

Łukasz OSKWAREK

POLITECHNIKA WARSZAWSKA, INSTYTUT ELEKTROTECHNIKI TEORETYCZNEJ I SYSTEMÓW INFORMACYJNO-POMIAROWYCH,
ul. Koszykowa 75, 00-662 Warszawa

Wpływ redukcji liczby elektrod w systemie BCI na ocenę aktywności elektrycznej mózgu

Dr inż. Łukasz OSKWAREK

Absolwent Wydziału Elektrycznego Politechniki Śląskiej (1998). Stopień doktora nauk technicznych uzyskał w 2003 roku w Instytucie Elektrotechniki Teoretycznej i Systemów Informacyjno-Pomiarowych na Wydziale Elektrycznym Politechniki Warszawskiej, gdzie jest do dziś zatrudniony. Zainteresowania naukowe: wieloczułnikowe systemy pomiarowe, tomografia komputerowa, przetwarzanie danych na potrzeby interakcji człowiek-maszyna i biometrii.



e-mail: Lukasz.Oskwarek@ee.pw.edu.pl

Streszczenie

W artykule zaprezentowano wyniki analiz dotyczących aktywności elektrycznej mózgu ukierunkowanych na możliwość redukcji liczby elektrod w badaniu EEG wykonywanym na potrzeby asynchronicznego interfejsu mózg-komputer (BCI). Stosowne obliczenia potwierdzają zasadność wyboru zestawu 8 elektrod (tzn. F3, T7, C3, Cp1, C4, T8, F4 i Cz) w systemie BCI, wykorzystującym wyspecjalizowany wzmacniacz EEG firmy *g.tec*, skonstruowanym w IETiSIP Politechniki Warszawskiej.

Słowa kluczowe: interfejs mózg-komputer (BCI), elektroencefalografia (EEG), aktywność mózgu, zagadnienie odwrotne EEG.

The impact of reducing the number of electrodes in the BCI system on evaluation of the brain electrical activity

Abstract

The subject of the paper is evaluation of the brain electrical activity associated with imagining some specific motor actions for the needs of asynchronous Brain-Computer Interface (BCI) [1-4]. These analysis, called EEG inverse problems, can be useful among others to optimize the number and placement of electrodes. Dedicated calculations were carried out using the algorithm sLORETA (Section 3) [5-13]. The basis of the BCI interface is the ability to detect differences between the considered classes of tasks. In the case of asynchronous interfaces, the evaluation of brain activity in the frequency domain provides much more conclusive information than the time-domain analysis. These indicate that, although the best conditions for synchronous neuronal activity are in the range of delta waves (up to 4 Hz), the biggest differences between the compared classes are apparent in the alpha band (8÷12 Hz) in the central parts of the cortex (Section 5; pic. 2,3). Moreover, the performed calculations show no significant difference in the location of the brain activity sources for the results obtained using the set of 32 electrodes and after the fourfold reduction in the number of electrodes. Thus, they confirm the relevance of the set of 8 electrodes (i.e. F3, T7, C3, CP1, C4, T8, F4, and Cz) in the BCI system constructed and used in the Department of Information and Measuring Systems of the Warsaw University of Technology (Sections 6,7; Fig. 5; Tab. 2).

Keywords: Brain-Computer Interface (BCI), electroencephalography (EEG), brain activity, EEG inverse problem.

1. Wprowadzenie

Tematyka artykułu odnosi się do interakcji człowieka z komputerem lub maszyną bezpośrednio za pomocą fal mózgowych, nazywanej zwyczajowo interfejsem mózg-komputer (*Brain-Computer Interface*, BCI) [1-4]. Jego działanie polega wykryciu określonych intencji użytkownika na podstawie cech sygnałów elektroencefalograficznych (EEG) rejestrowanych na powierzchni głowy, w celu „wypracowania” właściwej informacji dla układu wykonawczego. W zależności od zasady sterowania, wykorzystującej „odpowiedź” mózgu na wybrane bodźce zewnętrzne lub też

bez ich udziału, wyróżniamy interfejsy synchroniczne i asynchroniczne. Bardziej naturalną, choć zarazem i trudniejszą w realizacji, metodę komunikacji zapewniają interfejsy asynchroniczne. Ich przydatność, zwłaszcza dla osób będących w ciężkich stadiach chorób neurologicznych, wynika z faktu, iż aktywności mózgu są zbliżone do siebie zarówno podczas wykonywania określonego ruchu (np. lewą, czy prawą ręką), jak i podczas jego wyobrażenia sobie.

