

Nieinwazyjny interfejs mózg–komputer do zastosowań technicznych

Alicja Cegielska, Mariusz Olszewski

Politechnika Warszawska, Wydział Mechatroniki, Instytut Automatyki i Robotyki, ul. św. Andrzeja Boboli 8, 02-525 Warszawa

Streszczenie: Celem opracowania jest zwięzłe opisanie zasad działania interfejsu mózg–komputer i przedstawienie jego możliwych zastosowań technicznych. Jest to współcześnie intensywnie rozwijany system mechatroniczny mierzący aktywność mózgu i generujący na jej podstawie sygnały sterujące dla urządzeń i maszyn. W artykule zawarto podstawowe informacje na temat ludzkiego mózgu, metod pomiaru jego aktywności, przetwarzania i klasyfikacji sygnałów. Przedstawiono różne możliwości realizacji interfejsu i jego zastosowania techniczne.

Słowa kluczowe: interfejs mózg–komputer, elektroencefalografia, sterowanie za pomocą ludzkiego mózgu, aktywność mózgu

1. Wprowadzenie

Interfejs mózg–komputer (*Brain-Computer Interface*, BCI), a przez komputer także podłączenie dowolnego urządzenia, maszyny lub systemu mechatronicznego, jest fascynującym już od kilkunastu lat rozwiązaniem. Ma ono zapewnić sterowanie za pomocą ludzkiego mózgu, bez aktywowania aktonów mięśniowych człowieka, wspomnianymi urządzeniami, maszynami i systemami (rys. 1). Szczególnie pasjonująca, ale dziś jeszcze ciągle przyszłościowa, wydaje się możliwość zastosowania BCI jako głównego lub pomocniczego sterownika we wszystkich obszarach robotyki – od przemysłowej, przez mobilną, medyczną, aż do antropomorficznej o częściowej autonomii, wspomagającej osoby chore, kalekie lub niedołążne [12].

Powstał więc pomysł, aby zebrać możliwie wszystkie aktualne i dostępne informacje konieczne do zrozumienia zasady działania BCI, opisu struktur i działania mózgu, metod akwizycji i przetwarzania sygnałów oraz ich klasyfikacji i definicji [43, 74]. Zadaniu temu jest poświęcony niniejszy artykuł. W jego przygotowaniu niezwykle owocną okazała się współpraca z Instytutem Biologii Doświadczalnej PAN, prowadzącym już od kilkadziesiąt lat zaawansowane prace badawcze ludzkiego mózgu i związanych z nim neuromechanizmów. Współpraca ta pozwoliła sięgnąć po liczne publikacje oraz wykłady i kontakty z pracownikami wspomnianej jednostki [25, 75, 76].

Zakres opracowania objął zwięzłe opisanie podstaw funkcjonowania mózgu i interfejsu nieinwazyjnego, w tym pomiaru aktywności mózgu, wykorzystania, przetwarzania i klasyfikacji sygnałów z elektroencefalografu (*Electroencephalograph*, EEG), interfejsu synchronicznego/asynchronicznego oraz aktywnego/



Rys. 1. BCI w zadaniu sterowania aktywną ortezą [festo.com/bionic]
Fig. 1. BCI for active orthosis control

reaktywnego/pasywnego, samouczenia, modyfikacji i zastosowań BCI. Dla ograniczenia penetrowanego obszaru pominięto rozwiązania i metody inwazyjne budowy BCI.

2. Struktura i aktywność mózgu

Neuron jest komórką, której podstawową funkcją jest przekazywanie informacji zakodowanych w postaci impulsów nerwowych. Wszystkie neurony składają się z ciała komórkowego, aksonu i dendrytów. Różnią się między sobą pod względem morfologicznym i czynnościowym. Istnieje wiele podziałów i typów komórek nerwowych, można wyróżnić między innymi:

- komórki Golgi typu I (o długich aksonach), np:
 - komórki piramidowe (z trójkątnym ciałem komórki),
 - komórki Purkiniego (z rozbudowanym drzewem dendrytycznym);
- komórki Golgi typu II (o krótkich aksonach).

Neurony kory mózgowej są uporządkowane w obszary, które u każdego osobnika pełnią te same funkcje (np. sygnały układu mięśniowego są generowane w pierwszorzędowej korze ruchowej, rys. 2). Każda część układu mięśniowo-czuciowego jest reprezentowana w korze nowej ruchowej i czuciowej, w przybliżeniu z zachowaniem topografii podanej w [9, 67] (rys. 3). Te obszary funkcjonalne w pewnym stopniu różnią się przestrzenną zajęto-

Autor korespondujący:

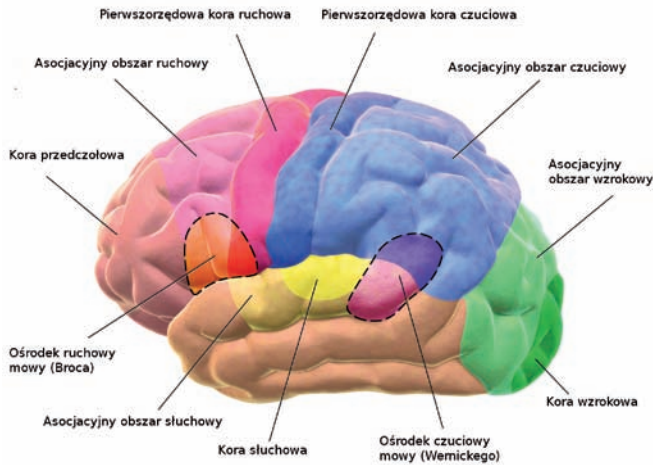
Alicja Cegielska, a.cegielska@mchtr.pw.edu.pl

Artykuł recenzowany

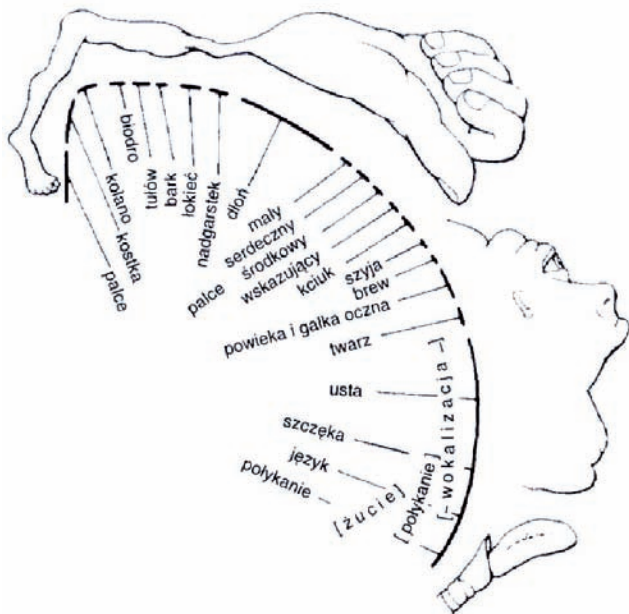
nadesłany 15.07.2015 r., przyjęty do druku 24.08.2015 r.



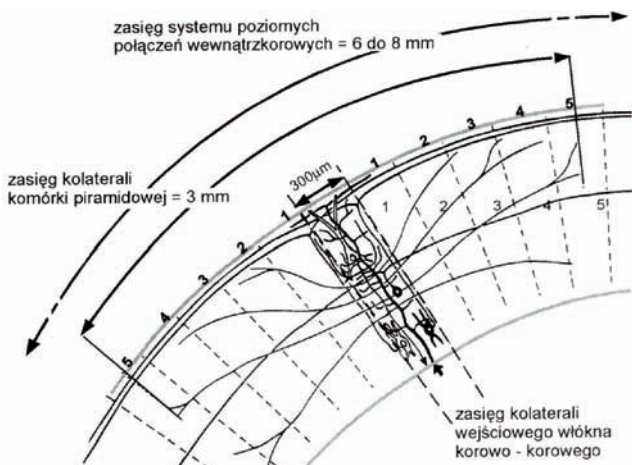
Zezwala się na korzystanie z artykułu na warunkach licencji Creative Commons Uznanie autorstwa 3.0



Rys. 2. Obszary ruchowe i sensoryczne kory mózgowej [Blaussen.com, “Blaussen gallery 2014”, Wikiversity Journal of Medicine]
Fig. 2. Motor and sensory regions of the cerebral cortex



Rys. 3. Przekrój kory ruchowej z przyporządkowanymi obszarami układu mięśniowego człowieka [25]
Fig. 3. The cross-section of the motor cortex with associated parts of the human muscular system



Rys. 4. Zasięg kolaterali (rozgałęzień) aksonu komórki nerwowej [75]
Fig. 4. The range of collaterals (branches) of a nerve cells axon

ścią kory mózgowej i nie jest możliwe opracowanie uniwersalnego schematu podziału ludzkiego mózgu [25, 65, 76].

