

УДК 621.317.757:612.821.2

# Використання оптимальної просторової фільтрації методом спільної просторової моделі для класифікації сигналів ЕЕГ відповідно до виду мозкової активності

Кицун П. Г.<sup>1,2</sup>

<sup>1</sup>ТОВ “Самсунг Електронікс Україна Компані”

<sup>2</sup>Національний технічний університет України “Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського”

E-mail: *kytsun.petro@gmail.com*

Під час реєстрації ЕЕГ внаслідок об'ємної провідності сигнал від кожного окремого джерела потрапляє одночасно до багатьох відведень. Тому зареєстрований багатоканальний сигнал ЕЕГ надає досить розмиту картину мозкової активності людини, що суттєво ускладнює задачу інтерпретації такого сигналу. Одним з ефективних методів отримання інформативного сигналу з багатоканального запису ЕЕГ є використання оптимальної просторової фільтрації, коли у вихідному сигналі досягається максимальний вміст сигналу саме з тієї ділянки мозку, яка відповідає певному виду мозкової активності. В роботі запропоновано алгоритм класифікації сигналів ЕЕГ із застосуванням оптимальної просторової фільтрації методом спільної просторової моделі для ідентифікації двох класів мозкової активності – уявних рухів лівою та правою рукою. Для оцінки якості алгоритму використовувався запис ЕЕГ, відомий як VCI Competition IV dataset 2b. Для визначення ефективності алгоритму результат його роботи порівнювався з результатом роботи алгоритму без використання оптимальної просторової фільтрації. Завдяки використанню просторової фільтрації методом спільної просторової моделі вдалося підвищити середню точність класифікації записів ЕЕГ з 0,74 до 0,79, що свідчить про ефективність цього методу.

*Ключові слова:* ЕЕГ; класифікація ЕЕГ; нейро-комп'ютерний інтерфейс

## Вступ

Нейро-комп'ютерний інтерфейс (англ. brain computer interface, BCI) – це система, що надає людині можливість безпосередньо взаємодіяти з електронним пристроєм шляхом перетворення наміру людини, який отримується з аналізу біопотенціалів головного мозку, у керуючі сигнали [1]. Цей інтерфейс ефективно використовуються для лікування та реабілітації пацієнтів, які частково чи повністю втратили можливість рухатися. Так, для відновлення моторної активності після інсульту важливе значення має активне використання хворим ділянок мозку, які відповідають за рухи (моторна кора). Завдяки нейро-комп'ютерному інтерфейсу хворі отримують інформацію про те, наскільки успішно їм вдається активувати моторну кору безпосередньо під час реабілітаційних вправ, тобто з'являється позитивний зворотній зв'язок (біологічний зворотній зв'язок) [2]. Іноді у хворих з високим рівнем порушення моторної функції використання нейро-комп'ютерного інтерфейсу залишається чи не єдиним можливим засобом, який дозволяє впливати на навколишній світ, а значить і взаємодіяти з ним.

Іншим напрямком застосування нейро-комп'ютерного інтерфейсу, до якого останнім часом відмічається стабільне зростання інтересу, є його використання здоровими людьми поза межами лікувально-профілактичних закладів для дослідження свого когнітивного стану та отримання досвіду свідомого впливу на нього, для ігор, розваг тощо [3].

Доступність та компактність пристрою для реєстрації електроенцефалограми (ЕЕГ), неінвазивність та простота її реєстрації, висока роздільна здатність сигналу ЕЕГ у часі стали причиною того, що використання ЕЕГ у системах нейро-комп'ютерного інтерфейсу є одним з найбільш розповсюджених підходів. Ключовою задачею при цьому є задача класифікації сигналів ЕЕГ відповідно до обраних класів мозкової активності. Існує велика кількість досліджень на цю тему, але задача класифікації сигналів ЕЕГ залишається актуальною, так як універсального методу, який би демонстрував високу точність та надійність, наразі не існує. Аналіз літератури показує значний інтерес до проблеми покращення якості інтерпретування зареєстрованих біопотенціалів мозку для потреб технології нейро-комп'ютерного інтерфейсу, тому дослідження в цій

галузі є перспективним напрямком роботи для науковців низки суміжних дисциплін.