Skuteczność komunikacji mózg-komputer bezpośrednio z wykorzystaniem fal mózgowych zależy od możliwości detekcji różnic aktywności elektrycznej mózgu przypisanych do różnych klas zadań. Kompleksowe w tej mierze oceny uzyskujemy rozszerzając analizę szeregowych czasowych EEG na lokalizację przestrzenną źródeł aktywności określonych oscylacji w mózgu, zwaną zagadnieniem odwrotnym EEG (*EEG inverse problems*) [5, 6]. Tego typu ocena, wykonywana na potrzeby asynchronicznego interfejsu BCI, jest przedmiotem prezentowanych analiz.

2. Cel badań

W odróżnieniu od badań funkcjonalnych mózgu o charakterze poznawczym (wykorzystujących techniki takie jak: fMRI, PET, NIRS), pomiary wykonywane w systemie BCI nie są ukierunkowane na wysokorozdzielczą analizę przestrzenną. W tym przypadku więcej miarodajnych informacji dostarcza ocena z dużą rozdzielczością czasową aktywności elektrycznej poszczególnych frakcji komórek nerwowych (neuronów), mająca bezpośredni związek z wynikami pomiarów potencjałów na powierzchni głowy. Przydatność zagadnienia odwrotnego EEG wynika głównie z faktu, iż daje ono możliwość oceny adekwatności uzyskiwanych wyników (w postaci rozkładów 3D) z podziałem funkcjonalnym kory mózgowej [4, 7-9]. Zgodność danych empirycznych z wiedzą neurobiologiczną zwiększa bowiem wiarygodność ocen dokonywanych w procesie klasyfikacji sygnałów EEG.

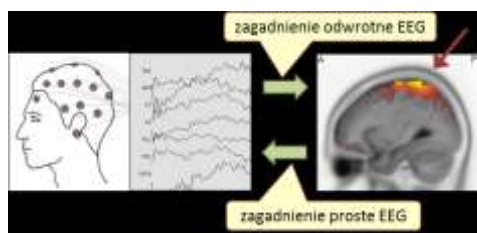
Rozwiązywanie zagadnienia odwrotnego EEG, także w kontekście projektowania interfejsu BCI, ukierunkowane jest zazwyczaj na możliwie jak najlepszą lokalizację źródeł danych aktywności, zwanych potocznie „generatorami” EEG [8-12]. Z drugiej strony, zasadniczym celem analiz wykonywanych na potrzeby komunikacji mózg-komputer/maszyna jest wybór możliwie małej liczby cech sygnałów EEG (którymi są zazwyczaj częstotliwości), najlepiej różnicujących określone klasy zadań. Co więcej, zwiększenie szybkości działania interfejsu osiągamy nie tylko poprzez ograniczanie liczby rozważanych cech, lecz także liczby elektrod pomiarowych, co jest przedmiotem niniejszych rozważań.

3. Zagadnienie odwrotne EEG

Celem zagadnienia odwrotnego EEG jest określenie rozkładu przestrzennego aktywności mózgu, opisywanego gęstością prądu J , na podstawie potencjałów φ rejestrowanych na powierzchni głowy (rys.1), zgodnie z ogólną zależnością:

$$\hat{J} = K^{-1} \cdot \varphi, \quad (1)$$

gdzie: J – poszukiwany wektor gęstości prądu (o wymiarze n_j), φ – wektor mierzonych napięć (o wymiarze n_v), K – macierz transformacji o wymiarze $n_j \times (3 \cdot n_j)$, n_v – liczba elektrod, n_j – liczba woksli obrazu, dla których poszukiwana jest wartość gęstości prądu.



