

УДК 621.3.088.7;519.237.5;612.82

**ВИКОРИСТАННЯ МЕТОДУ НЕЗАЛЕЖНИХ КОМПОНЕНТ ДЛЯ
АВТОМАТИЧНОГО ВИДАЛЕННЯ АРТЕФАКТІВ ЕЕГ,
ПОВ'ЯЗАНИХ З РУХАМИ ОЧЕЙ¹****Кицун П. Г., аспірант***Національний технічний університет України
«Київський політехнічний інститут», м. Київ, Україна,
kytsun.petro@gmail.com***AUTOMATIC EEG EYE MOVEMENT ARTIFACTS REMOVAL USING
INDEPENDENT COMPONENT ANALYSIS****Kytsun P. H.***National Technical University of Ukraine
«Kyiv Polytechnic Institute», Kyiv, Ukraine***Вступ**

Електроенцефалографія (ЕЕГ) є одним з основних методів об'єктивного дослідження функціонального стану головного мозку людини, який полягає в реєстрації й аналізі сумарної біоелектричної активності головного мозку — електроенцефалограми. Електроенцефалографія має важливе значення для діагностики епілепсії, шизофренії, судинних вражень та пухлин мозку, синдрому дефіциту уваги з гіперактивністю у дітей тощо [1].

З появою обчислювальної техніки з'явилася можливість автоматичного аналізу ЕЕГ, при якому аналоговий сигнал спочатку оцифровується, а потім обробляється цифровими засобами. Такий аналіз допомагає науковцям краще зрозуміти процеси, які відбуваються у головному мозку, що в результаті покращує ефективність діагностики. Крім того, завдяки цифровій обробці сигналу ЕЕГ у реальному часі стає можливим проведення тренування з використанням біологічного зворотного зв'язку (нейробіокерування), під час якого обчислений за ЕЕГ сигнал, що відображає рівень певної психофізіологічної активності людини, повертається назад у вигляді зорових чи слухових стимулів [2].

Але зареєстрований сигнал ЕЕГ містить не тільки сумарні біопотенціали головного мозку, але ще й складові, які не пов'язані безпосередньо з роботою мозку. Це артефактні компоненти від поза мозкових джерел, амплітуда яких може значно перевищувати амплітуду корисного сигналу та які суттєво заважають подальшій обробці. Усунення цих артефактів є першим етапом будь-якої обробки зареєстрованого сигналу ЕЕГ, від якого значною мірою залежить якість кінцевого результату [3].

Метою цього дослідження є аналіз можливості використання методу незалежних компонент для часових рядів, а саме алгоритму TDSEP, для

¹ <http://radap.kpi.ua/radiotechnique/article/view/1211>

видалення складових сигналу ЕЕГ, джерелом яких є активність м'язів під час руху очей та блимання.

Огляд існуючих підходів до видалення артефактів ЕЕГ, пов'язаних з рухами очей

Існує багато підходів до вирішення цього завдання [3], але кожен з них має свої обмеження та недоліки, тому це питання наразі залишається відкритим.

Найпростішим та найпоширенішим методом позбавлення від артефактів є їх візуальна ідентифікація лікарем функціональної діагностики та ручне видалення відповідних ділянок ЕЕГ з запису. Недоліками цього методу є його трудомісткість та втрата значної частки даних, яка надходить для аналізу, оскільки видаляється весь фрагмент багатоканального запису, хоча артефакти мають найбільше вираження лише в лобних відведеннях. Цей метод є не придатним для обробки сигналу ЕЕГ в реальному часі, наприклад, для проведення тренування з використанням біологічного зворотного зв'язку.

Одним з автоматичних методів знаходження та класифікації артефактів в сигналі ЕЕГ є використання вейвлет перетворення [3; 4]. Перевагою методу є те, що для його застосування достатньо одного відведення ЕЕГ, недоліком — те, що при обробці багатоканального сигналу ЕЕГ не враховуються топографічні властивості джерела артефактної складової сигналу, і тому якість видалення артефактів не завжди є задовільною.

