



Możliwości zastosowania sygnałów bioelektrycznych (EMG) w systemach sterowania

Possibilities of using electromyographic (EMG) biosignals in control systems

Mikołaj Kegler¹, Danuta Jasińska-Choromańska², Krzysztof Fiok³

¹ Wydział Elektroniki i Technik Informatycznych, Politechnika Warszawska, ul. Nowowiejska 15/19, 00-665 Warszawa, tel. +48 22 234 74 97, e-mail: mikolajkegler@gmail.com

² Wydział Mechatroniki, Politechnika Warszawska, ul. św. Andrzeja Boboli 8, 02-525 Warszawa

³ Wydział Transportu, Politechnika Warszawska, ul. Koszykowa 75, 00-662 Warszawa

Wprowadzenie (EMG), czyli sygnału charakteryzującego aktywność elektryczną mięśni oraz nerwów.

Dzięki szybkiemu rozwojowi rozwiązań w dziedzinie technologii medycznych pomiary elektrofizjologiczne stały się popularną oraz wiarygodną metodą diagnostyczną. Zwiększenie mocy obliczeniowej procesorów, ich miniaturyzacja oraz rozwój technologii transmisji danych zapoczątkowały nową epokę przetwarzania sygnałów oraz produkcji sensorów. Oba wyżej wymienione zjawiska sprawiły, że w ostatnim czasie opracowywanych jest coraz więcej rozwiązań pozwalających na analizę w czasie rzeczywistym dużych objętości danych biologicznych. Trend ten jest obecny m.in. w przetwarzaniu elektromiogramu

W artykule przedstawiono możliwości zastosowania przetworzonego sygnału EMG w systemach sterowania opartych na wykorzystaniu gestów. Obecnie na rynku dostępne są systemy zapewniające taką formę kontroli, lecz realizowaną przy pomocy innych metod. Zwykle wymagają określonego pomieszczenia wyposażonego w kamerę oraz opcjonalnie odpowiednie tło za operatorem. Innym wariantem są rozwiązania oparte o akcelerometry, które w momencie wykonania ruchu generują informację o przyspieszeniu sensora. Metody te zwykle

330

Streszczenie

Abstract

Wdobie rozwoju inżynierii biomedycznej, technologie mające dotychczas zastosowanie jedynie w diagnostyce klinicznej zyskują coraz większą popularność w dziedzinach niebezpośrednio związanych z medycyną. W artykule przedstawiono przykłady możliwego zastosowania sygnałów elektromiograficznych (EMG) w systemach sterowania.

In times of rapid development of biomedical engineering, technologies previously used exclusively in clinical diagnostics are becoming increasingly popular and applicable in other fields, less related to medicine. The examples of successful applications of control systems based on electromyographic (EMG) biosignals, are introduced in the article.

Słowa kluczowe: EMG, elektromiografia powierzchniowa, systemy sterowania, cyfrowe przetwarzanie sygnałów, egzoskielet

Key words: EMG, surface electromyography, control systems, signal processing, exoskeleton

otrzymano / received:

25.10.2016

poprawiono / corrected:

30.11.2016

zaakceptowano / accepted:

15.12.2016

są mało dokładne oraz wymagające wykonania znacznego przemieszczenia kończyny do poprawnego działania. Co więcej, są podatne na czynniki zewnętrzne, jak np. przemieszczenie się całego ciała, a nie jedynie kończyny odpowiadającej za wykonanie gestu sterowania.

Tworzenie systemów opartych na odczycie i interpretacji sygnałów bioelektrycznych ma na celu pozbycie się wad, którymi dotychczas popularne rozwiązania typu „*motion capture*” są obarczone. Podstawową zaletą jest oparcie działania systemu nie na kinematyce samego ruchu kończyny, lecz na samym źródle sygnału biologicznego, jakim w tym przypadku są jednostki motoryczne danej partii mięśni. System będzie wykrywać aktywność mięśni powodującą ruchy kończyn, które są zależne od woli użytkownika. W szczególności przemieszczenie kończyny bez woli użytkownika nie da wyraźnej odpowiedzi w postaci sygnału EMG, a zatem nie zostanie odczytane jako gest sterujący. Fakt ten eliminuje np. konieczność wykorzystania w systemie sterowania ustalonego układu odniesienia, który definiowałby odległość od kamery albo powoduje brak wpływu poruszania się całego ciała operatora. Omawiana koncepcja systemu zapewnia niezależność od czynników środowiskowych, a źródłem sygnałów sterujących jest bezpośrednio człowiek i jego wola jako źródło sygnału elektrofizjologicznego.