Rys. 1. Istota zagadnienia prostego i odwrotnego EEG
Fig. 1. The concept of the EEG forward and inverse problem

Ocena aktywności mózgu realizowana jest zazwyczaj poprzez założenie wybranego rozkładu \mathbf{J} i wielokrotne rozwiązywanie tzw. zagadnienia prostego ($\mathbf{V} = \mathbf{K}\mathbf{J} + \mathbf{e}$), z jednoczesną minimalizacją szumu \mathbf{e} . Z uwagi na niejednoznaczność rozwiązania (1), zagadnienie odwrotne EEG stanowi jedno z najtrudniejszych zadań badawczych elektroencefalografii [5-13].

Znanych jest wiele metod lokalizacji źródeł sygnału EEG różniących się między sobą przede wszystkim sposobem modelowania źródeł, formułowaniu warunków brzegowych na granicach ośrodków oraz stosowanymi metodami optymalizacji. Podstawowa ich klasyfikacja obejmuje metody parametryczne (w których aktywność mózgu modelowana jest za pomocą odpowiednio małej liczby pojedynczych dipoli prądowych) oraz metody nieparametryczne (w których rozważane są źródła rozproszone). Przykładem rozwiązania z drugiej grupy jest algorytm LORETA (*Low-resolution electromagnetic tomography algorithm*) [5, 6, 12, 13]. Jak pokazano w pracy [5], wyróżnia się on zarówno bardzo małym błędem lokalizacji (zwłaszcza dla źródeł „głębokich”), jak również najlepszym dopasowaniem wartości „generatora” w stosunku do jego odległości od powierzchni głowy. Z tego też powodu został wykorzystany w niniejszych analizach (w wersji sLORETA).

4. Dane pomiarowe

Wykorzystywane w obliczeniach dane EEG pochodziły głównie z ogólnodostępnej bazy *BCI Competition III* [14]. Odnoszą się one do zadań z trzech klas, tj.:

- ciągle wyobrażanie sobie ruchu lewą ręką (klasa 2),
- ciągle wyobrażanie sobie ruchu prawą ręką (klasa 3),
- generowanie słów zaczynających się od zadawanej w sposób losowy wybranej litery (klasa 7).

Podstawowe parametry związane z akwizycją sygnałów EEG zostały zestawione w tabeli 1.

Tab. 1. Podstawowe parametry akwizycji danych
Tab. 1. Basic parameters of the data acquisition

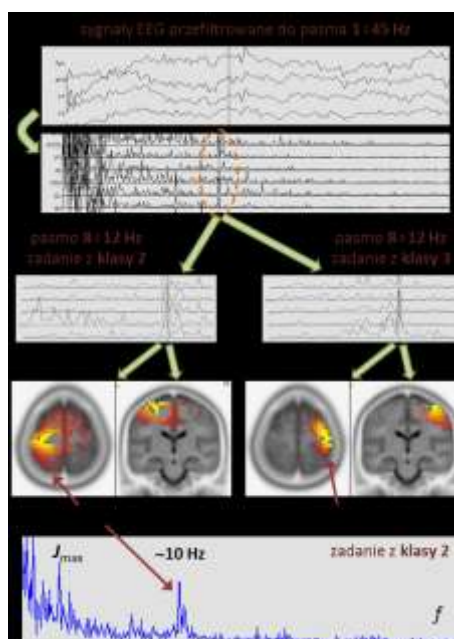
Liczba klas zadań	3 (kl.2, kl.3, kl.7)
Liczba elektrod	32
Liczba osób	3
Liczba sesji	4 (3 uczące, 1 testująca)
Liczba zadań / sesję	9+12
Liczba zadań z danej klasy / sesję	3+5
Czas trwania zadania	~ 15+20 s
Częstotliwość próbkowania	512 Hz
Liczba próbek / zadanie myślowe	8192
Zakres analizy widmowej	1+45 Hz
Rozdzielczość analizy widmowej	0,0625 Hz
Rozdzielczość obrazu	5 mm