Метою роботи є розробка та перевірка ефективності алгоритму класифікації сигналів ЕЕГ з застосуванням методу спільних просторових моделей (англ. common spatial patterns, CSP) для ідентифікації двох класів мозкової активності – уявних рухів лівою та правою рукою.

## 1 Визначення проблеми класифікації сигналів ЕЕГ відповідно до виду мозкової активності

При розробленні нейро-комп'ютерного інтерфейсу важливим етапом є визначення системи керуючих команд у вигляді певних видів мозкової активності, які легко виконуються людиною, та які можливо ідентифікувати, аналізуючи сигнал ЕЕГ. Як керуючі команди можуть використовуватися такі види мозкової активності, як візуалізація зображення, рішення математичних прикладів у розумі, уявне промовляння тексту тощо. Один з поширених підходів полягає у використанні для керування уявних рухів [4].

Ідентифікація мозкової активності, пов'язаної з уявними рухами людини, можлива завдяки наявності у сигналі ЕЕГ сенсомоторних ритмів (англ. sensorimotor rhythms, SMR). Вони спостерігаються у відведеннях, які розташовані над ділянками кори головного мозку, що відповідають за чутливість та рухи. Сенсомоторні ритми мають велику амплітуду у стані спокою (синхронізація ритму) та малу при активації відповідних ділянок головного мозку (десинхронізація ритму) [5].

Зазвичай задача класифікації ЕЕГ вирішується у два етапи. На першому етапі відбувається виділення з сигналу ЕЕГ характерних ознак (англ. features). Для цього широко застосовуються такі методи цифрової обробки сигналів як фільтрація, дискретне перетворення Фур'є, вейвлет перетворення, виділення головних компонент, виділення незалежних компонент тощо. Правильний вибір характерних ознак має вирішальний вплив на якість подальшої класифікації.

На другому етапі застосовується класифікатор, який за цими ознаками встановлює належність сигналу до певного класу. Застосовуються лінійний дискримінант Фішера (англ. Fisher's linear discriminant), метод опорних векторів (англ. support vector machine), випадковий ліс (англ. random forest) та інші класифікатори. Кожний класифікатор потребує налаштування у вигляді навчання, під час якого йому надаються характерні ознаки сигналів ЕЕГ, для яких належність до певного класу відома.

## 2 Застосування методу спільної просторової моделі

У роботі для отримання характерних ознак сигналу ЕЕГ було застосовано метод спільної просторової моделі [6]. Цей метод є видом оптимальної просторової фільтрації (англ. optimal spatial filtering) і дозволяє підвищити співвідношення між інформаційною складовою та шумом зареєстрованого сигналу ЕЕГ шляхом знаходження такого лінійного перетворення

$$X_{CSP} = W^T * X$$

зареєстрованого сигналу  $X$ , яке максимізує відношення дисперсій перетворених сигналів  $X_{CSP}$  для двох різних класів сигналів. Це перетворення можна знайти, вирішивши наступну оптимізаційну задачу

$$\arg \max_W \{ \text{tr}(W^T(\Sigma_1 - \Sigma_2)W) \}$$

$$W^T(\Sigma_1 + \Sigma_2)W = I,$$

де  $\Sigma_1$  та  $\Sigma_2$  – це коваріаційні матриці сигналу  $X$ , що належить до першого та другого класу відповідно. Ця задача може бути представлена та вирішена як узагальнена проблема власних значень матриці (англ. generalized eigenvalue problem)

$$(\Sigma_1 - \Sigma_2)W_i = \lambda_i(\Sigma_1 + \Sigma_2)W_i,$$

де  $W_i$  –  $i$ -тий власний вектор матриць  $\Sigma_1 - \Sigma_2$  та  $\Sigma_1 + \Sigma_2$ , який відповідає  $i$ -тому стовпчику матриці перетворення  $W$ , а  $\lambda_i$  –  $i$ -те власне значення.