Ze względu na właściwości błony komórkowej, wewnątrz neuronu ma ładunek ujemny w stosunku do otoczenia. Jest on nazywany potencjałem spoczynkowym i wynosi średnio -70 mV. Na skutek działania bodźca (np. pobudzenia synaps na dendrytach neuronu) może nastąpić depolaryzacja błony komórkowej. Jeśli narastający potencjał przekroczy wartość progową, jony sodu, wpływając do komórki pod wpływem różnicy potencjałów elektrycznych, spowodują zmianę polaryzacji błony, trwającą w zależności od komórki od $0,5$ ms do 2 ms, nazywaną potencjałem czynnościowym (lub iglicowym) rzędu $+35$ mV. Po wystąpieniu potencjału czynnościowego następuje repolaryzacja błony do wartości spoczynkowej. Dyfundujące jony powodują depolaryzację sąsiedniego odcinka błony aksonu powyżej progu pobudzenia i generują potencjał w nowym miejscu (rys. 4). Takie przesuwanie się fali depolaryzacji nazywane jest impulsem nerwowym i odbywa się bez zmniejszania jego amplitudy. Częstotliwość wytwarzanych przez komórkę potencjałów czynnościowych wzrasta wraz ze wzrostem natężenia bodźca [70, 75].

W analizie elektrycznych sygnałów mózgowych rozpatrywane są dwa parametry – amplituda i częstotliwość. Przy podziale ze względu na częstotliwość wyróżnia się pasma, które są związane z określonymi stanami lub bodźcami. Nie można precyzyjnie określić ich granic ani funkcji, ponieważ silnie zależą od cech osobniczych, a wiele aspektów działania mózgu jest nadal nieznanymi. Wyróżnia się następujące pasma [3, 5, 33, 66]:

- pasmo *alfa* – u około $\frac{3}{4}$ wszystkich ludzi oznacza relaks, obniżoną czujność i brak procesów kognitywnych (np. obliczenia matematyczne); są to rytmiczne zmiany potencjału elektrycznego o stosunkowo dużej amplitudzie i częstotliwości $8-12$ Hz; można zaobserwować zwiększenie amplitudy podczas zmęczenia lub przy zamkniętych oczach;
- pasmo *beta* – zwykle występuje podczas stanu czujności, zastępuje pasmo *alfa* po pojawieniu się procesów aktywnych; zmiany potencjału mają mniejszą amplitudę i większą częstotliwość $18-30$ Hz;
- pasmo *gamma* – związane z łączeniem różnych bodźców w logiczną całość (np. dostrzeżenie psa dalmatyńczyka na czarno-białym tle); są to zmiany potencjału o częstotliwości $30-100$ Hz;
- pasmo *theta* – związane z brakiem czujności lub uwagą i procesami aktywnymi; są to częstotliwości $4-8$ Hz;
- pasmo *delta* – związane ze snem u osób zdrowych lub ze stanami patologicznymi; zakres częstotliwości $0,5-4$ Hz;
- pasmo *mu* – wykorzystywane podczas analizy sygnałów mózgowych związanych z wykonywaniem lub wyobrażaniem ruchu; odpowiada częstotliwościom $8-12$ Hz.

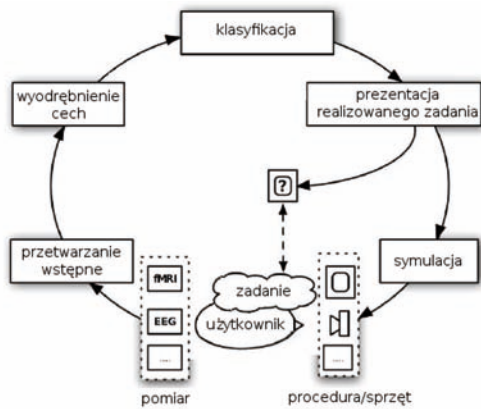
Pasma *mu* i *beta* są związane z żądaniem ruchu lub wyobrażeniem ruchu. Oba pasma są lokalnie zmniejszane w regionie odpowiadającym danej części układu mięśniowego, niezależnie od tego, czy ruch jest aktywny, pasywny czy też jest to odruch. Takie osłabienie aktywności jest nazywane desynchronizacją wywołaną [9].

3. Podstawowe zasady działania interfejsu mózg–komputer

3.1. Działanie BCI

Działanie interfejsu mózg–komputer może zostać przedstawione jako cykl (rys. 5), w którym występują kolejno:

- przedstawienie zadania lub podjęcie działania przez użytkownika,
- akwizycja sygnałów mózgowych,
- przetwarzanie wstępne (w tym usuwanie artefaktów),
- wyodrębnianie cech charakterystycznych sygnału,



Rys. 5. Jedna z możliwości przedstawienia zasady działania interfejsu mózg-komputer [73]

Fig. 5. One of the possible representations of the principles of brain-computer interface

- klasyfikacja i obliczanie sygnału wyjściowego,
- prezentacja wyników przestawionego zadania.

Sposób przedstawienia sygnału zwrotnego od realizowanego zadania nie ma wpływu na jakość komunikacji. Istnieją aplikacje abstrakcyjne (np. przesuwanie krzyżyka do wskazanego na monitorze obszaru) i realistyczne (np. symulacja poruszającej się ręki) [50, 73].

Interfejsy mózg-komputer można projektować jako systemy:

- synchroniczne, w których interfejs wymaga odpowiedzi użytkownika w zdefiniowanym czasie,
- asynchroniczne, które czekają na pojawienie się charakterystycznej aktywności.

Interfejs asynchroniczny pozwala użytkownikowi na zamierzone przerwy w komunikacji bez spadku wydajności, wyłączając się, kiedy wiarygodność pomiaru jest zbyt mała. Prędkość komunikacji interfejsu synchronicznego jest ograniczona, natomiast interfejs asynchroniczny może dopasowywać prędkość działania do stanu użytkownika. Z tych powodów efektywność komunikacji interfejsu asynchronicznego jest większa [1, 9, 37].

Koniecznym elementem jest uczenie użytkownika BCI trwające od kilkunastu minut nawet do kilku miesięcy. Czas treningu zależy głównie od wybranej cechy charakterystycznej sygnału i metody treningu. Klasycznym podejściem jest uczenie użytkownika świadomego manipulowania daną cechą z wykorzystaniem symulatorów. Ze względu na niedokładność umieszczenia elektrod, zmiany stanu użytkownika i ograniczoną znajomość map mózgu, przed rozpoczęciem pracy konieczne jest zebranie danych kalibracyjnych, od których zależy efektywność działania BCI.

Następstwem czasochłonności procesu uczenia jest stosowanie coraz bardziej złożonych systemów samouczących. System określa parametry dla każdego użytkownika na podstawie danych kalibracyjnych, a następnie w sposób ciągły dopasowuje się do zmian stanu użytkownika wywołanych zmęczeniem, dziennymi wahaniami aktywności mózgu, czasochłonnością uczenia się i innymi czynnikami. Ze względu na łatwość adaptacji dużą przewagę zapewniają proste metody klasyfikacji sygnałów, takie jak klasyfikatory liniowe [9, 16, 32, 48, 62].

3.2. Metody akwizycji sygnałów mózgowych

Istnieją dwie grupy metod akwizycji sygnałów mózgowych:

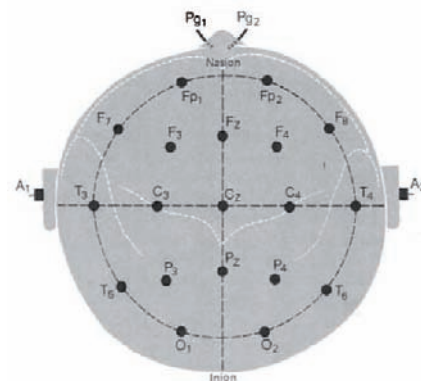
- inwazyjne – wymagają umieszczenia elektrod bezpośrednio na powierzchni lub w mózgu, co wymaga interwencji chirurga i wiąże się z zagrożeniami (typowymi dla każdej operacji oraz możliwością uszkodzenia mózgu lub pozostawienia blizn);
- nieinwazyjne, np.:
 - elektroencefalografia (EEG),
 - magnetoencefalografia (*Magnetoencephalography*, MEG),

- rezonans magnetyczny (*Magnetic Resonance Imaging*, MRI),
- spektroskopia w bliskiej podczerwieni (*Near Infrared Spectroscopy*, NIRS).

Nie zostało określone, które metody pozwolą osiągnąć większą dokładność i prędkość komunikacji, jednak do 2008 r. większą wydajność miały interfejsy inwazyjne [16, 43].