5. Wybór pasm częstotliwości

W celu wyeliminowania z sygnałów EEG najbardziej niepożądanymi składowymi, tzn. wolnozmienną oraz o częstotliwości ok. 50 Hz, zostały one wstępnie przefiltrowane do pasma 1÷45 Hz. Z uwagi na brak fázowego skojarzenia aktywności

z bodźcem zewnętrznym w interfejsach asynchronicznych, z punktu widzenia obrazowania różnic między porównywanymi klasami, mało użyteczne okazały się analizy w dziedzinie czasu.

Odmienne przedstawia się sytuacja z ocenami aktywności mózgu w dziedzinie częstotliwości. Przykładowe wyniki obliczeń, dla zadania związanego z wyobrażaniem sobie ruchu prawą i lewą ręką zostały zaprezentowane na rysunku 2. Choć największe amplitudy mają składowe wolnozmiennne (lepsze warunki do synchronizacji), to jednak da się zauważyć także wzrost aktywności mózgu w paśmie alfa (ok. 10÷11 Hz), w centralnej części kory mózgowej.



Rys. 2. Ocena aktywności mózgu dla zadań z klas: 2 i 3
Fig. 2. Evaluation of the brain activity for tasks of classes 2 and 3

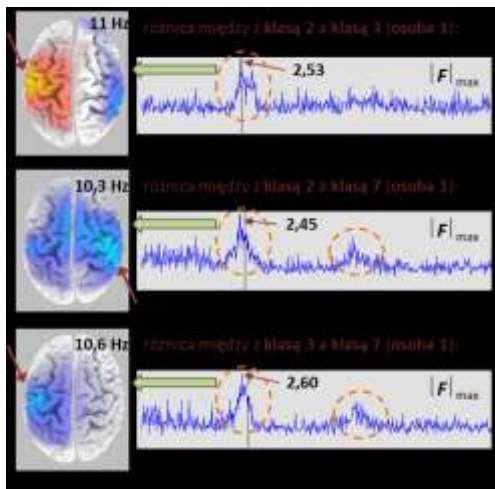
Ocena aktywności mózgu dla częstotliwości w paśmie alfa ujawnia dość dobrze różnice między oboma zadaniami, tzn. przy ruchu prawą ręką zaangażowana jest bardziej prawa część kory, zaś przy ruchu lewą ręką – jej lewa część (co ma swoje fizjologiczne uzasadnienie [4,7]).

Miarą oceny różnic między poszczególnymi klasami zadań myślowych jest, wyznaczany dla każdego m -tego woksela obrazu, współczynnik F_{x-y} definiowany jako logarytm dziesiętny ze stosunku uśrednionych (po i -tych realizacjach) wartości gęstości prądów przypisanych do porównywanych klas zadań, tj. J_x i J_y :

$$F_{x-y} = \log \left[\left(\frac{1}{N_x} \cdot \sum_i J_{i,x} \right) / \left(\frac{1}{N_y} \cdot \sum_i J_{i,y} \right) \right]. \quad (2)$$

(Choć docelowo wyznaczany jest wektor \mathbf{F}_{x-y} , to z uwagi na dzielenie skalarne elementów wektorów: \mathbf{J}_x oraz \mathbf{J}_y , zależność tą wygodniej przedstawić w postaci skalarnej).

Zaprezentowane na rysunku 3 wykresy potwierdzają największe różnice w aktywności kory mózgowej między wszystkimi trzema porównywanymi klasami dla oscylacji 10÷11 Hz (dla których maksymalna wartość modułu współczynnika F osiąga 2,4÷2,6). Dodatkowo, w przypadku porównywania zadania związanego z generowaniem słów (klasa 7) z zadaniami z klas: 2 i 3, zauważalna jest większa różnica w aktywności kory w paśmie średnim beta (tj. dla częstotliwości ok. 20 Hz). Zamieszczone obok wykresów rozkłady potwierdzają, iż w paśmie alfa największe różnice w rozkładach gęstości prądu między porównywanymi klasami zadań przypadają na centralne części kory, w których ulokowane są ośrodki sensomotoryczne.