Metodyka budowy systemu sterowania w oparciu o sygnały EMG

Mięśnie szkieletowe z definicji podlegają całkowicie kontroli człowieka i są użytkowane w życiu codziennym. Dzięki temu wykorzystanie ich działania w systemie sterowania pozwala na stosunkowo prostą i intuicyjną modulację sygnału sterującego (EMG). Stąd, przy właściwie skonstruowanym systemie, pojawia się możliwość skrócenia czasu treningu niezbędnego do obsługi danego urządzenia.

Etap pierwszy – dobór mięśni

Pierwszym z wyzwań podczas projektowania systemów sterowania opartych o sygnały EMG jest dobór partii mięśni, które mają zostać wykorzystane w układzie sterowania. Wybranie zbyt dużej liczby mięśni skutkuje koniecznością zastosowania zbyt dużej liczby sensorów, które mogą krępować lub nawet uniemożliwiać komfortową współpracę z danym urządzeniem. Dlatego istotne jest dążenie do minimalizacji liczby mięśni, z których analizowane będą sygnały EMG oraz właściwy dobór rozmieszczenia sensorów nad mięśniami. Poprawne zrealizowanie tego etapu tworzenia systemu przekłada się na komfort jego użytkowania, a co ważniejsze zwiększa jego skuteczność.

Wybór partii mięśni oraz rozmieszczenie sensorów na ciele operatora jest nierozłącznie powiązany z kolejnymi etapami tworzenia systemu sterowania. W rezultacie już na wczesnym etapie projektowania konieczna jest ocena, który z możliwych zestawów mięśni do analizy ma szansę przynieść najlepsze

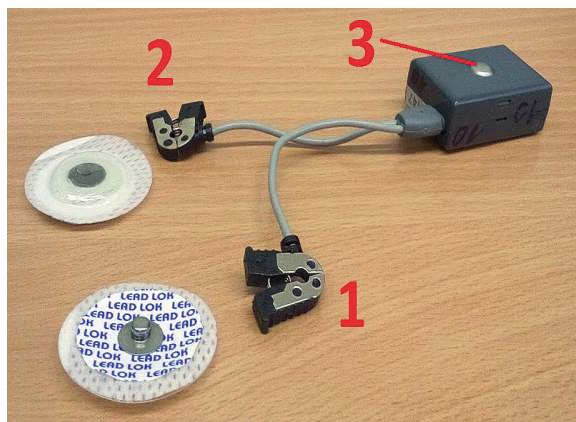


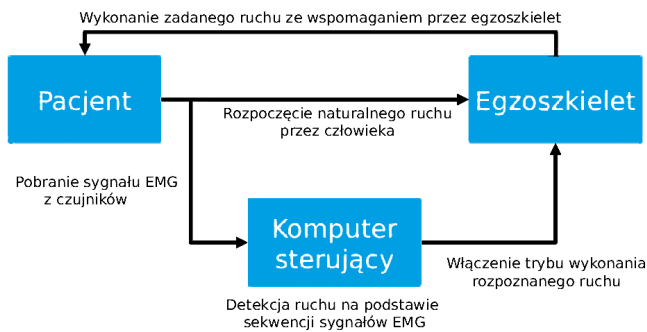
Fig. 1. Przykład pojedynczego bezprzewodowego sensora do pomiarów EMG pochodzącego z zestawu Noraxon Telemyo DTS. Czujnik wykorzystuje metodę pomiaru różnicowego z wykorzystaniem 3 elektrod – aktywnej (1), referencyjnej (2) oraz uziemiającej (3)

Źródło: Opracowanie własne.

rezultaty. Decyzja ta nie jest oczywista nawet dla doświadczonych badaczy. Wynika to z faktu istnienia przynajmniej dwóch metod doboru mięśni wykorzystywanych w systemie sterowania wykorzystującym sygnały EMG.

Pierwsza metoda bazuje na doborze tych partii mięśni, które zazwyczaj nie są aktywnie wykorzystywane w warunkach przeznaczonych do korzystania z urządzenia. Wykorzystując tę metodę przykładowo do sterowania ruchem protezycznej kończyny górnej wykorzystano by sygnał EMG np. z mięśnia kończyny dolnej. Tego typu rozwiązanie ma potencjał w przypadku zdalnego sterowania urządzeniami, również takimi jak różnego typu platformy jezdne lub narzędzia, które można kontrolować przy pomocy względnie niewielkiej liczby niezależnych komend w rodzaju: „start”, „stop”, „obróć w lewo”, „obróć w prawo”, „chwyć” itp. Operator w takim systemie pełni funkcję osoby wydającej komendy, które wcześniej zostały precyzyjnie zdefiniowane i których sposób realizacji przez dane urządzenie jest już z góry zaprogramowany.