Іншим підходом до вирішення цього завдання є використання регресійного аналізу в часовій області або в частотній області [5]. Недоліками цього підходу є необхідність у окремій реєстрації електроокулограми (ЕОГ) паралельно з реєстрацією ЕЕГ та, оскільки сигнал ЕОГ також частково містить корисний сигнал з головного мозку, втрата цієї інформації в усіх відведеннях ЕЕГ.

Останнім часом набули популярність методи, які використовують лінійне розкладання сигналу ЕЕГ на складові компоненти — метод головних компонент (МГК) та метод незалежних компонент (МНК) [6; 7]. Методи, в яких використовується МГК, не дозволяють виділити складові сигналу ЕЕГ від мозкових та позамозкових джерел, якщо їх амплітуда є однаковою. Тому вони не дають задовільного результату, якщо застосовуються для усунення артефактів самостійно, але часто використовуються як перший етап обробки ЕЕГ для попереднього зменшення розмірності даних перед застосуванням МНК [8].

Метод незалежних компонент не має означених недоліків, тому він широко застосовується для видалення артефактів з сигналу ЕЕГ [9; 10]. Оскільки в цих роботах використовується стандартна модель МНК, яка не враховує часову структуру сигналу, доцільно розглянути можливість використання методу незалежних компонент для часових рядів, а саме алгоритму

TDSEP, для видалення артефактів, пов'язаних з рухами очей, та порівняти його ефективність з ефективністю стандартною моделі.

Використання методу незалежних компонент для видалення артефактів ЕЕГ, пов'язаних з рухами очей

Метод незалежних компонент — це обчислювальний метод обробки багатоканального сигналу, який полягає у представленні кожного окремого сигналу у вигляді суми певної кількості статистично незалежних компонент [11]. Нехай з масиву електродів, розміщених на шкірі голови, був зареєстрований N -канальний сигнал ЕЕГ $v(t) = [v_1(t), v_2(t), \dots, v_N(t)]^T$, кожний окремий сигнал якого є лінійною комбінацією N невідомих та статистично незалежних компонент $s(t) = [s_1(t), s_2(t), \dots, s_N(t)]^T$. Метод незалежних компонент полягає у знаходженні такої матриці W , яка задовольняє умову $s(t) = W * v(t)$.

Активність, що реєструється у вигляді потенціалів на електродах на різних ділянках шкіри голови, є результуючою сумарною активністю електромагнітних полів різних джерел, які розміщені як у головному мозку, так і за його межами. Припустивши, що ці джерела знаходяться на певній відстані один від одного та функціонують незалежно, можна очікувати, що після застосування МНК локально когерентні сигнали, які виходять з одного джерела, будуть згруповані в одну незалежну компоненту, в той час коли сигнали від інших джерел потраплять у інші незалежні компоненти. Тобто МНК дозволяє трансформувати ЕЕГ у набір складових компонент від мозкових та позамозкових (артефактних) джерел і аналізувати незалежно ці компоненти [12]. Тому МНК є ефективним методом видалення артефактів з ЕЕГ сигналу. Крім того, інвертована матриця W^{-1} надає інформацію про відносний вміст кожної незалежної компоненти в сигналі з кожного відведення, завдяки чому стає можливим визначити локалізацію джерела цієї компоненти та використовувати цю інформацію як характерну ознаку для подальшої кластеризації компонент [9].

Наразі існує значна кількість різних реалізацій МНК, кожна з яких має переваги при вирішенні певної групи практичних завдань [6]. Тому необхідною умовою для отримання задовільного результату є вибір адекватного до поставленого завдання алгоритму. Стандартна модель МНК, яка реалізована у алгоритмах Infomax, JADE, FastICA, RADICAL тощо, дозволяє виділяти лише компоненти, які є статистично незалежними та мають негаусовий розподіл. За наявності в сигналі кількох компонент з гаусовим розподілом вони не будуть відокремлені алгоритмом одна від одної та створять одну незалежну компоненту. Іншим обмеженням стандартної моделі є те, що вона не враховує часову структуру сигналу, тобто порядок слідування відліків. Оскільки компоненти з різних джерел сигналу ЕЕГ можуть мати гаусовий розподіл та характерну часову структуру, використання

стандартного МНК може привести до суттєвих помилок при їх виділені.