Rys. 3. Ocena różnic między klasami zadań (współczynnik F)
Fig. 3. Evaluation of differences between the classes (F coefficient)

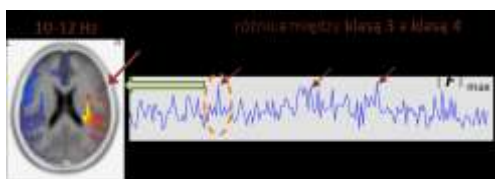
W celu wyciągnięcia bardziej ogólnych wniosków dokonano porównania różnic aktywności mózgu przy wykonywaniu różnych zadań w różnych sesjach oraz przez różne osoby. Wyniki lokalizacji źródeł aktywności mózgu w poszczególnych sesjach dla tych samych osób różniły się między sobą nieznacznie (różnice częstotliwości dla największych wartości współczynnika F poniżej 0,5 Hz, różnice maksymalnej gęstości prądu J_{\max} rzędu $10 \div 50 \mu\text{A}/\text{mm}^2$, różnice modułu współczynnika F_{\max} poniżej 0,5). Z kolei – będące celem odrębnych analiz – różnice międzypersoniczne ujawniały się przede wszystkim we większym zróżnicowaniu w pasmach o częstotliwości powyżej 22 Hz w tylnej części głowy oraz poniżej 8 Hz w korze czołowej. Wnioski ogólnie dotyczące największych różnic aktywności związanej z rozważanymi zadaniami w paśmie alfa w korze sensomotorycznej były podobne.

Porównanie danych dla różnych realizacji, sesji, czy osób wskazuje na nieunikniony wpływ czynników o charakterze losowym, a także cech behawioralnych użytkowników. Dlatego, zamiast dokonywania ocen dla wszystkich częstotliwości dyskretnych (będących krotnością częstotliwości podstawowej w widmie), lepszym rozwiązaniem jest porównywanie ze sobą uśrednionych ocen aktywności mózgu w wybranych pasmach częstotliwości (np. $10 \div 12$ Hz). Uzyskuje się przy tym znaczące przyspieszenie czasu trwania obliczeń oraz zmniejszenie rozmiarów plików wynikowych.

6. Ocena aktywności mózgu w systemie 8-elektrodowym

Analizy przy zredukowanej liczbie elektrod rozpoczęto od danych pochodzących z systemu ze wzmacniaczem *g.tec* [1, 2, 15]. Wyniki rozwiązania zagadnienia odwrotnego zostały przedstawione na rysunku 4. Porównywane są w nim zadania z następujących klas:

- wyobrażaniem sobie ruchu rękami (klasa 3),
- wyobrażaniem sobie ruchu nogami (klasa 4).

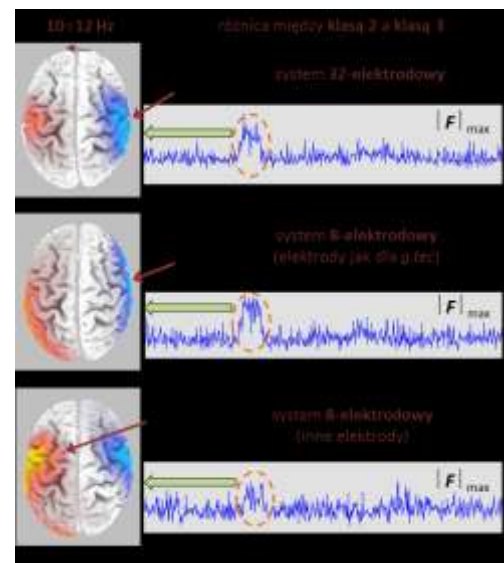


Rys. 4. Ocena różnic między klasami w systemie ze wzmacniaczem *g.tec*
Fig. 4. Evaluation of differences between the classes in the system with the *g.tec* amplifier

Uzyskane wyniki są bardziej niejednoznaczne, gdyż wskazują na największe różnice między aktywnością mózgu dla różnych zadań w paśmie wyższym beta i gamma (tj. > 20 Hz). Pomimo tego, także w tym przypadku da się zauważyć wzrost wartości współczynnika F w paśmie alfa w centralno-skroniowej części kory mózgowej ($F_{\max} = 1,34$).