Drugą metodą, znacznie bardziej skomplikowaną w implementacji, jest rozmieszczenie czujników na partiach mięśni aktywnie biorących udział w procesie, który chcemy wspomagać. Tego typu system będzie określany mianem nadążnego. Jego zadaniem będzie ciągłe monitorowanie aktywności na poszczególnych sensorach oraz śledzenie ruchu kończyny od strony obwodowego układu nerwowego, czyli aktywacji poszczególnych partii mięśni w odpowiedniej relacji czasowej oraz amplitudowej. Tym samym realizowana będzie estymacja kinematyki ruchu przy pomocy sygnałów biologicznych, a układ tego rodzaju może zostać określony mianem biologicznego sprzężenia zwrotnego. Metoda systemu nadążnego wymaga zdecydowanie bardziej złożonego algorytmu przetwarzającego dane, ale równocześnie daje możliwość np. biomimetycznego odtworzenia ruchu kończyny dolnej i wspomoczenie go. Na rysunku 1 zaprezentowano schemat przedstawiający możliwe działanie tego typu systemu.



Rys. 1. Schemat blokowy działania systemu w oparciu o koncepcję układu nadążnego na przykładzie bioelektrycznie kontrolowanego egzoskieletu
Źródło: [1].

Etap drugi – przetwarzanie sygnału EMG

Przetwarzanie danych bioelektrycznych zebranych z sensorów jest kolejnym etapem tworzenia systemu sterowania z wykorzystaniem EMG. W tej fazie musi mieć miejsce interpretacja danych z poszczególnych sensorów, powiązanie ich ze sobą oraz podjęcie decyzji o przekazaniu bodźca sterującego do efektora. Fundamentalnym wymogiem, jaki jest stawiany omawianym systemom, jest ciągła praca w czasie rzeczywistym. Dlatego idealną jest sytuacja, gdy algorytm przetwarzania i interpretacji sygnału nie generuje zmiennych opóźnień. W przypadku różnych systemów sterowania dopuszczalne opóźnienia mogą mieć różne wartości, przy czym za każdym razem wpływają one na płynność i intuicyjność sterowania urządzeniem. Przytoczone wcześniej dążenie do minimalizacji liczby sensorów ma na celu zapewnienie sytuacji, w której pojedynczy pomiar wygeneruje ilość danych możliwą do przetworzenia przez system w czasie rzeczywistym.

Istnieje wiele możliwości wykorzystania sygnałów EMG w zależności od procedury przetwarzania sygnału. W niniejszym artykule zostanie zaprezentowana przykładowa metodologia oraz wybrane warianty postępowania.

W proponowanym rozwiązaniu pierwszym krokiem, po akwizycji elektromiogramu oraz konwersji sygnału analogowego na cyfrowy, jest wstępne przetworzenie mające na celu uproszczenie dalszych etapów analizy zebranych danych. Opisowana procedura została stworzona na podstawie zbioru wytycznych stworzonego przez ISEK [2].

Pierwszym krokiem procedury jest odpowiednie zawężenie pasma analizowanego sygnału, w przypadku omawianego rozwiązania jest to pasmo 5-500 [Hz]. Następnie wyznaczana jest wartość skuteczna RMS (*root mean square*) odczytanego sygnału EMG. Operacja ta zapewnia unipolarność sygnału (tylko wartości dodatnie) oraz jego uśrednienie z wykorzystaniem określonego rodzaju i szerokości okna czasowego. Im okno szersze, tym przetworzony sygnał będzie wolniej zmienny co do wartości i różnice w amplitudzie przy różnej aktywności mięśni będą mniejsze. W omawianym przykładzie okno czasowe zostało ustalone na 200 [ms]. Na tym etapie możliwa już jest wstępna ocena aktywności elektrycznej mięśni.