Алгоритм для класифікації сигналів ЕЕГ складається з наступних етапів:

- фільтрація багатоканального сигналу ЕЕГ смуговими фільтрами Баттерворта 3-го порядку для виділення з сигналу складових в діапазоні частот від 6 до 24 Гц (всього 42 складові з частотними смугами 2, 4, 8 та 16 Гц);
- застосування для кожної складової перетворення (матриця для кожної складової розраховується методом спільної просторової моделі під час навчання);
- розрахунок дисперсії кожної отриманої компоненти та використання її як характерної ознаки сигналу ЕЕГ;
- застосування методу опорних векторів для класифікації сигналу ЕЕГ за його характерними ознаками (класифікатор налаштовується під час навчання).

## 3 Опис експерименту

Для оцінки якості алгоритму використовувався запис ЕЕГ, відомий як BCI Competition IV dataset

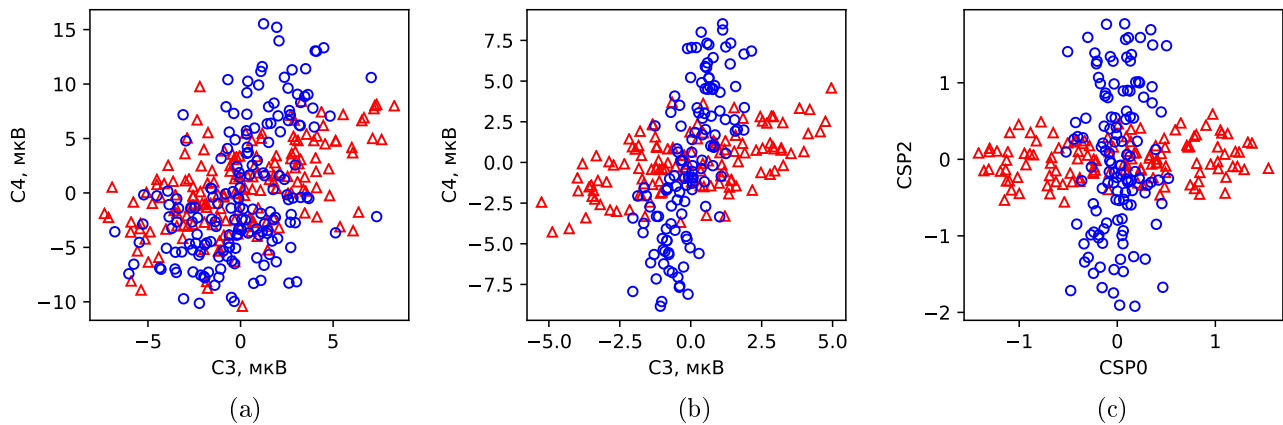


Рис. 1. Взаємозалежність миттєвих значень сигналу ЕЕГ з відведень С3 та С4 для класу 1 (трикутники) та класу 2 (кола) у вхідному сигналі (а), у сигналі після застосування смугового фільтру 9-13 Гц (б), та після просторової фільтрації методом спільної просторової моделі (с).

