis and Applications*, 22(1), 47–62. <https://doi.org/10.1007/s10044-018-0758-4>
6. Rejer, I., & Górski, P. (2019). MAICA: An ICA-based method for source separation in a low-channel EEG recording. *Journal of Neural Engineering*, 16(5), 056025. <https://doi.org/10.1088/1741-2552/ab36db>
7. Mdluli, B., Khumalo, P., & Maswanganyi, R. C. (2025). Signal preprocessing, decomposition and feature extraction methods in EEG-based BCIs. *Applied Sciences*, 15(22), 12075. <https://doi.org/10.3390/app152212075>
8. Matvieieva, N., & Ivanytsia, D. (2025). Poperednia obrobka ta analiz EKH syhnaliv. *Herald of Khmelnytskyi National University. Technical Sciences*, 355(4), 388–394 [in Ukrainian]. <https://doi.org/10.31891/2307-5732-2025-355-55>
9. Stefanyshyn, V., Stefanyshyn, I., Pastukh, O., & Kulikov, S. (2024). Comparison of the accuracy of machine learning algorithms for brain-computer interaction based on high-performance computing technologies. *Scientific Journal of the Ternopil National Technical University*, 115(3), 82–90. [https://doi.org/10.33108/visnyk\\_tntu2024.03.082](https://doi.org/10.33108/visnyk_tntu2024.03.082)
10. Orekhova, E. V., Wallin, B. G., & Hedström, A. (2002). Modification of the average reference montage. *Journal of Clinical Neurophysiology*, 19(3), 209–218. <https://doi.org/10.1097/00004691-200206000-00004>
11. Aydın, S., Melek, M., & Gökrem, L. (2025). Intersession robust hybrid brain-computer interface: Safe and user-friendly approach with LED activation mechanism. *Micromachines*, 16(11), 1264. <https://doi.org/10.3390/mi16111264>
12. Huang, X., Xu, Y., Hua, J., Yi, W., Yin, H., Hu, R., & Wang, S. (2021). A review on signal processing approaches to reduce calibration time in EEG-based brain-computer interface. *Frontiers in Neuroscience*, 15. <https://doi.org/10.3389/fnins.2021.733546>

**Serhii Solovey, Oleksandr Barabanov**, Assoc. Prof., PhD (Phys. & Math.)

*Taras Shevchenko National University of Kyiv, Kyiv, Ukraine*

### **Experimental Evaluation of EEG Preprocessing Pipelines for Low-Channel Real-Time Brain-Computer Interfaces**

The purpose of this study is to substantiate and experimentally evaluate effective EEG signal preprocessing strategies for low-cost non-invasive brain-computer interfaces intended for real-time operation. Such systems are characterized by a limited number of channels, restricted computational resources, and high sensitivity to noise and artifacts, which makes the choice of preprocessing methods critical for signal quality and result reproducibility. The work aims to identify practically applicable preprocessing sequences that ensure a balance between noise suppression, preservation of informative components, and computational efficiency under real-time constraints.

The study is based on an experimental analysis of an 8-channel EEG recording acquired at a sampling rate of 250 Hz. The influence of key preprocessing stages, including DC component removal, notch filtering at 50 Hz, band-pass filtering in the 8–30 Hz range, re-referencing, normalization, and artifact control, is systematically investigated. Both time-domain and frequency-domain analyses are employed to assess the effects of individual processing steps. Quantitative metrics such as spectral power in selected frequency bands, normalized contribution of power-line interference, and root mean square amplitude are used to evaluate signal quality. Several generalized preprocessing pipelines are formulated for real-time operation, offline analysis, and artifact detection, with attention to phase characteristics, processing latency, and reproducibility.

The results demonstrate that appropriate combinations of DC removal and notch filtering effectively suppress power-line interference without distorting relevant EEG rhythms, while band-pass filtering concentrates signal energy within the sensorimotor frequency range. The proposed preprocessing sequences provide a transparent and reproducible intermediate validation stage prior to classification tasks in low-cost BCI systems. The findings confirm the suitability of simple, interpretable preprocessing methods for real-time applications and form a practical basis for further evaluation of their impact on motor imagery classification performance.

**computer system, EEG signal processing, data processing algorithms, digital filtering, signal quality control, human-machine interface (HMI)**

*Одержано (Received) 19.01.2026*

*Прорецензовано (Reviewed) 22.01.2026*

*Прийнято до друку (Approved) 27.01.2026*