3.3. Pomiar aktywności mózgu metodą EEG

Najpopularniejszą metodą pomiaru aktywności mózgu dla nieinwazyjnego BCI jest badanie EEG, które mierzy aktywność elektryczną mózgu. EEG wymaga rejestrowania sygnałów rzędu μV na skórze głowy, co jest realizowane przez wzmacnianie sygnałów różnicowych elektrod znajdujących się w miejscach aktywnych i elektrody referencyjnej lub wartości średniej sygnałów pochodzących ze wszystkich elektrod. Elektrody są zazwyczaj umieszczane i nazywane zgodnie z międzynarodowym systemem 10-20 (rys. 6).



Rys. 6. Międzynarodowy system 10-20 rozmieszczenia elektrod, widok czaszki z góry: A – elektroda referencyjna, F – elektrody części czołowej (frontal), C – elektrody części centralnej (central), T – elektrody części skroniowej (temporal), P – elektrody części ciemieniowej (parietal), O – elektrody części potylicznej (occipital) [66]

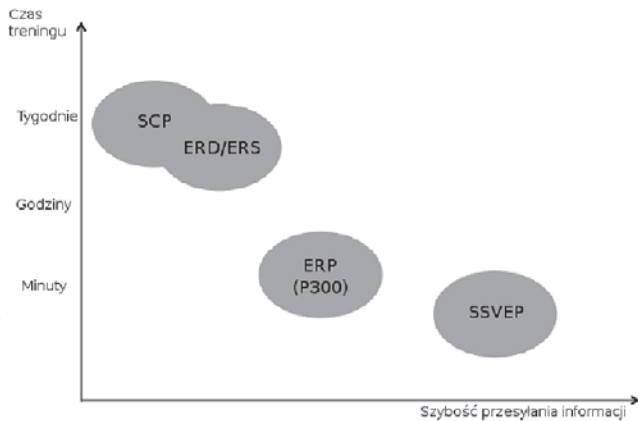
Fig. 6. International 10-20 electrode placement system, view from above: A – reference electrode, F – frontal electrodes, C – central electrodes, T – temporal electrodes, P – parietal electrodes, O – occipital electrodes

Powszechnie rejestrowane są częstotliwości od niemal 0 Hz do 100 Hz, stosuje się filtry dolno-, środkowo- i górnoprzepustowe. EEG charakteryzuje się dużą rozdzielczością czasową, wystarczającą do zastosowań w BCI i małą rozdzielczością przestrzenną wymagającą obliczeniowego rozdzielania sygnałów. Aparatura do badań w zastosowaniach technicznych jest lekka, przenośna i tania [29, 40, 66]. W większości systemów wykorzystywane są czepki i żel, które utrudniają komercyjne zastosowania BCI, np. w urządzeniach służących rozrywce. Wprowadzane są stopniowo aktywne i pasywne elektrody suche, których dokładność jest podobna lub lepsza niż tradycyjnych, wymagających żelu. Przy projektowaniu systemów z suchymi elektrodami największy nacisk kładzie się na łatwość zakładania, łatwe przenoszenie i bezprzewodowe łączenie [22, 23, 26].

4. Wybrane cechy charakterystyczne sygnałów mózgowych

Od wybranej cechy charakterystycznej sygnałów mózgowych zależą metody przetwarzania sygnałów, możliwe zastosowania i ograniczenia oraz czas uczenia użytkownika (rys. 7). Niektóre z cech sygnałów EEG wywoływane są przez bodziec zewnętrzny, a inne są kontrolowane świadomie. Większość współczesnych BCI działa w oparciu o bodźce wzrokowe, wykorzystywane

jest również wizualne sprzężenie zwrotne, niezależne jednak od ruchów gałek ocznych. Podejmowane były również próby projektowania BCI z bodźcami dźwiękowymi, jednak osiągały one mniejszą prędkość przesyłania informacji. Niedawno rozpoczęły się prace nad interfejsami hybrydowymi, które wykorzystują jednocześnie kilka cech charakterystycznych sygnałów mózgowych lub dodatkowo analizują również inne sygnały, np. tętno, aktywność mięśni, ruchy gałek ocznych lub sygnały zewnętrzne [16, 37, 39, 61, 68, 72].



Rys. 7. Porównanie interfejsów działających w oparciu o wolne potencjały korowe (Slow Cortical Potentials, SCP), wywołaną synchronizację/desynchronizację (Event-Related Desynchronization/Synchronization, ERD/ERS), potencjały wywołane (Event-Related Potentials, ERP) (szczególnie komponent P300) i wzrokowe potencjały wywołane stanu ustalonego (Steady-State Visual Evoked Potentials, SSVEP) pod względem czasu uczenia i szybkości przesyłania informacji [3]

Fig. 7. The comparison of interfaces operating on the basis of SCP, ERS/ERD, P300 potential and SSVEP in terms of learning time and information transfer rate

Wolne potencjały korowe (*Slow Cortical Potentials, SCP*) były jedną z pierwszych wykorzystywanych cech charakterystycznych sygnałów mózgowych. Są to świadomie generowane zmiany potencjału, niezwiązane z ruchem, o częstotliwości 1–2 Hz, trwające od 300 ms do kilku sekund. Przez trening ze sprzężeniem zwrotnym możliwe jest nauczenie się, w czasie od kilku tygodni do miesięcy, kontrolowania SCP, wyzwalając dodatnie lub ujemne przesunięcia wartości średniej amplitudy mierzonego sygnału. Analiza sygnału jest prosta, ponieważ polega na obliczaniu średniej amplitudy sygnału w kolejnych oknach czasowych, jednak możliwe do osiągnięcia prędkości komunikacji są niskie – wynoszą około 10 bitów na minutę. SCP są istotną cechą sygnałów mózgowych dla aplikacji *neurofeedback* w leczeniu określonych dolegliwości [6, 18, 30, 32, 36].

Często wykorzystywaną cechą są potencjały wywołane (*Event-Related Potentials, ERP*), będące odpowiedzią na bodźce poznawcze, czuciowe lub ruchowe. ERP składają się z dodatnich i ujemnych komponentów pojawiających się kolejno. Pierwszych 100 ms po wystąpieniu bodźca odpowiada procesom czuciowym. ERP mają częstotliwości 0,5–15 Hz. Zazwyczaj wybiera się komponent najłatwiejszy do odróżnienia lub największy, czyli P300. Pozytywny potencjał P300 pojawia się około 300–500 ms po wystąpieniu bodźca i osiąga wartość 2–5 μV . Wartości amplitudy i opóźnienie są cechami indywidualnymi i zależą także od rodzaju bodźca. Jest to aktualnie najczęściej stosowana cecha, pozwalająca osiągnąć szybkość komunikacji 20–30 bitów na minutę, a więc w połączeniu z odpowiednim oprogramowaniem 2–4 słów na minutę, przy czasie kalibracji zależnym od aplikacji. Aplikacja użytkownika może być tabelą, w której losowo podświetlane są kolejne wiersze lub kolumny [5, 18, 28, 71] (rys. 8).

Często stosowaną cechą charakterystyczną są wzrokowe potencjały wywołane stanu ustalonego (*Steady-State Visual Evoked*

A	B	C	D	E	F
G	H	I	J	K	L
M	N	O	P	Q	R
S	T	U	V	W	X
Y	Z	0	1	2	3
4	5	6	7	8	9

Rys. 8. Typowy ekran tablicowy aplikacji do pisania; kolejne wiersze i kolumny są podświetlane, co powoduje generację potencjału P300 [3]
Fig. 8. Typical table application screen for writing; each row and column flash subsequently, which triggers generation of P300 potential

Potentials, SSVEP) czyli potencjały wywołane przez regularnie powtarzane bodźce wzrokowe o częstotliwości co najmniej 5–6 Hz. SSVEP są widoczne jako oscylacje w korze potylicznej, których częstotliwość jest taka sama jak bodźca. Osiągają największą amplitudę dla bodźców o częstotliwości około 15 Hz. Ta metoda pozwala na uzyskanie dokładności klasyfikacji sygnału do 92 % lub średniej prędkości rzędu 27 bitów na minutę, jeśli użytkownik skupia wzrok na bodźcu [3, 71].