W celu zidentyfikowania przyczyn pogorszenia się wykrywalności różnic między klasami w paśmie alfa (tzn. czy może nim być mniejsza liczba elektrod, czy też inne czynniki) odwołano się ponownie do danych z bazy [14]. Rozważane były trzy przypadki użycia elektrod (rys. 5), tzn.:

- wszystkie 32 elektrody,
- 8 elektrod jak w systemie ze wzmacniaczem *g.tec*;
- 8 innych elektrod (z różnych części głowy).



Rys. 5. Ocena różnic między klasami 2 i 3 dla danych z 32 oraz 8 elektrod
Fig. 5. Evaluation of differences between the classes 2 and 3, for the data from 32 and 8 electrodes

Z uzyskanych wykresów i rozkładów wynika, że przy odpowiednim wyselekcjonowaniu elektrod, ich 4-krotna redukcja nie wpływa w większym stopniu na możliwość detekcji różnic między porównywanymi klasami (nieznaczny spadek modułu współczynnika F_{\max} w paśmie $10 \div 12$ Hz dla przypadku B i wyraźnie większy dla przypadku C). Porównanie to pozwala przypuszczać, że większa niejednoznaczność wyników uzyskanych w systemie ze wzmacniaczem *g.tec* w dużym stopniu nie jest wynikiem zastosowania mniejszej liczby elektrod.

7. Ocena istotności różnic po zmniejszeniu liczby elektrod

Pelniejszych wniosków dotyczących wpływu zmniejszenia liczby elektrod na rozróżnialność aktywności mózgu dostarcza wykonana analiza statystyczna wyników. W obliczeniach rozważano wartości średnie μ , odchylenia standardowe σ i wariancje σ^2 dla trzech rozpatrywanych przypadków użycia elektrod (tj. A, B i C), a także oceny różnic średnich $|\mu_I - \mu_{II}|$ oraz istotności różnic między rozpatrywanymi przypadkami (tj. A-B oraz A-C) dla wartości oczekiwanej (t) i wariancji (S).

Wartość statystyki testowej dla wartości oczekiwanej (dla n realizacji danego zadania) wyznaczano z zależności:

$$t = \frac{|\mu_I - \mu_{II}|}{\sqrt{(\sigma_I^2 + \sigma_{II}^2)/(n-1)}} \quad (3)$$

W przypadku testu dla wariancji wykorzystano z kolei statystykę Fishera-Snedecora:

$$S = \sigma_I^2 / \sigma_{II}^2. \quad (4)$$

Ocen ww. parametrów dokonano dla trzech składowych geometrycznych (X, Y, Z) opisujących położenie punktu o maksymalnej aktywności, odpowiadającej jej częstotliwości f oraz wartości prądu J_{\max} . Wartości ww. parametrów dla zadań z klas: 2 i 3 zamieszczone w tabeli 2. Symbol 'TAK' oznacza istotną różnicę między rozpatrywanymi przypadkami użycia elektrod (tj. A-B oraz A-C) na poziomie 0,05; zaś symbol 'NIE' jej brak.