2b [7]. Цей запис містить фрагменти ЕЕГ зі спонтанною мозковою активністю 9-ти здорових осіб під час уявлення рухів, які були зареєстровані з трьох біполярних відведень: С3, Сz, С4. З записів були отримані фрагменти тривалістю 2,5 с, які відповідали одному з класів мозкової активності – уявний рух лівою рукою (клас 1) та уявний рух правою рукою (клас 2). Всього було отримано біля 160 фрагментів для кожного з 9 досліджень. Половина з них була використана для навчання – для розрахунку матриць лінійного перетворення методом спільної просторової моделі та для налаштування класифікатора. Інша половина була використана для визначення ефективності алгоритму. Для цього результат, отриманий за допомогою алгоритму, порівнювався з тим значенням класу активності, яке містилося у вхідних даних. Для порівняння були розраховані дві метрики – точність (відношення числа фрагментів, для яких клас мозкової активності було визначено правильно, до числа всіх фрагментів) та каппа Коена

$$k = \frac{p_o - p_e}{1 - p_e},$$

де  $p_e$  теоретична вірогідність випадкового правильного прогнозування.

На рис. 1а зображено взаємозалежність миттєвих значень сигналу ЕЕГ з відведень С3 та С4 для двох випадкових фрагментів, які належать до двох різних класів. Дисперсії миттєвих значень з відведення С3 для цих фрагментів склали 16,4 та 9,1 мкВ<sup>2</sup>, а їх співвідношення 1,8. Після застосування смугового фільтру 9-13 Гц значення дисперсій стали 5,4 та 0,85 мкВ<sup>2</sup> відповідно, а їх співвідношення підвищилося до 6,3 (рис. 1б). Після просторової фільтрації методом спільної просторової моделі дисперсії миттєвих значень компоненти CSP0 цих фрагментів склали 0,6 та 0,05, а їх співвідношення – 12,0 (рис. 1с). Отже, застосування просторової фільтрації підвищило співвідношення між дисперсіями

миттєвих значень сигналів, які належать до різних класів, і тому їх використання у якості характерних ознак сигналу ЕЕГ є більш ефективним.

Ефективність запропонованого алгоритму порівнювалася з ефективністю алгоритму класифікації сигналів ЕЕГ, в якому не використовувався метод спільної просторової моделі, а характерними ознаками слугували дисперсії складових сигналів, отриманих після фільтрації.

## Результати та висновки

Результати дослідження наведено у табл. 1. Аналізуючи результати, можна зробити висновок, що запропонований алгоритм з використанням методу спільної просторової моделі для отримання характерних ознак покращує ефективність алгоритму класифікації ЕЕГ відповідно до виду мозкової активності. Наступним етапом планується використати метод спільної просторової моделі для класифікації сигналів ЕЕГ відповідно до емоційного стану людини.

Табл. 1

Номер запису	з CSP		без CSP	
	$p_o$	k	$p_o$	k
1	0,73	0,48	0,72	0,45
2	0,60	0,22	0,53	0,11
3	0,62	0,26	0,49	0,00
4	0,99	0,97	0,97	0,95
5	0,84	0,67	0,74	0,47
6	0,82	0,63	0,80	0,60
7	0,90	0,79	0,85	0,70
8	0,84	0,68	0,77	0,54
9	0,80	0,60	0,80	0,60
<b>Середнє</b>	<b>0,79</b>	<b>0,59</b>	<b>0,74</b>	<b>0,49</b>