BCI działające w oparciu o ruch lub wyobrażenie ruchu wykorzystują oscylacje w zapisie EEG z kory ruchowej i czuciowej, czyli desynchronizację/synchronizację wywołaną (*Event-Related Desynchronization/Synchronization, ERD/ERS*). Zamierzenie wykonania ruchu powoduje desynchronizację (zmniejszenie średniej amplitudy sygnału), widoczną szczególnie w pasmach *mu* i *beta* w lokalizacjach czołowych i ciemieniowych, która rozpoczyna się 2 s przed wykonaniem właściwego ruchu. Po wykonaniu ruchu rozpoczyna się synchronizacja i moc sygnału osiąga maksimum po około 600 ms. Po wykonaniu ruchu wzrasta też amplituda w paśmie *gamma* w pierwszorzędowej korze sensorycznej. Sygnały znacznie różnią się między użytkownikami pod względem wartości amplitudy i miejsca ich powstania. Trening pozwala użytkownikowi nauczyć się kontrolowania amplitud w tych pasmach bez wykonywania ruchu, co jest szczególnie istotne w przypadku zastosowań interfejsu w budowie aktuatorów ruchu mechanizmów urządzeń i maszyn. Metoda pozwala m.in. na poruszanie kursorem w trzech wymiarach lub sterowanie aktywnym urządzeniem ortotycznym (np. rys. 1). W aplikacji do pisania osiągnięto tą metodą prędkość kilku znaków na minutę [6, 16, 49, 57].

5. Przetwarzanie sygnałów EEG

Dobór metody przetwarzania sygnałów EEG w dużej mierze zależy od wybranej cechy charakterystycznej sygnału. Wykorzystywane są zarówno proste, jak i złożone procedury obliczeniowe. Wymagany jest czas obliczeń poniżej 40 ms, ponieważ sygnał wyjściowy musi być prezentowany w czasie rzeczywistym. Ze względu na niekorzystny stosunek sygnału do szumu, konieczne są procedury filtracyjne, w tym także statystyczne [3, 16, 55].

Wszystkie sygnały mózgowe są sygnałami niestacjonarnymi, co znacznie utrudnia obliczenia. Rozpoczęto prace nad przetwarzaniem sygnałów uwzględniającym jego niestacjonarność, jednak proponowane procedury nadal są zbyt skomplikowane i za mało efektywne, by je obecnie stosować [35, 49].

Pierwszym etapem przetwarzania sygnału jest zwykle filtracja dolnoprzepustowa sygnału analogowego. Potem następuje detekcja i usuwanie artefaktów, które mogą być efektem ruchów głowy, zrygów, oczami, aktywności serca, interferencji z siecią, szumów

od otaczających urządzeń elektrycznych, ruchów kabli lub szumów termicznych. Artefakty mogą być wykrywane metodami: wartości ekstremalnych, trendów liniowych, prawdopodobieństwa danych, filtrów spektralnych i separacji źródłowej (*Blind Source Separation, BSS*) [1, 17, 21, 45].

W interfejsach mózg–komputer stosowane są trzy rodzaje filtracji:

- czasowa,
- spektralna,
- oraz przestrzenna.

Filtracja czasowa jest elementem często pomijanym w opisie, ponieważ jest implementowana wewnątrz gotowych funkcji. Rzadko stosowane są również transformacje falkowe [19]. Filtracja spektralna występuje w każdym BCI, ponieważ konieczne jest odcięcie częstotliwości niepotrzebnych lub nieodpowiednich dla jakości przetwarzania oraz dla użytkownika w konkretnych aplikacjach. Filtracja przestrzenna służy do przybliżonego wyznaczenia źródeł sygnału. Zadanie to jest złożone ze względu na małą rozdzielczość przestrzenną współczesnych metod badania EEG, jednak szczególnie istotne przy wykorzystywaniu cech sygnałów ruchowych. W badaniach często stosowane są filtry Laplace’a ze względu na łatwość implementacji i niewielkie wymagania obliczeniowe. Inną popularną metodą jest wspólny wzorec przestrzenny (*Common Spatial Pattern, CSP*), który jest bardziej skomplikowany obliczeniowo, jednak zapewnia lepsze efekty przetwarzania [1, 34, 44, 56, 62].

6. Metody klasyfikacji sygnałów mózgowych

Badania nie wykazały znaczącej przewagi poszczególnych klasyfikatorów w stosunku do różnych aplikacji. Niektóre klasyfikatory wymagają ręcznej kalibracji w celu dopasowania parametrów do użytkownika. W celu wybrania odpowiednich cech charakterystycznych dobrze rozróżniających stany można stosować np. algorytmy genetyczne, analizę głównych składowych lub algorytmy selekcji sekwencyjnej [4, 6, 42, 58] (rys. 9).

Do preferowanych klasyfikatorów sygnałów mózgowych należą [2, 42]:

- klasyfikatory liniowe wykorzystujące:
 - analizę dyskryminacyjną (*Linear Discriminant Analysis, LDA*)
 - niewymagającą dużych mocy obliczeniowych, łatwą w implementacji i dającą dobre wyniki,
- metodę wektorów nośnych (*Support Vector Machine, SVM*)
- o dobrych właściwościach generalizacji, niewrażliwą na przetrenowanie;
- klasyfikatory nieliniowe wykorzystujące:
 - sieci neuronowe – najczęściej perceptronowe, zaletą jest brak ograniczenia liczby klas i przybliżanie dowolnych funkcji,
 - klasyfikatory Bayesa – dobrze działające na niepewnych danych,
 - klasyfikatory typu „najbliższy sąsiad” – o prostej zasadzie działania, przybliżające dowolną funkcję.

7. Zastosowania BCI

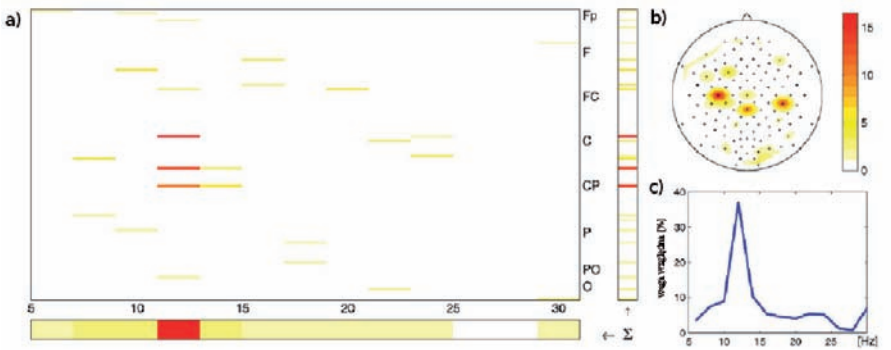
Większość istniejących systemów to interfejsy wymagające od użytkownika skupienia, które można podzielić na:

- aktywne, gdy użytkownik świadomie próbuje wywołać określoną reakcję,
- reaktywne, w których sygnały są odpowiedzią na bodźce zewnętrzne.

Coraz częściej projektowane są interfejsy pasywne, których zadaniem jest analiza sygnałów mózgowych i stanu użytkownika w danej sytuacji. Taki interfejs może monitorować skupienie podczas monotonicznych czynności wymagających stałej uwagi, informować kierowcę, kiedy zasypia, włączając drgania kierownicy, tłumaczyć nieznanie słowa podczas czytania tekstu w języku obcym lub wyświetlać informacje na temat obserwowanego obiektu [24, 49].

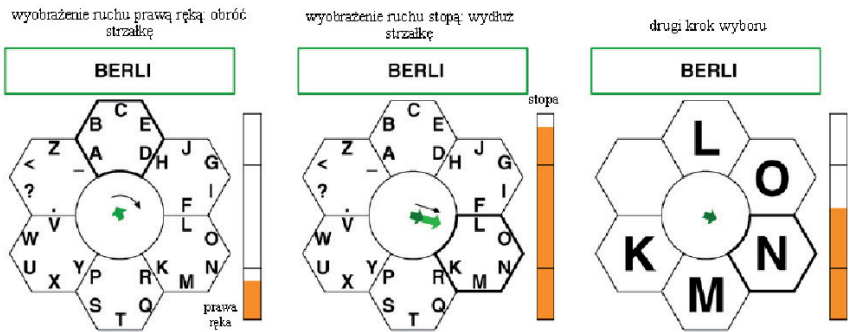
7.1. BCI w urządzeniach wspomagających osoby niepełnosprawne

Obecnie najczęstszym zastosowaniem BCI jest pomoc osobom niepełnosprawnym w komunikacji z komputerem lub poruszaniu się. Najbardziej popularne są aplikacje do pisania (rys. 10). Prędkość i dokładność, które silnie zależą od użytkownika, są jednymi z przyczyn sprawiających, że BCI nie są jeszcze powszechnie stosowane [1, 3, 18, 49].