Kolejnym krokiem wstępnej analizy EMG jest normalizacja sygnału. Celem tej operacji jest wyrażenie informacji o aktywności mięśnia jako procent jego maksymalnego, dobrowolnego skurczu MVC (*maximum voluntary contraction*), a nie jak dotąd w [V]. Wykonanie operacji normalizacji pozwala na porównanie siły skurczu wykonywanego przez różne partie mięśni. Dokonywanie tego rodzaju porównań bez normalizacji jest dalece niewskazane, ponieważ zarejestrowana aktywność elektryczna przez każdy sensor zależy od wielu czynników takich jak: przygotowanie powierzchni skóry, ilość tkanki tłuszczowej pomiędzy sensorem a mięśniami, wielkość mięśnia i wiele innych. W celu wyznaczenia wartości odniesienia, względem której będzie odbywać się normalizacja, należy zmierzyć maksymalny dobrowolny skurcz danej partii mięśni (MVC). Poprawne przeprowadzenie procedury wykonania pomiaru MVC jest skomplikowane i niejednokrotnie samo w sobie stanowiło przedmiot rozważań [3, 4].

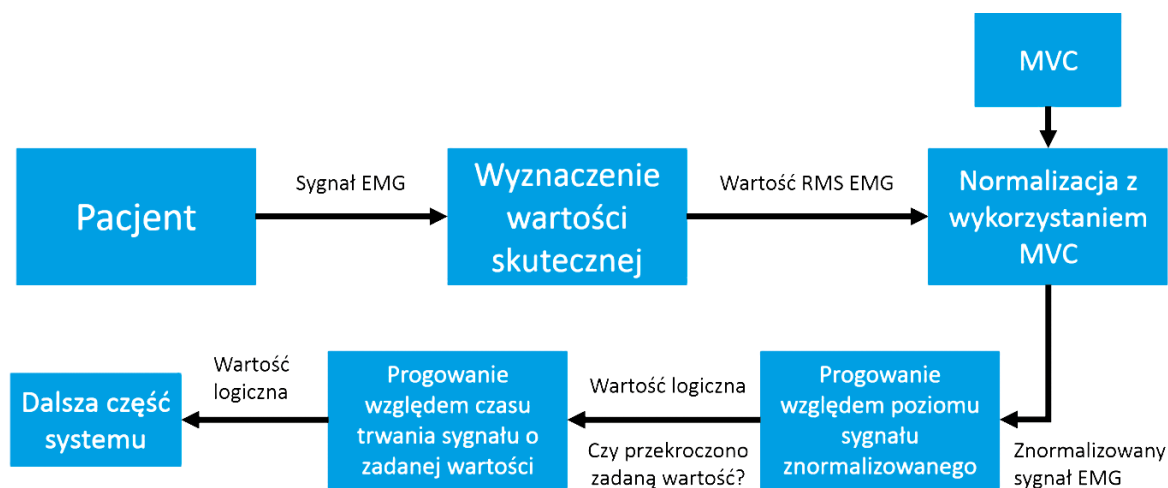
Po zrealizowaniu powyżej przedstawionych kroków przetworzony sygnał EMG jest przekazywany do dalszej części systemu sterowania odpowiedzialnej za interpretację sygnału.

Etap trzeci – interpretacja przetworzonego sygnału EMG

Kolejnym szczeblem przetwarzania sygnału jest wybór metody jego interpretacji. Danymi wejściowymi do algorytmu interpretującego są wstępnie przetworzone sygnały EMG, a celem jego działania wyznaczenie komendy, jaką należy wysłać do sterowanego urządzenia. Do osiągnięcia tego rezultatu można wykorzystać kilka różnych metod. Poniżej zostały omówione dwie z nich.

Pierwsza metoda polega na analizie aktywności mięśnia w dwóch wymiarach sygnału z wykorzystaniem wartości progowych, których przekroczenie będzie interpretowane przez system w zadany sposób. Pierwszy wymiar analizy może odnosić się do amplitudy sygnału elektromiograficznego. Zastosowanie w tym wymiarze wartości progowych stworzy sytuację, w której system będzie opierał się o ilościową ocenę aktywności elektrycznej mięśni. Możliwe jest zatem zbudowanie systemu, który dla kilku poziomów aktywności będzie reagował w kilka wybranych sposobów. Drugim wymiarem analizy sygnału może być czas trwania skurczu mięśnia. Ustalenie wartości progowych w tym wymiarze pozwala systemowi na reakcję na zdarzenie, które trwa wystarczająco długo bądź krótko. Połączenie informacji uzyskanych przez system z pierwszego i drugiego wymiaru analizy sygnału pozwala na skuteczną prewencję przed mylną interpretacją artefaktów w sygnale EMG oraz na interpretację bardziej złożonych gestów realizowanych przez kilka mięśni.