Зазначених недоліків не має модель МНК для часових рядів, яка реалізована у алгоритмах TDSEP, SOBI, AMUSE [6]. Ця модель враховує часовий порядок значень відліків, а саме коваріації між миттєвими значеннями сигналу в різні моменти часу (автоковаріації), завдяки чому дозволяє виділяти незалежні компоненти, які мають гаусовський розподіл. Тому вона є більш адекватною для знаходження незалежних компонент сигналу ЕЕГ. У цій праці для отримання незалежних компонент використовувався алгоритм TDSEP [13].

Після отримання незалежних компонент необхідно визначити їх характерні ознаки для подальшого прийняття рішення, які з компонент містять артефакти. Для цього будемо застосовувати коефіцієнт кореляції Пірсона (ККП) для визначення кореляції між отриманими незалежними компонентами та вихідними сигналами ЕЕГ

$$r_{xy} = \frac{\sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^2 \sum_{i=1}^N (y_i - \bar{y})^2}} = \frac{\text{cov}(x, y)}{\sqrt{s_x^2 s_y^2}}.$$

Щоб визначити компоненти, пов'язані з рухами очей, розрахуємо ККП кожної компоненти з сигналами ЕЕГ з фронтальних відведень (Fr1, Fr2), оскільки саме в цих відведеннях очікується максимальна амплітуда артефакту. Отриману оцінку назвемо індексом кореляції (ІК). Її можна розраховувати з елементів матриці $A = W^{-1}$, за умови, що всі отримані незалежні компоненти нормовані таким чином, щоб їх дисперсія дорівнювала 1 [10]

$$IK(j) = \sum_{i=1}^k |r_{v_i s_j}| = \sum_{i=1}^k \frac{|a_{ij}|}{\sqrt{a_{i1}^2 + a_{i2}^2 + \dots + a_{iN}^2}},$$

де $v_i (1 < i \leq k) \in$ вихідний сигнал з фронтальних відведень Fr1, Fr2.

Запропонований алгоритм для автоматичного видалення артефактів ЕЕГ, пов'язаних з рухами очей, складається з таких етапів:

попередня фільтрація зареєстрованого сигналу ЕЕГ смуговим цифровим фільтром Батерворта 3-го порядку зі смугою пропускання 0,4–30 Гц;

застосування алгоритму МНК (FastICA або TDSEP) для визначення незалежних компонент у зареєстрованому сигналі;

розрахунок характерних ознак (features) кожної незалежної компоненти (індекс кореляції, максимальна амплітуда, спектральний склад);

виділення з вектору незалежних компонент таких, вірогідним джерелом яких є електрична активність очних м'язів, відповідно до характерних ознак кожної компоненти та емпірично підібраних критеріїв;

відновлення сигналу ЕЕГ без врахування незалежних компонент, які

були відмічені як артефактні.

На рис. 1 зображено фрагмент зареєстрованої 8-канальної ЕЕГ до та після застосування запропонованого алгоритму видалення артефактів ЕЕГ, пов'язаних з рухами очей. На рис. 2 зображено 8 незалежних компонент, виділених з цього фрагменту алгоритмом TDSEP, та розраховану локалізацію джерела кожної компоненти. Компоненти ICA1 та ICA2 були ідентифіковані як артефактні та виключені при відновленні сигналу ЕЕГ.