Rys. 9. Wykres a) wagi wybranych przez algorytm częstotliwości na wybranych kanałach, które pozwalają najlepiej rozróżnić dwa stany; pasek po prawej stronie i schemat b) suma wag wybranych częstotliwości względem kanału; pasek poniżej i wykres c) suma wag ze wszystkich kanałów względem częstotliwości [49]

Fig. 9. Graph a) shows the weights of frequencies selected by the algorithm on given channels, which allow the best distinction between two states; bar on the right and scheme b) show the sum of weights of selected frequencies relative to the channel; bar below and graph c) show the sum of the weights of all the channels relative to frequency



Rys. 10. Aplikacja Hex-o-Spell jest jedną z wielu istniejących aplikacji do pisania, zaprojektowaną do działania z interfejsem wykorzystującym wyobrażenie ruchu; prędkość obracania się i wydłużania strzałki jest ustalana indywidualnie dla każdego użytkownika [49]

Fig. 10. Hex-o-Spell application is one of many existing applications for writing, designed to work with an interface, that uses motor imagery; speed of rotation and lengthening of the arrow is determined individually for each user

Osobom niepełnosprawnym BCI może służyć nie tylko do komunikacji z innymi osobami, ale również do sterowania komputerem lub otoczeniem. Istnieje specjalna przeglądarka internetowa, systemy umożliwiające myślowe (tele)otwieranie i zamykanie okien, kontrolowanie oświetlenia, radia, telewizora lub telefonu. BCI działające na podstawie wyobrażenia ruchu mogą być stosowane nawet przez osoby, które nie mogą się poruszać. Istnieją działające systemy BCI wspomagające osoby niepełnosprawne, jak np. wózek poruszający się sterowany łączonymi sygnałami – z mózgu oraz z sensorów, dzięki czemu wózek może samodzielnie omijać przeszkody, jeśli dane z BCI nie są wystarczająco wiarygodne. Przygotowanie użytkownika do sterowania takim wózkiem trwa zaledwie kilka godzin [8, 20, 30, 32, 37] (rys. 11).



Rys. 11. Przykład zastosowania BCI przez Michele Taveła, naukowca z École Polytechnique Fédérale de Lausanne (EPFL) do sterowania wózkiem inwalidzkim [43]

Fig. 11. An example of usage of BCI by Michele Taveła, a scientist from the École Polytechnique Fédérale de Lausanne (EPFL) to control a wheelchair

Rozwój BCI prowadzi do powstawania neuroprotezy, które wykorzystując bezpośrednio sygnały mózgowe mogłyby mieć wiele stopni ruchliwości. Aktywna orteza może zastąpić osobie niepełnosprawnej utracone funkcje ruchowe. Jest to bardzo istotny kierunek rozwoju, ponieważ może pozwolić osobie niepełnosprawnej na przynajmniej częściowe odzyskanie samodzielności [15, 38, 51].

7.2. BCI w robotyce

Jak wspomniano na początku artykułu, interfejs mózg–komputer może być wykorzystany we wszystkich obszarach robotyki – od przemysłowej, przez mobilną (także antropomorficzną), do robotyki medycznej.

W robotyce mobilnej interfejs mózg–komputer może pełnić rolę elementu teleobecności pozwalając na (tele)sterowanie platformą jeżdżącą z prawie taką samą prędkością i dokładnością jak sterowanie konwencjonalne. Użytkownik może w ten sposób np. brać udział w wycieczce po muzeum znajdującym się w innym mieście.

Kontrolowanie robota może być w różnym stopniu zależne od użytkownika – przez bezpośrednie sterowanie kierunkiem ruchu lub określanie celu i automatyczne obliczanie ścieżki. P300-BCI zostało już wykorzystane do sterowania robotem antropomorficznym (humanoidalnym), umożliwiając przemieszczanie mechanizmu robota, chwytanie i przenoszenie obiektów. Dokładność komunikacji wynosi do 98,4 %, a polecenia można wydawać co 5 s [7, 11, 13, 14].

Pasywny BCI może zwiększyć bezpieczeństwo pracy z robotami przemysłowymi, szczególnie podczas programowania i serwisowania, kiedy zdarza się najczęściej wypadków. Programowanie robotów wspomagane przez BCI umożliwiłoby zatrzymanie ruchu robota przed uderzeniem operatora lub serwisanta, bez koniecz-

ności stosowania panelu sterująco-programującego, odczytując jedynie fale mózgowe – stan użytkownika.

7.3. BCI w inżynierii medycznej

Prace na temat leczenia przez wpływanie na własne fale mózgowe rozpoczęto kilka dekad temu. Dzięki plastyczności mózgu możliwe jest długotrwałe obniżenie lub podniesienie wybranych parametrów sygnałów mózgowych. BCI może służyć do zwiększenia kontroli nad pracą mięśni, utraconej w wyniku choroby lub wypadku. Aktualnie wykorzystywane roboty i serwooperatory rehabilitacyjne typu egzoszkielety działają na podstawie informacji o prędkości kończyn, danych z elektromiografii (badania aktywności mięśni) lub działają niezależnie od pacjenta. Połączenie działania BCI z mechanizmem rehabilitacyjnym pozwoliłoby na inicjowanie ruchu przez procesy mózgowe i sprawdzanie poprawności odczuwania ruchu u pacjenta. W ten sposób BCI mogłoby wywoływać i kierować procesami plastycznymi w mózgu w celu przybliżenia aktywności mózgu do aktywności normalnej, co może powodować poprawę funkcji ruchowych układu mięśniowo-szkieletowego pacjenta. Tak samo jak przy konwencjonalnej rehabilitacji, metoda wykorzystująca robotykę rehabilitacyjną wymaga wielokrotnego powtarzania [16, 18, 60, 69].

Za pomocą metody *neurofeedback* można leczyć około 40 różnych rodzajów zaburzeń, m.in.:

- zaburzenia lękowe,
- bóle głowy o różnym podłożu,
- uzależnienia,
- chroniczny ból,
- choroby układu odpornościowego i oddechowego.

Trening wykorzystujący wolne potencjały korowe (SCP), prowadzony w Instytucie Fizjologii i Patologii Słuchu, obejmuje trzy fazy po 10 spotkań i służy zmniejszeniu szumów usznych.

Prace nad BCI pomagają w rozwoju neurologii, metod uczenia się i adaptacji, wykrywania kłamstw i faz snu lub do rozpoznawania osób. W przyszłości możliwe będzie wykorzystanie BCI, działającego w oparciu o aktywność *theta*, do zwiększenia efektywności uczenia się [9, 31, 59].

7.4. BCI w aplikacjach rozrywkowych

Coraz więcej aplikacji tworzonych jest z myślą o rozrywce. Najczęściej są to proste aplikacje do rysowania, działające podobnie jak aplikacje do pisania, w których litery i znaki są zastąpione przez kształty i kolory. Powstają również gry sterowane za pomocą BCI takie jak: *Connect 4*, *BrainBasher*, *Alpha-World of Warcraft BCI* (będące nakładką wprowadzającą dodatkową metodę sterowania do popularnej gry), *Affective Pacman*, *Bacteria Hunt* i *Mind the Sheep!* [10, 27, 45]. Działają one w oparciu o różne cechy charakterystyczne sygnałów, wymagają od gracza wyobrażenia ruchu, myślenia o określonym zadaniu lub odczytują emocje i dostosowują grę lub poziom trudności do jego aktualnego stanu.

W bliskiej przyszłości pojawią się komercyjnie udane aplikacje i gry czynnościowe, w których użytkownik będzie widział efekty swoich działań nie tylko na ekranie komputera, umożliwiając np. zdalną grę w bilard.

8. Podsumowanie

Współcześnie projektowane, produkowane i eksploatowane urządzenia, maszyny i systemy są w przeważającej większości rozwiązaniami mechatronicznymi. Istotą tych rozwiązań jest synergiczne połączenie mechaniki, elektronicznego sterowania i systemowego myślenia przy ich projektowaniu i wytwarzaniu. W porównaniu z konwencjonalnymi rozwiązaniami elektromechanicznymi główne różnice polegają na zmniejszaniu liczby i zakresu działania elementów i zespołów mechanicz-

nych, wprowadzeniu elektronicznych układów automatycznego sterowania i regulacji rozwiązujących problemy prowadzenia, koordynacji, nadzoru i optymalizacji realizowanych procesów, wykorzystaniu niematerialnych, programowych możliwości kształtowania ich właściwości oraz zapewnieniu współpracy elementów i zespołów pochodzących z różnych dziedzin techniki [53].