Drugi sposób interpretacji sygnałów EMG opiera się o metody klasyfikacji oraz rozpoznawania wzorców (ang. *pattern analysis*). Czerpie on przede wszystkim z ostatnio bardzo popularnych i rozwijanych metod uczenia maszynowego (ang. *machine learning*), których celem jest tworzenie „inteligentnych”



Rys. 2. Schemat blokowy toru przetwarzania sygnału EMG w oparciu o metodę dwustopniowej dyskryminacji
Źródło: [1].

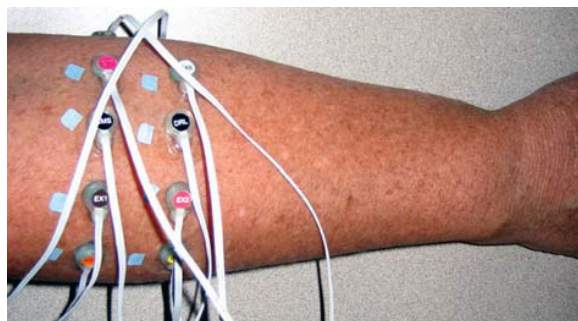
oraz adaptowanych układów decyzyjnych. Techniki te można podzielić na 2 główne nurty. Pierwszy z nich to uczenie z nadzorem, w efekcie którego system na podstawie pewnego zbioru próbek uczących ma za zadanie dostosować się do odpowiedniego funkcjonowania i finalnie poprawnej klasyfikacji wykonanych gestów. W praktyce proces ten można zrealizować jako kalibrację systemu, w której zadaniem operatora jest wykonać serię gestów lub ruchów w ściśle określonej kolejności. Następnie system, posiadający wcześniej zaprogramowane informacje definiujące poprawny zestaw sygnałów EMG odpowiadających wykonanym gestom, dostosowuje swoje parametry, aby klasyfikacja poszczególnych gestów była jednoznaczna dla danego operatora.

Drugi nurt to uczenie bez nadzoru, w którym system samodzielnie klasyfikuje dane bez znajomości poprawnego rozwiązania. Jest to skuteczna metoda przy klasteryzacji dużych objętości danych i dzieleniu ich na podgrupy. Tę metodę również można zrealizować w procesie kalibracji, jednak bez wiadomej dla systemu kolejności wykonanych zadań. Zadaniem systemu jest dobór parametrów w taki sposób, aby podzielić zarejestrowane w procesie kalibracji aktywacje mięśni na określoną liczbę grup.

Algorytmy opierające się o metody klasyfikacji i rozpoznawania wzorców są znacznie bardziej zaawansowane pod względem architektury i ilości operacji algebraicznych niezbędnych do wykonania, co w znacznym stopniu naraża system na wystąpienie opóźnień w szczególności dla mniej wydajnych jednostek obliczeniowych. Jednak ponieważ podczas realizacji tego samego gestu wygenerowany sygnał EMG jest za każdym razem niepowtarzalny, to właśnie metody oparte o uczenie maszynowe wydają się być bardziej obiecującym sposobem postępowania. Wynika to również z faktu, iż teoretycznie pozwalają na całkowite dopasowanie się systemu do sposobu wykonania gestu przez operatora, podczas gdy analiza sygnału z wykorzystaniem metod progowych może zmuszać użytkownika systemu do realizacji niestandardowego ruchu tylko i wyłącznie w celu przekroczenia sztucznie zdefiniowanej wartości progowej sygnału EMG.

Przykład wykorzystania sygnałów EMG mięśni kończyn górnych w systemie sterowania

W niniejszym rozdziale jako przykład posłużyło badanie zaprezentowane przez [5]. Celem stworzenia demonstrowanego rozwiązania było oszacowanie stopnia trudności stworzenia poprawnie funkcjonującego systemu sterowania z wykorzystaniem EMG w oparciu o czynności wykonywane przez poszczególne palce dłoni. Analizie poddano cztery gesty: „naciśnięcie”, „dotknięcie”, „zmiana pozycji” oraz „uniesienie palca” wykonywane przez różne palce dłoni. W sumie analizie poddano 20 niezależnych ruchów. Pomiar realizowany był przez zestaw 8 niezależnych od siebie elektrod umieszczonych na przedramieniu w sposób zaprezentowany na fotografii 2.