Tab. 2. Wyniki analiz statystycznych
Tab. 2. The results of statistical analyses

		klasa 2					klasa 3				
		X [mm]	Y [mm]	Z [mm]	f [Hz]	J_{\max} [$\mu\text{A}/\text{mm}^2$]	X [mm]	Y [mm]	Z [mm]	f [Hz]	J_{\max} [$\mu\text{A}/\text{mm}^2$]
A	μ	-32,8	-21,1	66,1	11,0	255	36,4	-17,3	68,2	10,4	258
	σ	7,5	3,3	2,2	0,2	84,0	4,5	6,1	2,5	0,2	93,2
B	μ	-34,4	-18,9	64,4	11,0	153	40,9	-14,3	62,3	10,3	128
	σ	9,8	4,2	4,6	0,2	62,0	5,8	12,3	9,0	0,2	48,3
C	μ	-43,3	-32,2	43,3	11,0	50,7	24,1	-6,4	24,1	10,2	36,4
	σ	20,9	27,5	17,9	0,2	26,2	39,9	43,6	32,8	0,4	11,1
A-B	$ \mu_I - \mu_{II} $	1,7	2,2	1,7	0,0	101	4,5	3,0	5,9	0,1	130
	t	0,38	1,18	0,92	0,14	2,75	1,09	0,75	2,17	0,73	3,92
	$t > t_{kr}$	NIE	NIE	NIE	NIE	TAK	NIE	NIE	NIE	NIE	TAK
	S	1,70	1,56	4,43	1,01	1,83	1,67	4,12	12,9	1,01	3,72
	$S > S_{kr}$	NIE	NIE	TAK	NIE	NIE	NIE	TAK	TAK	NIE	TAK
A-C	$ \mu_I - \mu_{II} $	10,6	11,1	22,8	0,0	204	12,3	10,9	44,1	0,2	221
	t	1,34	1,13	3,58	0,20	6,55	0,97	0,78	4,24	1,42	7,45
	$t > t_{kr}$	NIE	NIE	TAK	NIE	TAK	NIE	NIE	TAK	NIE	TAK
	S	7,68	68,1	65,6	1,19	10,3	77,9	51,6	169	2,34	70,8
	$S > S_{kr}$	TAK	TAK	TAK	NIE	TAK	TAK	TAK	TAK	NIE	TAK

Wyniki obliczeń potwierdzają brak istotnych różnic lokalizacji „generatorów” przypisanych do zadań z obu klas (tj. 2 i 3) przy zmniejszeniu liczby elektrod z 32 do 8, ale tylko przy wykorzystaniu zestawu jak w systemie ze wzmacniaczem firmy *g.tec* (przypadek B). W przypadku C istotna staje się różnica dla wymiaru Z (tzn. w osi pionowej głowy). Jeszcze większe różnice dla obu przypadków porównań (tj. A-B oraz A-C) ujawnia test dla wariancji. Bardzo duże wartości statystyki S dla różnic (A-C) są spowodowane dużym rozrzutem wyników lokalizacji źródeł aktywności dla przypadku C.

Wartość empiryczna gęstości prądu przy zmniejszaniu liczby elektrod maleje istotnie w obu przypadkach (tj. B i C); jednak w przypadku B jest to spadek średnio o 50-100 %, zaś w przypadku C – ponad 5-krotny. Do podobnych wniosków można dojść przy ocenie zadania z klasy 7.

8. Wnioski końcowe

Wyniki poszukiwania rozkładów gęstości prądu w mózgu potwierdzają, iż na tle szeregu czynników zakłócających i wpływających (jak artefakty biologiczne, czy cechy behawioralne użytkownika), da się zaobserwować różnice między porównywanymi procesami myślowymi i to zarówno przy pełnej, jak i zredukowanej liczbie elektrod pomiarowych. W przypadku zadań wykonywanych na potrzeby asynchronicznego interfejsu BCI szcze-

gólne znaczenie ma w tej mierze desynchronizacja i/lub synchronizacja fal mózgowych w paśmie alfa (a niekiedy także w paśmie beta) frakcji neuronów centralnej części kory mózgowej, nad którą lokalizowane są m.in. elektrody: C3, C4, Cp1 i Cz.