Podobna w rozwiązaniach konwencjonalnych i mechatronicznych jest jednak rola ich operatora i użytkownika. Wymaga ona umiejętności wprowadzania informacji i dyspozycji za pomocą przycisków, pokręteł, dźwigni i kierownic umieszczonych na pulpach i panelach sterowniczych, w przypadku wspomagania komputerowego klawiatur, myszy i monitorów dotykowych [54]. W bardziej zaawansowanych rozwiązaniach mechatronicznych – również głosu (np. komend dla prowadzenia endoskopu przez chirurga w operacjach teleoperacyjnych), mimiki twarzy (np. dla sterowania rękami inwalidzkich przez pacjentów pozbawionych sprawności ruchowej kończyn), ruchów ramion i dłoni (np. dla bezpiecznego programowania robotów przemysłowych). W najbardziej zaawansowanych rozwiązaniach elektromiografii (np. dla sterowania aktywnymi ortezami utraconych kończyn) ze wszystkimi fizjologicznie ujemnymi skutkami tej techniki. Ogólnie – jest to wykorzystanie procesów myślowych mózgu człowieka, wykształconych lub specjalistycznie nauczonych, przekształconych w jego układzie nerwowym na ruch jego układu mięśniowo-szkieletowego, z całym bagażem możliwych błędów popełnianych w trakcie kolejnego przekształcania tego ruchu na ruch lub inne działanie elementów sterowania urządzeń technicznych.

Wykorzystanie w pełni zautomatyzowanych urządzeń, maszyn i systemów mechatronicznych jest oczywiście pożądane, ale ze względu na środowisko, w którym mają one działać – bez obecności operatora lub użytkownika, obciążone możliwością wypadków. Dowodem są już stwierdzone przypadki zderzeń pojazdów samobieżnych (bez kierowcy), dopuszczonych w niektórych stanach USA do ruchu po drogach publicznych, nawet o ograniczonej dostępności (autostrady), czy też śmiertelne wypadki operatorów i serwisantów w zrobotyzowanych liniach produkcyjnych mimo zaawansowanych systemów zabezpieczeń.

Nieinwazyjny interfejs mózg–komputer w tej sytuacji może stać się główną lub dodatkową metodą sterowania urządzeniami, maszynami i systemami mechatronicznymi. Potwierdzają to już udane zastosowania BCI w medycynie, zaawansowane próby kierowania pojazdami osób niepełnosprawnych ruchowo, coraz liczniejsze wykorzystanie BCI w grach komputerowych, w tym także w próbach gier czynnościowych.

Głównym problemem sprawiającym, że BCI nie jest jeszcze szeroko stosowane w mechatronice jest ciągle nie w pełni dostateczna wiedza na temat zasad działania mózgu, nadal nie można dokładnie określić powiązań między myślami, sygnałami mózgowymi a zachowaniem człowieka. Prędkość i dokładność komunikacji nie wypełniają wszystkich wymagań urządzeń technicznych, są zresztą silnie zależne i od operatora lub użytkownika tych urządzeń, jak i od metody realizacji BCI [25, 46, 76]. Nadal stosunkowo dobrze rozpoznawane są stany pobudzenia i relaksu mózgu, co odpowiada działaniom urządzeń sterowanych tylko sygnałami dwuwartościowymi. Zdecydowanie gorsza jest umiejętność rozpoznawania stanów pośrednich aktywności mózgu, co odpowiadałoby działaniom potrzebnych w mechatronice aktuatorów serwo mechanizmów wymagających sterowania sygnałami ciągłymi i cyfrowymi.

Z tego względu badane są intensywnie metody znajdowania źródeł sygnałów mózgowych, co jest jednym z większych problemów w analizie sygnału EEG. Urządzenia pomiarowe EEG

są stopniowo ulepszone w celu zwiększenia rozdzielczości przestrzennej i czasowej mierzonych sygnałów, a więc zwiększenia liczby osób mogących osiągnąć wysoki poziom kontroli BCI i skrócenia czasu uczenia się [16, 37]. Interfejs mózg–komputer jest rozwijany na każdym etapie jego działania – przez nowe metody usuwania szumów, rozpoznawanie sygnałów charakterystycznych, implementacje nowych programów samouczących i autokalibracyjnych. Realne oczekiwania na poprawę właściwości BCI wiążą się z wykorzystaniem potencjałów powstających po rozpoznaniu błędów w trakcie automatycznego uczenia oraz detekcji zmian zamiast klasyfikacji sygnału [23, 41, 63, 64]. Poprawy akceptacji wymaga sama aparatura pomiarowa – dotyczy to także czepków do EEG i stosowanego żelu, a więc trudności w zakładaniu i zdejmowaniu aparatury pomiarowej oraz wyglądu użytkownika podczas korzystania z interfejsu. Poprawy szuka się w systemach tzw. suchych elektrod odczytujących sygnały mózgowe.

Istotny wpływ na to, w jakich dziedzinach i do jakich celów będą w najbliższej przyszłości stosowane urządzenia BCI ma również bezpieczeństwo użytkowania, wydajność, praktyczność, niezawodność, akceptacja środowiska użytkowników oraz stopień, w jakim przewyższą one tradycyjne techniki sterowania i odpowiedzą na potrzeby użytkowników [44, 47, 52, 76].

Bibliografia

1. Aloise F., Aricò P., Schettini F., Salinari S., Mattia D., Cincotti F., *Asynchronous gaze-independent event-related potential-based brain-computer interface*, "Artificial Intelligence in Medicine", Vol. 59, No. 2/2013, 61–69, DOI: 10.1016/j.artmed.2013.07.006.
2. Aloise F., Schettini F., Aricò P., Salinari S., Babiloni F., Cincotti F., *A comparison of classification techniques for a gaze-independent P300-based brain-computer interface*, "Journal of Neural Engineering", 9(4):045012, 2012, DOI: 10.1088/1741-2560/9/4/045012.
3. Amiri S., Rabbi A., Azinfar L., Fazel-Rezaei R., *A review of P300, SSVEP, and hybrid P300/SSVEP brain-computer interface systems*, [w:] Brain-Computer Interface Systems – Recent Progress and Future Prospects, 2013, DOI: 10.5772/56135.
4. Ang KK., Chin Z.Y., Zhang H., Guan C., *Filter bank common spatial pattern (fbcsp) in brain-computer interface*, Neural Networks, 2008. IJCNN 2008. (IEEE World Congress on Computational Intelligence), 2390–2397, IEEE, 2008, DOI: 10.1109/IJCNN.2008.4634130.
5. Basar E., Basar-Eroglu C., Karakas S., Schürmann M., *Are cognitive processes manifested in event-related gamma, alpha, theta and delta oscillations in the EEG?* "Neuroscience Letters", Vol. 259, No. 3/1999, 165–168, DOI: 10.1016/S0304-3940(98)00934-3.
6. Bashashati A., Fatourechi M., Ward R.K., Birch G.E., *A survey of signal processing algorithms in brain-computer interfaces based on electrical brain signals*, "Journal of Neural Engineering", 4(2):R32, 2007.
7. Bell C.J., Shenoy P., Chalodhorn R., Rao R.P., *Control of a humanoid robot by a noninvasive brain-computer interface in humans*, "Journal of Neural Engineering", 5(2):214, 2008.
8. Birbaumer N., Murguialday A.R., Cohen L., *Brain-computer interface in paralysis*, "Current Opinion in Neurology", 21(6):634–638, 2008, DOI: 10.1097/WCO.0b013e328315ee2d.
9. Blankertz B., Dornhege G., Krauledat M., Müller K.-R., Curio G., *The non-invasive Berlin Brain-Computer Interface: fast acquisition of effective performance in untrained subjects*, "Neuroimage", 37(2):539–550, 2007.