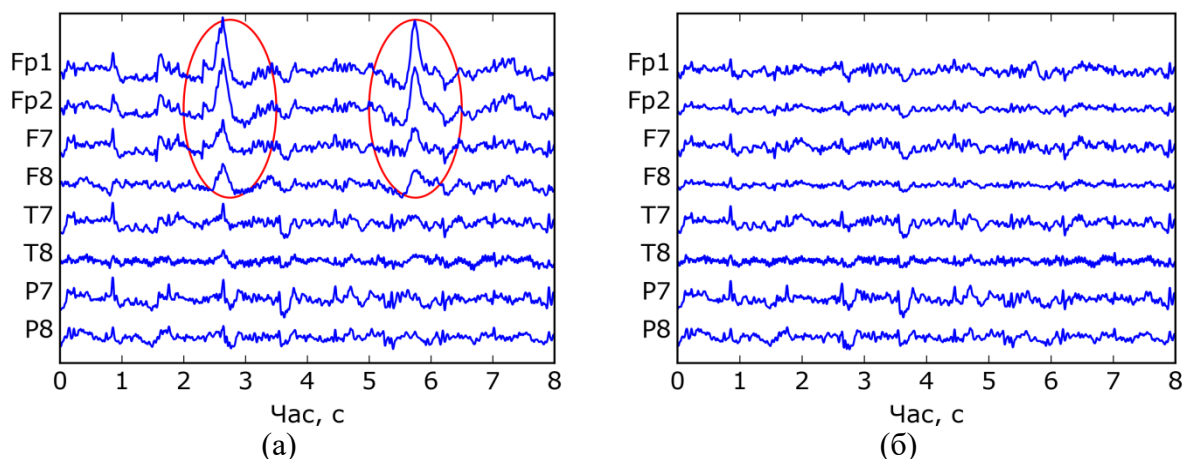


Рис. 1. Фрагмент зареєстрованої 8-канальної ЕЕГ до (а) та після (б) застосування запропонованого алгоритму видалення артефактів ЕЕГ, пов'язаних з рухами очей. На рисунку артефакти відмічені еліпсами.

Опис експерименту

Реєстрація ЕЕГ проводилася за допомогою 8-канального комп'ютерного реєстратора біопотенціалів EEG2016 з частотою дискретизації 250 Гц та розрядністю 24 біта. Сигнал ЕЕГ знімався з восьми відведень: Fr1, Fr2, F7, F8, T7, T8, P7, P8, а відведення А1 слугувало референтним.

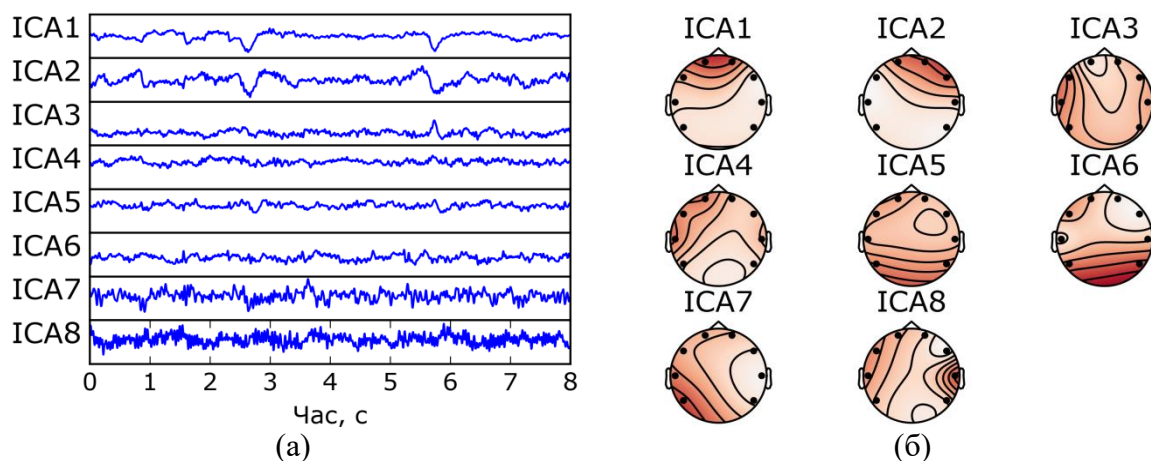


Рис. 2. Вектор незалежних компонент, виділених з фрагменту запису ЕЕГ алгоритмом TDSEP (а) та розрахована локалізація джерела кожної компоненти (б).