Przeprowadzone obliczenia i analizy wskazują na brak istotniejszych różnic w lokalizacji źródeł aktywności mózgu dla wyników uzyskanych przy wykorzystaniu 32 elektrod pomiarowych oraz po ich 4-krotnej redukcji. Tym samym potwierdzają trafność wyboru zestawu 8 elektrod (tzn. F3, T7, C3, CP1, C4, T8, F4 i Cz) w systemie BCI skonstruowanym w Zakładzie Systemów Informatyko-Pomiarowym Politechniki Warszawskiej [1, 2].

9. Literatura

- [1] Rak R.J., Kołodziej M., Majkowski A.: Brain-computer interface as measurement and control system – the review paper. *Me-trology and Measurement Systems*, XIX'2012, no. 3, 427-444.
- [2] Kołodziej M., Majkowski A., Rak R.J.: A New Method of EEG Classification for BCI with Feature Extraction Based on Higher Order Statistics of Wavelet Components and Selection with Genetic Algorithms. Adaptive and natural computing algorithms. Part I, Book Series: Lecture Notes in Computer Science, v. 6593 (2011), 280-289.
- [3] Wolpaw J.R., Birbaumer N., McFarland D.J., Pfurtscheller G., Vaughan T.M.: Brain-computer interfaces for communication and control. *Clinical Neurophysiology*, Jun 2002, 113(6), 767-791.
- [4] Wolpaw J., Winter Wolpaw E., Brain-Computer Interfaces: Principles and Practice. Oxford University Press, 2012.
- [5] Pascual-Marqui R.D.: Review of Methods for solving the EEG Inverse Problem. *International Journal of Bioelectromagnetism*, v.1 (1999), no. 1, p. 75-86.
- [6] Grech R., Cassar T., Muscat J., Camilleri K.P., Fabri S.G., Zervakis M., Xanthopoulos P., Sakkalis V. and Vanrumste B.: Review on solving the inverse problem in EEG source analysis. *Journal of NeuroEngineering and Rehabilitation* 2008, 5:25 (7 Nov. 2008).
- [7] Kandel E.R., Schwartz J.H., Jessell T.M., Siegelbaum S.A., Hudspeth A.J., Principles of Neural Science. McGraw-Hill Professional, 5th Edition, ISBN: 978-0071390118, 2012.
- [8] Kamousi B., Liu Z., He B., Classification of Motor Imagery Tasks for Brain-Computer Interface Applications by Means of Two Equivalent Dipoles Analysis. *IEEE Transactions on Neuronal Systems and Rehabilitation Engineering*, v. 13, no. 2, June 2005, 166-171.
- [9] Frolov A.A., Húsek D., Bobrov P.D., Korshakov A., Chernikova L., Konovalov R., Mokienco O., Localizing Sources of Brain Activity Relevant to Motor Imagery Brain-Computer Interface Performance, Using Individual Head Geometry. *Advances in Neural Networks – ISNN 2012*, v. 7367, 2012, 369-378.
- [10] Ferrez P.W., del R. Millán J., Error-Related EEG Potentials Generated During Simulated Brain-Computer Interaction. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, v. 55, no. 3, March 2008, 923-929.
- [11] Noirhomme Q., Kitney R.I., Macq B., Single-Trial EEG Source Reconstruction for Brain-Computer Interface. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, v. 55, no. 5, May 2008, 1592-1601.
- [12] Jagodzińska U., Towards the Applications of Algorithms for Inverse Solutions in EEG Brain-Computer Interfaces. *International Journal of Electronics and Telecommunications*, 2013, v. 59, no. 3, 277-283.
- [13] Painold A., Anderer P., Holl A.K., Letmaier M., Saletu-Zyhlarz G.M., Saletu B., Bonelli R.M.: EEG low-resolution brain electromagnetic tomography (LORETA) in Huntington's disease. *Journal of Neurology*, 258 (2011), no. 5, 840-854.
- [14] <http://www.bcci.de/competition/iii/>, BCI Competition III; Data set V (mental imagery, multi-class).
- [15] http://www.toiowonaukowo.blogspot.com/2012_10_01_archive.html, 'Interfejs mózg-komputer. To i Owo Naukowo.' – archiwum z października 2012 r.