10. Bos D.P.-O., Reuderink B., van de Laar B., Gürkök H., Mühl C., Poel M., Nijholt A., Heylen D., *Brain-computer interfacing and games*, [in:] *Brain-Computer Interfaces*, 149–178, 2010, DOI: 10.1007/978-1-84996-272-8_10.
11. Carlson T., Tonin L., Leeb R., Rohm M., Rupp R., Al-Khodairy A., Millán J. d. R., *BCI telepresence: A six patient evaluation*. Proceedings of TOBI Workshop III: Bringing BCIs to End-Users: Facing the Challenge, EPFL-CONF-174371, 18–19, 2012.
12. Cegielska A., *Opracowanie możliwych realizacji interfejsu mózg-komputer*, Praca magisterska, Politechnika Warszawska, 2015.
13. Cheein F.A.A., Carelli R., Celeste W.C., Bastos T.F., Di Sciascio F., *Maps managing interface design for a mobile robot navigation governed by a BCI*, “Journal of Physics: Conference Series”, Vol. 90, IOP Publishing, 2007, DOI:10.1088/1742-6596/90/1/012088.
14. Chella A., Pagello E., Menegatti E., Sorbello R., Anzalone S.M., Cinquegrani F., Tonin L., Piccione F., Priftis K., Blanda C. et al., *A BCI teleoperated museum robotic guide*, “Complex, Intelligent and Software Intensive Systems”, CISIS’09. International Conference, 783–788. IEEE, 2009, DOI: 10.1109/CISIS.2009.154.
15. Cincotti F., Mattia D., Aloise F., Bufalari S., Schalk G., Oriolo G., Cherubini A., Mariani M.G., Babiloni F., *Non-invasive brain-computer interface system: towards its application as assistive technology*, “Brain Research Bulletin”, 75(6):796–803, 2008, DOI: 10.1016/j.brainresbull.2008.01.007.
16. Daly J.J., Wolpaw J.R., *Brain-computer interfaces in neurological rehabilitation*, “Lancet Neurology”, 7(11):1032–1043, 2008, DOI: 10.1016/S1474-4422(08)70223-0.
17. Delorme A., Sejnowski T., Makeig S., *Enhanced detection of artifacts in EEG data using higher-order statistics and independent component analysis*, “Neuroimage”, 34(4):1443–1449, 2007.
18. Devlaminck D., Wyns B., Boullart L., Santens P., Otte G., *Brain-computer interfaces: from theory to practice*, European Symposium on Artificial Neural Networks, 2009.
19. Durka P.J., Blinowska K.J., *Analysis of EEG transients by means of matching pursuit*. Annals of Biomedical Engineering, Vol. 23, 5/1995, 608–611, DOI: 10.1007/BF02584459.
20. Fabiani G.E., McFarland D. J., Wolpaw J.R., Pfurtscheller G., *Conversion of EEG activity into cursor movement by a brain-computer interface (BCI)*. IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering, 12(3):331–338, 2004, DOI: 10.1109/TNSRE.2004.834627.
21. Fatourechi M., Bashashati A., Ward R.K., Birch G.E., *EMG and EOG artifacts in brain computer interface systems: A survey*, “Clinical Neurophysiology”, Vol. 118, 3/007, 480–494, DOI: 10.1016/j.clinph.2006.10.019.
22. Fonseca C., Cunha J.S., Martins R., Ferreira V., de Sá J.M., Barbosa M., da Silva A.M., *A novel dry active electrode for EEG recording*. IEEE Trans. Biomed. Engineering, Vol. 54, 1/2007, 162–165, DOI: 10.1109/TBME.2006.884649.
23. Gargiulo G., Calvo R. A., Bifulco P., Cesarelli M., Jin C., Mohamed A., van Schaik A., *A new EEG recording system for passive dry electrodes*, Clinical Neurophysiology, Vol. 121, 5/2010, 686–693, DOI: 10.1016/j.clinph.2009.12.025.
24. George L., Lécuyer A. et al., *An overview of research on ‘passive’ brain-computer interfaces for implicit human-computer interaction*. International Conference on Applied Bionics and Biomechanics ICABB 2010-Workshop W1‘Brain-Computer Interfacing and Virtual Reality’, 2010.
25. Górská T., Majczyński H., *Mechanizmy sterowania ruchami dowolnymi*. [w:] praca zbiorowa Górská T., Grabowska A., Zagrodzka J. (red.), *Mózg a zachowanie*, Wydawnictwo Naukowe PWN, 2000.
26. Guger C., Krausz G., Allison B.Z., Edlinger G., *Comparison of dry and gel based electrodes for P300 brain-computer interfaces*, “Frontiers in Neuroscience”, 6, 2012, DOI: 10.3389/fnins.2012.00060.
27. Gürkök H., Nijholt A., Poel M., Obbink M., *Evaluating a multi-player brain-computer interface game: Challenge versus co-experience*, Entertainment Computing, Vol. 4, 3/2013, 195–203, DOI: 10.1016/j.entcom.2012.11.001.
28. Handy T. C., *Event-related Potentials: A methods handbook*. MIT Press, 2005.
29. He B., *Modeling and Imaging of Bioelectrical Activity*. Springer Verlag, 2004.
30. Hinterberger T., Schmidt S., Neumann N., Mellinger J., Blankertz B., Curio G., Birbaumer N., *Brain-computer communication and slow cortical potentials*, Biomedical Engineering, IEEE Transactions on, Vol. 51, 6/2004, 1011–1018, DOI: 10.1109/TBME.2004.827067.
31. Hoffmann L., Cicchese J., Berry S., *Hippocampal theta-based brain computer interface*, “Brain-Computer Interfaces”, Vol. 74, 155–184, Springer Verlag, 2015, DOI: 10.1007/978-3-319-10978-7_6.
32. Hoffmann U., Vesin J.-M., Ebrahimi T., Diserens K., *An efficient P300-based brain-computer interface for disabled subjects*, “Journal of Neuroscience Methods”, Vol. 167, 1/2008, 115–125, DOI: 10.1016/j.jneumeth.2007.03.005.
33. Huang R.-S., Jung T.-P., Makeig S., *Event-related brain dynamics in continuous sustained-attention tasks*, [w:] *Foundations of Augmented Cognition*, 65–74. Springer Verlag, 2007, DOI: 10.1007/978-3-540-73216-7_8.
34. Jonmohamadi Y., Poudel G., Innes C., Jones R., *Source-space ICA for EEG source separation, localization, and time-course reconstruction*. “NeuroImage”, Vol. 101, 720–737, 2014, DOI: 10.1016/j.neuroimage.2014.07.052.
35. Kaplan A.Y., Fingelkurts A.A., Fingelkurts A.A., Borisov S.V., Darkhovsky B.S., *Nonstationary nature of the brain activity as revealed by EEG/MEG: methodological, practical and conceptual challenges*, “Signal Processing”, Vol. 85, 11/2005, 2190–2212, DOI: 10.1016/j.sigpro.2005.07.010.
36. Kübler A., Nijboer F., Mellinger J., Vaughan T.M., Pawelzik H., Schalk G., McFarland D.J., Birbaumer N., Wolpaw J.R., *Patients with ALS can use sensorimotor rhythms to operate a brain-computer interface*, “Neurology”, 64(10):1775–1777, 2005.
37. Kübler A., Mattia D., Rupp R., Tangermann M., *Facing the challenge: Bringing brain-computer interfaces to end-users*, “Artificial Intelligence in Medicine”, 59:55–60, 2013, DOI: 10.1016/j.artmed.2013.08.002.
38. Lebedev M.A., Nicolelis M.A., *Brain-machine interfaces: past, present and future*, “Trends in Neurosciences”, Vol. 29, 9/2006, 536–546, DOI: 10.1016/j.tins.2006.07.004.
39. Lee E.C., Woo J.C., Kim J.H., Whang M., Park K.R., *A brain-computer interface method combined with eye tracking for 3D interaction*, “Journal of Neuroscience Methods”, Vol. 190, 2/2010, 289–298, DOI: 10.1016/j.jneumeth.2010.05.008.
40. Leuthardt E.C., Schalk G., Wolpaw J.R., Ojemann J.G., Moran D.W., *A brain-computer interface using electrocorticographic signals in humans*, “Journal of Neural Engineering”, 1(2):63–71, 2004.
41. Llera A., van Gerven M.A., Gómez V., Jensen O., Kappen H.J., *On the use of interaction error potentials for adaptive*