Fot. 2. Rozmieszczenie elektrod w czasie badania systemu klasyfikacji ruchu palców
Źródło: [5].

Całość analizy sygnału zrealizowana została w czasie rzeczywistym. W pierwszej kolejności sygnał z każdego z kanałów był wstępnie przetwarzany. W ramach tego etapu wykorzystano filtr pasmowo-przepustowy w paśmie 2-102 [Hz], zrealizowano podział sygnału na próbki długości 250 [ms], następnie przeprowadzono ekstrakcję trzech cech z każdej z próbek. Pierwszą



cechą była wartość skuteczna (RMS) sygnału, która wyznaczona dla każdego z kanałów wstępnie generowała 8 wartości opisujących sygnał. Dodatkowo obliczone zostały wyniki dzielenia odczytów z każdej pary kanałów, co tworzyło kolejnych 28 wartości. Drugą cechą określaną we wstępnej analizie sygnału była energia dla sumy wszystkich kanałów w poszczególnych pasmach częstotliwościowych o szerokości 10 [Hz]. W efekcie w paśmie 2-102 [Hz] uzyskiwano 10 wartości dla każdej próbki sygnału. Trzecią z wyznaczanych cech była zależność fazowa pomiędzy każdą parą kanałów, co zapewniało 28 wartości. Tak przygotowana konfiguracja danych wejściowych była przekazywana do wyższych piętér systemu przetwarzania sygnału.

Autorzy rozwiązania do klasyfikacji danych wykorzystali metody wykorzystujące algorytmy uczenia maszynowego z nadzorem, a dokładniej schemat maszyny wektorów nośnych SVM (*support vector machine*). Algorytm ma na celu interpretację danych wejściowych na podstawie cech otrzymanych w procesie wstępnej analizy, a następnie zakwalifikowanie wyników do określonej z grup. SVM jako algorytm uczenia maszynowego z nadzorem do poprawnego działania potrzebuje procesu nauczania. W praktyce był on realizowany przez wykonywanie każdego z 20 niezależnych ruchów 50 razy w kolejności znanej dla systemu.

Podczas przeprowadzania doświadczeń zidentyfikowano dwa negatywne zjawiska. Badani reagowali z różnym opóźnieniem na polecenie wykonania określonego ruchu, przez co niektóre z aktywacji były zbyt krótkie lub nie mieściły się w dopuszczalnym przedziale czasowym odpowiedzi. Drugim ze zjawisk było stosunkowo częste wykonanie ruchu sprzecznego z poleceniem. Wymieniona sytuacja doprowadza do pogorszenia działania systemu ze względu na podanie rozbieżnych danych wejściowych i zapewnionej odpowiedzi. Ma to szczególne znaczenie w przypadku procesu nauki z nadzorem, gdzie podanie poprawnych danych wejściowych jest niezbędne do zapewnienia wydajnej klasyfikacji po zakończeniu procesu uczenia.

Do oceny skuteczności działania systemu zostały wyznaczone dwie miary. Pierwsza z nich miała na celu ocenę skuteczności rozpoznawania pojedynczej 250 [ms] próbki danych. W badaniu stawiano pytanie czy przy wykonaniu zadanego polecenia

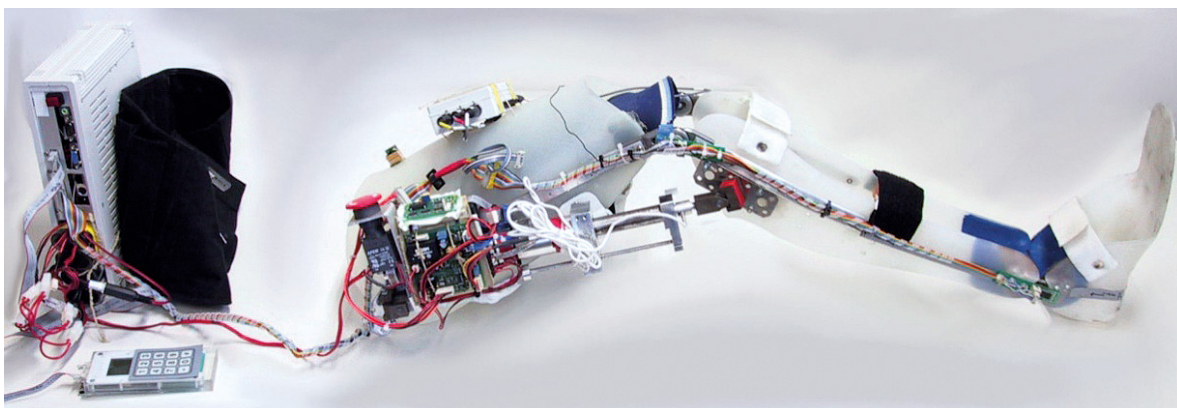
algorytm poprawnie zakwalifikował każdą z próbek do poprawnej grupy. Drugą miarą, o wydaje się znacznie większej użyteczności dla oceny działania całego systemu sterowania, była ocena poprawności klasyfikacji całej wykonanej czynności składającej się z większej liczby próbek. Wyniki były korzystniejsze w świetle drugiej miary.