## References

- [1] Nicolas-Alonso L. F. and Gomez-Gil J. (2012) Brain computer interfaces, a review. *Sensors (Basel, Switzerland)*, vol. 12, no. 2, pp. 1211–79. DOI:10.3390/s120201211.
- [2] Boninger M. L., Wechsler L. R., and Stein J. (2014) Robotics, stem cells, and brain-computer interfaces in rehabilitation and recovery from stroke: updates and advances. *American journal of physical medicine & rehabilitation*, vol. 93, no. 11 Suppl 3, pp. S145–54. DOI:10.1097/PHM.000000000000128.
- [3] Blankertz B., Tangermann M., Vidaurre C., Fazli S., Sannelli C., Haufe S., Maeder C., Ramsey L., Sturm I., Curio G., and Müller K.-R. (2010) The Berlin Brain-Computer Interface: Non-Medical Uses of BCI Technology. *Frontiers in neuroscience*, vol. 4, p. 198. DOI:10.3389/fnins.2010.00198.
- [4] Yong X. and Menon C. (2015) EEG classification of different imaginary movements within the same limb. *PLoS one*, vol. 10, no. 4, p. e0121896. DOI:10.1371/journal.pone.0121896.
- [5] Yuan H. and He B. (2014) Brain-computer interfaces using sensorimotor rhythms: current state and future perspectives. *IEEE transactions on bio-medical engineering*, vol. 61, no. 5, pp. 1425–35. DOI:10.1109/TBME.2014.2312397.
- [6] Blankertz B., Tomioka R., Lemm S., Kawanabe M., and Müller K.-r. (2008) Optimizing Spatial filters for Robust EEG Single-Trial Analysis. *IEEE Signal Processing Magazine*, vol. 25, no. 1, pp. 41–56. DOI:10.1109/MSP.2008.4408441.
- [7] Tangermann M., Müller K.-R., Aertsen A., Birbaumer N., Braun C., Brunner C., Leeb R., Mehring C., Müller K. J., Müller-Putz G. R., Nolte G., Pfurtscheller G., Preissl H., Schalk G., Schlögl A., Vidaurre C., Waldert S., and Blankertz B. (2012) Review of the BCI Competition IV. *Frontiers in neuroscience*, vol. 6, p. 55. DOI:10.3389/fnins.2012.00055.

## Использование оптимальной пространственной фильтрации методом общей пространственной модели для классификации сигналов ЭЭГ в соответствии с видом мозговой активности

Кицун П. Г.

При регистрации ЭЭГ вследствие объемной проводимости сигнал от каждого отдельного источника попадает одновременно в большое число отведений. Поэтому зарегистрированный сигнал ЭЭГ даёт очень размытую картину мозговой активности человека, что делает задачу интерпретации такого сигнала достаточно сложной. Один из эффективных методов получения информативного сигнала из записи ЭЭГ состоит в использовании оптимальной пространственной фильтрации, когда

в выходном сигнале достигается максимальное содержание сигнала именно с того участка мозга, который отвечает определенному виду мозговой активности. В работе предложен алгоритм классификации сигналов ЭЭГ с использованием оптимальной пространственной фильтрации методом общей пространственной модели для идентификации двух классов мозговой активности – воображаемых движений левой и правой рукой. Для оценки качества алгоритма использовалась запись ЭЭГ, известная как BCI Competition IV dataset 2b. Для определения эффективности алгоритма результат его работы сравнивался с результатом работы алгоритма без использования оптимальной пространственной фильтрации. Использование пространственной фильтрации позволило повысить точность классификации с 0,74 до 0,79, что говорит про эффективность этого метода.

*Ключевые слова:* ЭЭГ; классификация; нейрокомпьютерный интерфейс

## The use of optimal spatial filtering by the method of common spatial pattern for the classification of EEG signals according to the type of brain activity

Kytsun P. H.

During EEG due to the volume conduction the signal from each individual source appears simultaneously in a number of channels registered from different leads. Therefore, the recorded EEG signal gives a blurred picture of human brain activity, which makes the task of classifying such signals rather complicated. One of the effective methods to obtain an informative signal from the EEG record is to use the optimal spatial filtering (some kind of deblurring), when the maximum content of the signal from the particular region of the brain (which corresponds to a certain type of brain activity) is achieved in the output signal. An algorithm for classifying EEG signals using optimal spatial filtering by the method of common spatial pattern is proposed to identify two classes of brain activity – imaginary left and right hand movements. To evaluate the quality of the algorithm, an EEG record, known as BCI Competition IV dataset 2b, was used. To determine the efficacy of the algorithm, the result of its operation was compared with the result of the algorithm without using optimal spatial filtering. The use of optimal spatial filtering improved the accuracy of classification from 0.74 to 0.79, which has shown its efficacy.

*Key words:* EEG; classification; CSP; BCI