Компоненти ICA1 та ICA2, були ідентифіковані як артефактні та виключені при відновленні сигналу ЕЕГ.

Схема розміщення електродів на голові зображена на рис. 3. Усього у здорових чоловіків віком 25–35 років було зареєстровано 8 записів ЕЕГ, кожний запис тривав приблизно 5 хвилин. Під час запису чоловіки спокійно сиділи з відкритими очима.

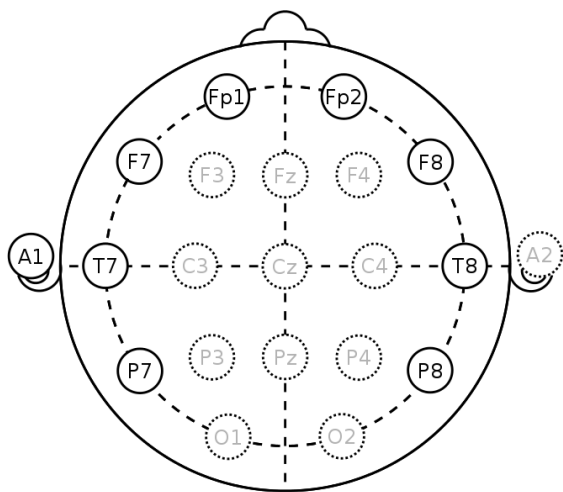


Рис. 3. Схема розміщення електродів на голові під час реєстрації ЕЕГ.

Для обробки сигналів застосовувалося програмне забезпечення, написане мовою програмування Python з використанням бібліотеки mdp-toolkit. Для видалення артефактів, пов'язаних з рухами очей, кожний запис оброблявся однією з двох модифікацій запропонованого алгоритму; одна з модифікацій для отримання незалежних компонент використовувала FastICA, інша — TDSEP. Обидві модифікації алгоритму використовували однакові критерії для визначення артефактних компонент.

Порівняння ефективності обох методів проводилося за участю двох експертів — лікарів функціональної діагностики. Їм було запропоновано переглянути та оцінити фрагменти ЕЕГ записів тривалістю 10 секунд кожний до обробки та після обробки одним із методів. Лікарі оцінювали наявність у фрагменті артефактів, пов'язаних з рухами очей, та якість їх видалення за п'ятибальною шкалою (0 — дуже погано, 5 — дуже добре). Також окремо оцінювалася ступінь спотворення корисного сигналу ЕЕГ після обробки (0 — дуже спотворений, 5 — не спотворений). Усього було представлено 120 фрагментів кожному лікареві, фрагменти оброблені різними методами надавались у випадковому порядку.

Результати та висновки

Математичне сподівання оцінки якості видалення артефактів для фрагментів, при обробці яких використовувався алгоритм TDSEP, склало 4.83 ± 0.08 (довірчий інтервал математичного сподівання з вірогідністю 0.95), а для фрагментів, при обробці яких використовувався алгоритм FastICA, — 4.58 ± 0.09 . Таким чином можна зробити висновок, що запропонований алгоритм з використанням моделі МНК для часових рядів TDSEP є більш ефективним. Математичне сподівання оцінки ступеня спотворення для фрагментів, при обробці яких використовувалися алгоритми TDSEP та FastICA, склало відповідно 4.87 ± 0.06 та 4.80 ± 0.06 , що свідчить про те, що спотворення сигналу ЕЕГ при використанні алгоритму TDSEP є не більшим, ніж при використанні FastICA. Тому використання алгоритму TDSEP для видалення артефактів ЕЕГ є більш доцільним. На-

ступним етапом роботи планується розробка системи реєстрації ЕЕГ, в якій видалення артефактів запропонованим методом буде відбуватися у реальному часі.