- brain computer interfaces*, "Neural Networks", Vol. 24, 10/2011, 1120–1127, DOI: 10.1016/j.neunet.2011.05.006.
42. Lotte F., Congedo M., Lécuyer A., Lamarche F., Arnaldi B. et al., *A review of classification algorithms for EEG-based brain-computer interfaces*, "Journal of Neural Engineering", Vol. 4, 2/2007, DOI: 10.1088/1741-2560/4/2/R01.
43. Luna P., *Controlling machines with just the power of thought*, "The Lancet Neurology", Vol. 10, No. 9/2011, 780–781, DOI: 10.1016/S1474-4422(11)70180-6.
44. Makeig S., Debener S., Onton J., Delorme A., *Mining event-related brain dynamics*, "Trends in Cognitive Sciences", 8(5):204–210, 2004.
45. Martinez P., Bakardjian H., Cichocki A., *Fully online multicommand brain-computer interface with visual neurofeedback using SSVEP paradigm*, "Computational Intelligence and Neuroscience", 2007:13–13, 2007, DOI: 10.1155/2007/94561.
46. Mason S.G., Birch G.E., *A general framework for brain-computer interface design*, "Neural Systems and Rehabilitation Engineering", Vol. 11, 1/2003, 70–85, DOI: 10.1109/TNSRE.2003.810426.
47. McFarland D.J., Sarnacki W.A., Wolpaw J.R., *Brain-computer interface (BCI) operation: optimizing information transfer rates*, "Biological Psychology", Vol. 63, 3/2003, 237–251, DOI: 10.1016/S0301-0511(03)00073-5.
48. Müller K.-R., Krauledat M., Dornhege G., Curio G., Blankertz B., *Machine learning techniques for brain-computer interfaces*, "Biomedical Engineering", 49(1):11–22, 2004.
49. Müller K.-R., Tangermann M., Dornhege G., Krauledat M., Curio G., Blankertz B., *Machine learning for real-time single-trial EEG-analysis: from brain-computer interfacing to mental state monitoring*, "Journal of Neuroscience Methods", 167(1):82–90, 2008.
50. Neuper C., Scherer R., Wriessnegger S., Pfurtscheller G., *Motor imagery and action observation: modulation of sensorimotor brain rhythms during mental control of a brain-computer interface*, "Clinical Neurophysiology", Vol. 120, 2/2009, 239–247, DOI: 10.1016/j.clinph.2008.11.015.
51. Nicolelis M.A., *Brain-machine interfaces to restore motor function and probe neural circuits*, "Nature Reviews Neuroscience", Vol. 4, 5/2003, 417–422, DOI: 10.1038/nrn1105.
52. Obermaier B., Neuper C., Guger C., Pfurtscheller G., *Information transfer rate in a five-classes brain-computer interface*, "Neural Systems and Rehabilitation Engineering", Vol. 9, 3/2001, 283–288, DOI: 10.1109/7333.948456.
53. Olszewski M. i in., *Podstawy mechatroniki*. REA, Warszawa 2006.
54. Olszewski M. i in., *Urządzenia i systemy mechatroniczne*. REA, Warszawa 2009.
55. Parra L.C., Spence C.D., Gerson A.D., Sajda P., *Recipes for the linear analysis of EEG*, "Neuroimage", 28(2):326–341, 2005.
56. Pereda E., Quiroga R.Q., Bhattacharya J., *Nonlinear multivariate analysis of neurophysiological signals*, "Progress in Neurobiology", 77(1):1–37, 2005.
57. Pfurtscheller G., Lopes da Silva F. H., *Event-related EEG/MEG synchronization and desynchronization: basic principles*, "Clinical Neurophysiology", 110(11):1842–1857, 1999.
58. Pfurtscheller G., Neuper C., Guger C., Harkam W., Ramoser H., Schlogl A., Obermaier B., Pergenzer M., i in., *Current trends in Graz brain-computer interface (BCI) research*, "IEEE Transactions on Rehabilitation Engineering", Vol. 8, 2/2000, 216–219, DOI: 10.1109/86.847821.
59. Ravi K., Palaniappan R., *Neural network classification of late gamma band electroencephalogram features*, "Soft Computing", Vol. 10, 2/2006, 163–169, DOI: 10.1007/s00500-004-0439-7.
60. Reyes J.F., Tosunoglu S., *An overview of brain-computer interface technology applications in robotics*, Florida Conference on Recent Advances in Robotics, 4–5 May 2011.
61. Rohm M., Schneiders M., Müller C., Kreiling A., Kaiser V., Müller-Putz G.R., Rupp R., *Hybrid brain-computer interfaces and hybrid neuroprostheses for restoration of upper limb functions in individuals with high-level spinal cord injury*, "Artificial Intelligence in Medicine", Vol. 59, 2/2013, 133–142, DOI: 10.1016/j.artmed.2013.07.004.
62. Sannelli C., Vidaurre C., Müller K.-R., Blankertz B., *CSP patches: an ensemble of optimized spatial filters. An evaluation study*, "Journal of Neural Engineering", 8(2):025012, 2011, DOI: 10.1088/1741-2560/8/2/025012.
63. Schalk G., Brunner P., Gerhardt L.A., Bischof H., Wolpaw J.R., *Brain-computer interfaces (BCIs): Detection instead of classification*, "Journal of Neuroscience Methods", Vol. 167, 1/2008, 51–62, DOI: 10.1016/j.jneumeth.2007.08.010.
64. Schalk G., Leuthardt E.C., Brunner P., Ojemann J.G., Gerhardt L.A., Wolpaw J.R., *Real-time detection of event-related brain activity*, "Neuroimage", 43(2):245–249, 2008, DOI: 10.1016/j.neuroimage.2008.07.037.
65. Sporns O., Tononi G., Kötter R., *The human connectome: a structural description of the human brain*, "PLoS Computational Biology", 1(4):e42, 2005, DOI: 10.1371/journal.pcbi.0010042.
66. Stern R.M., Ray W.J., Quigley K.S., *Psychophysiological recording*, Oxford University Press, 2001.
67. Steward O., *Principles of cellular, molecular, and developmental neuroscience*, Springer Verlag, 1989.
68. Tan D.S., Nijholt A., *Brain-Computer Interfaces Applying our Minds to Human-Computer Interaction*, Springer Verlag, Londyn, 2010.
69. Tee K.P., Guan C., Ang K.K., Phua K.S., Wang C., Zhang H., *Augmenting cognitive processes in robot-assisted motor rehabilitation*, Biomedical Robotics and Biomechanics, 2nd IEEE RAS & EMBS International Conference, 698–703, IEEE, 2008, DOI: 10.1109/BIO ROB.2008.4762894.
70. Traczyk W.Z., *Fizjologia człowieka w zarysie*. Państwowy Zakład Wydawnictw Lekarskich, 1978.
71. Treder M.S., Blankertz B., *(C)overt attention and visual speller design in an ERP-based brain-computer interface*, "Behavioral and Brain Functions", 6/2010, DOI: 10.1186/1744-9081-6-28.
72. Úbeda A., Iáñez E., Azorín J.M., *Shared control architecture based on RFID to control a robot arm using a spontaneous brain-machine interface*, "Robotics and Autonomous Systems", Vol. 61, 8/2013, 768–774, DOI: 10.1016/j.robot.2013.04.015.
73. van Gerven M., Farquhar J., Schaefer R., Vlek R., Geuze J., Nijholt A., Ramsey N., Haselager P., Vuurpijl L., Giesen S. et al., *The brain-computer interface cycle*, "Journal of Neural Engineering", 6(4):041001, 2009, DOI: 10.1088/1741-2560/6/4/041001.
74. Wolpaw J.R., Wolpaw E.W., *Brain-computer interfaces: something new under the sun*, [in:] *Brain-Computer Interfaces: Principles and Practice*, Oxford University Press New York, 2012, DOI: 10.1093/acprof:oso/9780195388855.003.0001.
75. Wróbel A., *Neuron i sieci neuronowe*, [w:] praca zbiorowa Górská T., Grabowska A., Zagrodzka J. (red.), *Mózg a zachowanie*, Wydawnictwo Naukowe PWN, 2000.
76. Wróbel A., *W poszukiwaniu integracyjnych mechanizmów działania mózgu*, [w:] praca zbiorowa Górská T., Grabowska A., Zagrodzka J. (red.), *Mózg a zachowanie*, Wydawnictwo Naukowe PWN, 2000.

Noninvasive brain-computer interfaces for technical applications

Abstract: The aim of this paper is to briefly describe principles of brain-computer interface and presentation of its possible technical applications. At this point in time is in mechatronics an intensively developing system, that measures brain activity and on this basis generates control signals for devices or machines. This article contains basic information about the human brain, its activity and measurement methods, processing and classification of signals. Different abilities were presented to the realization of the interface and using it technical.

Keywords: brain-computer interface, electroencephalography, control by the human brain, brain activity

mgr inż. Alicja Cegielska

a.cegielska@mchtr.pw.edu.pl

Absolwentka (2015) Wydziału Mechatroniki Politechniki Warszawskiej; praca magisterska na temat zachowań i aplikacji interfejsu mózg-komputer, egzamin magisterski wyróżniony przez Radę Wydziału Mechatroniki i Rektora Politechniki Warszawskiej. Obecnie doktorantka w Instytucie Automatyki i Robotyki Politechniki Warszawskiej.



dr hab. inż. Mariusz Olszewski, prof. PW

m.olszewski@mchtr.pw.edu.pl

Pracownik Politechniki Warszawskiej od 1965 r., stypendysta Fundacji Alexandra v. Humboldta w latach 70., w 1978 r. organizuje pierwszą w Polsce konferencję naukową na temat robotyki przemysłowej, w 1985 r. WNT wydaje napisaną pod jego kierunkiem pierwszą polską monografię na temat maszyn manipulacyjnych, w minionym dziesięcioleciu wydawnictwo REA wydaje napisane pod jego kierunkiem pierwsze polskie podręczniki z zakresu mechatroniki: „Mechatronika” (2002), „Podstawy mechatroniki” (2006) oraz dwutomowe „Urządzenia i systemy mechatroniczne” (2009). Specjalista w zakresie napędów i sterowania maszyn i robotów przemysłowych. Dyrektor Instytutu Automatyki i Robotyki na Wydziale Mechatroniki Politechniki Warszawskiej w latach 1994–2012; od 2003 r. członek Rady Naukowej Przemysłowego Instytutu Automatyki i Pomiarów PIAP.