Wyniki klasyfikacji poszczególnych ruchów osiągnięte w doświadczeniu dla badanej grupy ($n=12$) plasowały się w granicach około 80-90 [%] poprawnych klasyfikacji. Dodatkowo zbadano wpływ rozmiaru grupy uczącej SVM na skuteczność klasyfikacji. Zgodnie z oczekiwaniami dłuższy proces uczenia, zapewniający więcej próbek, skutkowało korzystniejszymi rezultatami finalnego działania systemu. Biorąc pod uwagę negatywne czynniki wpływające na badanie, skuteczność działania zaprojektowanego systemu można uznać za obiecującą.

Przykład wykorzystania sygnałów EMG mięśni kończyn dolnych w systemie sterowania

Wykorzystanie sygnałów EMG mięśni kończyn dolnych jest znacznie rzadziej spotykanym wariantem w systemach sterowania ze względu na ich aktywny udział w procesie chodu oraz utrzymania równowagi. Obecnie stosowane są rozwiązania wykorzystujące mięśnie kończyn dolnych do sterowania z wykorzystaniem sygnałów EMG głównie w przypadku urządzeń do wspomagania ruchowego oraz zwiększania efektywności mięśni. Poniżej opisano projekt [6, 7], w którym skutecznie został zaimplementowany system sterowania wykorzystujący sygnały EMG z mięśni kończyn dolnych do sterowania egzoszkieletem.

W omawianym rozwiązaniu jako układ sterowany wykorzystywany był egzoszkielec opracowany przez zespół z Uniwersytetu Technicznego w Berlinie. Urządzenie ma formę ortozy zakładanej na nogę operatora. Elementem odpowiadającym za wspomaganie ruchu jest siłownik umieszczony w okolicach stawu kolanowego. Dodatkowo urządzenie wyposażone jest w zestaw zaawansowanych czujników położenia, parametrów pracy mechanicznej oraz 6 sensorów EMG umieszczanych na udach użytkownika. Do



Fot. 3. Egzoszkielec kończyny dolnej opracowany przez zespół Uniwersytetu Technicznego w Berlinie
Źródło: [8].



kontroli urządzenia możliwe było wykorzystanie jednego z dwóch wariantów sterowania. Pierwszy polegał na użyciu sygnałów EMG w procesie zwiększenia siły mięśni kończyn dolnych użytkownika. Drugi wariant wykorzystywał sygnały bioelektryczne do kontroli układu wspomagania utrzymania równowagi.

W przypadku wariantu systemu wspomagającego siłę mięśni kończyn dolnych, celem projektu było stworzenie układu sprzężenia zwrotnego, który wykorzystywał sygnały EMG jako informacje dla kontrolera aktywującego siłownik. Sterowanie w przypadku omawianego wariantu oparte było na modelach matematycznych ciała ludzkiego oraz siłownika odpowiadającego za wspomaganie ruchu. W czasie pracy zestaw czujników umieszczonych w egzoszkieletcie dostarczał informacji o rejestrowanym sygnale EMG, obecnej sile osiągniętej przez siłownik oraz kącie zgięcia kończyny. Na podstawie wymienionych danych cyfrowe modele obu elementów były uaktualniane, a kontroler siłownika na podstawie ich stanu odpowiednio zmieniał jego położenie, co powodowało wspomaganie ruchu kończyny operatora. Ten wariant systemu sterowania miał być docelowo wykorzystywany przez osoby o pełnej sprawności ruchowej do wspomaganie wydolności mięśni kończyn dolnych.