Перелік посилань

1. Медицинские приборы: разработка и применение / Д. В. Кларк, М. Р. Ньюман, В. Х. Олсон и др.; под ред. Д. Г. Вебстера. – Киев : Медторг, 2004. – 620 с.
2. Collura T. F. *Technical Foundations of Neurofeedback* / T. F. Collura. – New York : Routledge, 2014. – 272 p.
3. Канайкин А. М. Обнаружение артефактов в сигнале электроэнцефалограммы с помощью вейвлет-преобразования / А. М. Канайкин, А. А. Попов, К. А. Рощина и др. // *Электроника и связь*. – 2011. – № 4. – с. 126–130.
4. Zhao Q. Automatic identification and removal of ocular artifacts in EEG-improved adaptive predictor filtering for portable applications / Q. Zhao, B. Hu, Y. Shi et al. // *IEEE transactions on nanobioscience*. – 2014. – Vol. 13, No 2. – pp. 109–17.
5. Woestenburg J. C. The removal of the eye-movement artifact from the EEG by regression analysis in the frequency domain / J. C. Woestenburg, M. N. Verbaten, J. L. Slangen // *Biological psychology*. – 1983. – Vol. 16, № 1-2. – pp. 127–47.
6. Hyvärinen A. Independent component analysis: recent advances / A. Hyvärinen // *Philosophical transactions. Series A, Mathematical, physical, and engineering sciences*. – 2013. – Vol. 371, № 1984. – p. 20110534.
7. Zou Y. Automatic EEG artifact removal based on ICA and Hierarchical Clustering / Y. Zou, J. Hart, R. Jafari // 2012 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP). – 2012. – pp. 649–652.
8. Winkler I. Automatic classification of artifactual ICA-components for artifact removal in EEG signals / I. Winkler, S. Haufe, M. Tangermann // *Behavioral and brain functions : BBF*. – 2011. – Vol. 7. – p. 30.
9. Jung T.-P. Removing electroencephalographic artifacts by blind source separation / T.-P. Jung, S. Makeig, C. Humphries et al. // *Psychophysiology*. – 2000. – Vol. 37, No 2. – pp. 163–178.
10. Kong W. Automatic and direct identification of blink components from scalp EEG / W. Kong, Z. Zhou, S. Hu et al. // *Sensors (Basel, Switzerland)*. – 2013. – Vol. 13, No 8. – pp. 10783–801.
11. Hyvärinen A. Independent component analysis: algorithms and applications / A. Hyvärinen, E. Oja // *Neural networks : the official journal of the International Neural Network Society*. – 2000. – Vol. 13, No 4-5. – pp. 411–430.
12. Onton J. Information-based modeling of event-related brain dynamics / J. Onton, S. Makeig // *Progress in brain research*. – 2006. – Vol. 159. – pp. 99–120.
13. Ziehe A. TDSEP – an efficient algorithm for blind separation using time structure / A. Ziehe, K.-R. Müller // *Proceedings of the 8th International Conference on Artificial Neural Networks, ICANN'98*. – Berlin : Springer Verlag, 1998. – pp. 675-680.

References

1. Webster J. G. ed. (2009) *Medical Instrumentation Application and Design*. Wiley, Hoboken, New Jersey, 4th edition.
2. Collura T. F. (2014) *Technical Foundations of Neurofeedback*. Routledge, New York.
3. Kanaykin A. M., Popov A. A., Roshchina K. A., Chertov O. R., and Shashkov V. A. (2011) Wavelet-based detection of artifacts in EEG. *Elektronika i svyaz'*, no. 4, pp. 126-130. (in Russian).

4. Zhao Q., Hu B., Shi Y., Li Y., Moore P., Sun M., and Peng H. (2014) Automatic identification and removal of ocular artifacts in EEG—improved adaptive predictor filtering for portable applications. *IEEE transactions on nanobioscience*, vol. 13, no. 2, pp. 109–17.
5. Woestenburg J. C., Verbaten M. N., and Slangen J. L. (1983) The removal of the eye-movement artifact from the EEG by regression analysis in the frequency domain. *Biological psychology*, vol. 16, no. 1-2, pp. 127–47.
6. Hyvärinen A. (2013) Independent component analysis: recent advances. *Philosophical transactions. Series A, Mathematical, physical, and engineering sciences*, vol. 371, no. 1984, p. 20110534.
7. Zou Y., Hart J., and Jafari R. (2012) Automatic EEG artifact removal based on ICA and Hierarchical Clustering. *2012 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP)*, pp. 649-652.
8. Winkler I., Haufe S., and Tangermann M. (2011) Automatic classification of artifactual ICA-components for artifact removal in EEG signals. *Behavioral and brain functions : BBF*, vol. 7, p. 30.
9. Jung T.-P., Makeig S., Humphries C., Lee T.-W., McKeown M. J., Iragui V., and Sejnowski T. J. (2000) Removing electroencephalographic artifacts by blind source separation. *Psychophysiology*, vol. 37, no. 2, pp. 163–178.
10. Kong W., Zhou Z., Hu S., Zhang J., Babiloni F., and Dai G. (2013) Automatic and direct identification of blink components from scalp EEG. *Sensors*, vol. 13, no. 8, pp. 10783–801.
11. Hyvärinen A. and Oja E. (2000) Independent component analysis: algorithms and applications. *Neural networks : the official journal of the International Neural Network Society*, vol. 13, no. 4-5, pp. 411-430.
12. Onton J. and Makeig S. (2006) Information-based modeling of event-related brain dynamics. *Progress in brain research*, vol. 159, pp. 99-120.
13. Ziehe A. and Müller K.-R. (1998) TDSEP — an efficient algorithm for blind separation using time structure. *Perspectives in Neural Computing*, pp. 675-680.

Кицун П. Г. Використання методу незалежних компонент для автоматичного видалення артефактів ЕЕГ, пов'язаних з рухами очей. В роботі аналізується можливість використання методу незалежних компонент для часових рядів, а саме алгоритму TDSEP, для видалення складових сигналу ЕЕГ, джерелом яких є активність м'язів під час руху очей. Був запропонований алгоритм автоматичного видалення артефактів ЕЕГ та проведена оцінка його ефективності на реальних записах ЕЕГ.

Ключові слова: ЕЕГ, ЕОГ, видалення артефактів ЕЕГ, МНК.

Кицун П. Г. Использование метода независимых компонент для автоматического удаления артефактов ЭЭГ, связанных с движениями глаз. В работе анализируется возможность использования метода независимых компонент для временных рядов, а именно алгоритма TDSEP, для удаления составляющих сигнала ЭЭГ, источником которых является активность мышц во время движения глаз. Был предложен алгоритм автоматического удаления артефактов ЭЭГ и проведена оценка его эффективности на реальных записях ЭЭГ.

Ключевые слова: ЭЭГ, ЭОГ, удаление артефактов ЭЭГ, МНК.

Kytsun P. H. Automatic EEG eye movement artifacts removal using Independent Component Analysis.

Background. Eye movement artifacts contained in EEG recordings hamper a lot the automatic processing and analysis of EEG signal. Therefore, the removal of such artifacts is important stage for any further signal processing. There are artifacts removal methods based

on using wavelet transformation, regression analysis in the time and frequency domain, Principal component analysis and Independent component analysis.

Methods. The novel method of automatic EEG eye movement artifacts removal based on Independent Component Analysis was proposed. The method utilizes the TDSEP algorithm for blind source separation. Own criteria for artifact components detection were used. The method was implemented with the Python programming language and tested on EEG signals recorded from two healthy volunteers.

Results. Comparison of the effectiveness of the method was conducted with the participation of two experts. They were asked to review the EEG fragments before and after artifacts removal and evaluate the quality of artifacts removal. The average value of assessing the quality of artifacts removal was 4.83 for TDSEP based algorithm and 4.58 for FastICA based algorithm.

Conclusion. The proposed method is more effective than method based on FastICA algorithm and using it for automatic EEG eye movement artifacts removal is expedient.

Keywords: EEG, EOG, EEG artifacts removal, ICA.