Teoria działania drugiego z wariantów sterowania oparta jest na analogicznych podstawach. W tym przypadku wykorzystywany był biomechaniczny model środka ciężkości użytkownika czerpiący informacje z odczytów z sensorów EMG, nacisku stopy na podłoże oraz kąta zgięcia kończyny. Celem układu regulacji było utrzymanie położenia środka ciężkości pacjenta, na bieżąco estymowanego na podstawie modelu, aby nie przekroczył określonych granic. Rozwiązanie było dedykowane docelowo osobom posiadającym władzę nad kończynami dolnymi, ale cierpiącym na znaczące zaburzenia równowagi.

Podsumowanie

W świetle przeanalizowanych rozwiązań oraz własnych doświadczeń w obszarze projektowania systemów sterowania z użyciem sygnałów EMG, możliwe jest określenie rozwijanych rozwiązań jako obiecujące. Stopniowe wprowadzanie ich do różnych gałęzi przemysłu, w szczególności w protetyce kończyn górnych, jest najlepszym dowodem potwierdzającym postawioną tezę. Znaczącym wyzwaniem wchodzącym w skład omawianego zagadnienia jest metoda interpretacji sygnałów EMG, a wraz z nią opracowanie strategii sterowania urządzeniem. Kwestie te są nierozzerwalnie związane z decyzją o rozmieszczeniu sensorów. Dla systemów sterowania wykorzystujących sygnały EMG istotne są również zagadnienia ich kalibracji oraz personalizacji mające na celu dostosowanie pracy sterowanego urządzenia do odpowiedzi EMG danego użytkownika. Aktualne rozwiązania stosowane w obszarze tych zagadnień bazują na metodach uczenia maszynowego i coraz częściej stają się inteligentnymi,

adaptowanymi podsystemami, które sprawnie dopasowują system do potrzeb użytkownika, a nie odwrotnie. Możliwe, że utrzymanie się tego trendu zaowocuje w niedługim czasie stworzeniem nowego standardu sterowania zdalnego, konkurencyjnego do tych znanych ludzkości od pokoleń.

Literatura

1. M. Kegler: *System wykorzystujący sygnały z mięśni kończyn dolnych do inicjalizacji procedur ruchowych egzoszkieletu*, Praca Inżynierska, Politechnika Warszawska, 2016.
2. R. Merletti, P. Di Torino: *Standards for reporting EMG data*, J Electromyogr Kinesiol, 9(1), 1999, 3-4.
3. M. Essendrop, B. Schibye, K. Hansen: *Reliability of isometric muscle strength tests for the trunk, hands and shoulders*, International Journal of Industrial Ergonomics, 28(6), 2001, 379-387.
4. C.E. Boettcher, K.A. Ginn, I. Cathers: *Standard maximum isometric voluntary contraction tests for normalizing shoulder muscle EMG*, Journal of orthopaedic research, 26(12), 2008, 1591-1597.
5. T.S. Saponas, D.S. Tan, D. Morris, R. Balakrishnan: *Demonstrating the feasibility of using forearm electromyography for muscle-computer interfaces*, In Proceedings of the SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems, ACM, 2008, 515-524.
6. C. Fleischer, G. Hommel: *A human-exoskeleton interface utilizing electromyography*, IEEE Transactions on Robotics, 24(4), 2008, 872-882.
7. C. Fleischer, K. Kondak, A. Wege, I. Kossyk: *Research on Exoskeletons at the TU Berlin*. In *Advances in Robotics Research*, Springer, Berlin 2009, 335-346.
8. <http://pdv.cs.tu-berlin.de/ExoSkeleton/KompletteOrthese-Neu.png> (data dostępu: 21.10.2016).

Bibliografia

1. G.R. Naik: *Computational intelligence in electromyography analysis – a perspective on current applications and future challenges*, 2012.
2. R.H. Chowdhury, M.B. Reaz, M.A.B.M. Ali, A.A. Bakar, K. Chellappan, T.G. Chang: *Surface electromyography signal processing and classification techniques*, Sensors, 13(9), 2013, 12431-12466.
3. E. Criswell: *Cram's introduction to surface electromyography*, Jones & Bartlett Publishers, 2010.
4. R. Merletti, P.A. Parker: *Electromyography: physiology, engineering, and non-invasive applications*, 11, John Wiley & Sons, 2004.
5. P. Konrad: *The abc of emg. A practical introduction to kinesiological electromyography*, 1, 2005, 30-35.
6. D. Stegeman, H. Hermens: *Standards for surface electromyography: The European project Surface EMG for non-invasive assessment of muscles*, SENIAM, Linea, 2007, <http://www.med.uni-jena.de/motorik/pdf/stegeman.pdf>.