

Metody obróbki danych EMG

Michał Serej*, Maria Skublewska - Paszkowska

Politechnika Lubelska, Instytut Informatyki, Nadbystrzycka 36B, 20-618 Lublin, Polska

Streszczenie. W artykule zostały przedstawione metody obróbki danych badania elektromiograficznego (EMG) oraz analiza sygnału EMG przy pomocy zaimplementowanej autorskiej aplikacji. Aplikacja służy do wczytania sygnału EMG zapisanego w pliku o rozszerzeniu .C3D. Analizę przeprowadzono pod względem największej aktywności mięśni podczas wykonywania ćwiczeń rejestrowanych przy pomocy techniki Motion Capture.

Słowa kluczowe: EMG; Motion Capture; Plik C3D

*Autor do korespondencji.

Adres e-mail: michalserej@gmail.com

The methods of EMG data processing

Michał Serej*, Maria Skublewska - Paszkowska

Institute of Computer Science, Lublin University of Technology, Nadbystrzycka 36B, 20-618 Lublin, Poland

Abstract. The article presents both the methods of data processing of electromyography (EMG), and EMG signal analysis using the implemented piece of software. This application is used to load the EMG signal stored in a file with the .C3D extension. The analysis was conducted in terms of the highest muscles activation during exercise recorded with Motion Capture technique.

Keywords: EMG; Motion Capture; File C3D

*Corresponding author.

E-mail address: michalserej@gmail.com

1. Wstęp

W dzisiejszych czasach można zauważyć coraz większe znaczenie Informatyki w dziedzinie medycyny. Coraz więcej firm specjalizuje się w tworzeniu oraz rozwijaniu oprogramowania bądź urządzeń służących ludzkości w leczeniu poznanych już chorób. Dzięki nowym technologiom informatycznym nie tylko można wspomagać leczenie, ale również poznać źródło choroby, jej budowę, skład, a także jak się bronić przed nią lub zapobiegać jej powstawaniu. Rozwiązania informatyczne coraz częściej znajdują zastosowanie w medycynie. Systemy do elektromiografii pozwalają na uzyskanie danych odnośnie aktywności elektrycznej mięśni w postaci cyfrowej, co pozwala na zarządzanie nimi i ich analizowanie poprzez aplikacje, czy systemy komputerowe.

2. Obróbka danych EMG

2.1. Pojęcie EMG

Definicję EMG (elektromiografii) można znaleźć w książce wydanej przez J. Basmajian i C. De Luca pt. "Muscles Alive: Their Functions Revealed by Electromyography" a cytowanej w artykule "An automatic SSA-based de-noising and smoothing technique for surface electromyography signals" [1] : „EMG to technika wykorzystywana do wykrywania i analizowania sygnału elektrycznego, który wytwarzają mięśnie”.

Jest to badanie mięśni przy pomocy sygnału elektrycznego. Tkanka mięśniowa przewodzi potencjały elektryczne podobne do nerwów. Takie sygnały nazywane są potencjałem czynnościowym mięśni. Badanie EMG prowadzi zapis informacji zawartych w tych potencjałach podczas działania mięśni. W trakcie wykrywania i rejestrowania sygnału EMG, istnieją dwa główne problemy wynikające z obawy o czystość badanego sygnału. Pierwszym z nich jest stosunek sygnału do szumu. Oznacza on stosunek energii sygnału EMG do energii sygnału szumu. Ogólnie rzecz biorąc, hałas jest definiowany jako sygnał elektryczny, który nie jest częścią pożądanego sygnału EMG. Inną kwestią jest zakłócenie sygnału, co oznacza, że względny udział dowolnego elementu częstotliwości w sygnale EMG nie powinien być zmieniany.

Do uzyskania odpowiedniego sygnału z mięśni wykorzystywane są dwa rodzaje metod – inwazyjna oraz nieinwazyjna. Metoda nieinwazyjna polega na zamontowaniu elektrod bezpośrednio na skórze, uzyskuje się wtedy składową sygnałów pochodzących ze wszystkich potencjałów czynnościowych włókien mięśniowych leżących pod skórą. Takie potencjały występują w losowych odstępach czasu, dlatego sygnał EMG może posiadać zarówno dodatnie jak i ujemne napięcie. Innym sposobem uzyskania wartości potencjałów jest metoda inwazyjna, która polega na umieszczeniu bezpośrednio w mięśniu drutu lub igłowych elektrod. Podczas badania sygnał jest odbierany na elektrodzie

i wzmacniany. Zazwyczaj do pierwszego wzmocnienia sygnału stosowany jest wzmacniacz różnicowy. Przed wyświetleniem, a następnie zapisem w odpowiednim miejscu, uzyskany sygnał EMG może ulec przetworzeniu w celu wyeliminowania hałasu lub innych możliwych zakłóceń. W konsekwencji, sygnał jest często prostowany i uśredniany wskazując amplitudę EMG. Zakres amplitudy sygnału EMG przed wzmocnieniem wynosi 0-10 mV (+5 do -5).

2.2. Szum elektryczny i czynniki wpływające na EMG

Podczas badań sygnał EMG może zostać zniekształcony poprzez różnego rodzaju zanieczyszczenia. Zakłócenia elektryczne, które mogą mieć wpływ na sygnał EMG, można podzielić na następujące rodzaje [1]:

- 1) Hałas w urządzeniach pomiarowych : Wszystkie urządzenia elektroniczne generują hałas, którego nie można wyeliminować; jednakże używając wysokiej jakości urządzeń zakłócenia mogą zostać zmniejszone.
- 2) Otaczający hałas: Przykładem takiego zakłócenia jest promieniowanie elektromagnetyczne. Powierzchnia ciała nieustannie ulega promieniowaniu magnetycznemu i elektrycznemu; praktycznie niemożliwe jest, aby uniknąć narażenia na tego typu działania promieniowania na powierzchni ziemi. Otaczający hałas może mieć amplitudę, która jest od jednego do trzech rzędów wielkości większa niż amplituda sygnału EMG.
- 3) Ruch elektrod: Podczas ruchu elektrod, informacja jest przekrzywiona przez co powoduje on nieprawidłowości w danych. Istnieją dwa główne źródła ruchu elektrod: 1) Interfejs elektrody i 2) Kabel elektrody. Ruch elektrod może być zmniejszony przez właściwe projektowanie obwodów elektronicznych oraz ich odpowiednią konfigurację.

Czynniki, które wpływają na sygnał EMG mogą być sklasyfikowane. Dzięki takiej klasyfikacji algorytmy analizy sygnału EMG mogą zostać zoptymalizowane, a sprzęt służący do pomiaru odpowiednio zaprojektowany i skonfigurowany. Czynniki wpływające na sygnał EMG dzieli się na trzy podstawowe kategorie [1]:

- 1) Czynniki sprawcze: Jest to bezpośredni wpływ na sygnał. Czynniki sprawcze można podzielić na dwie klasy:
 - Zewnętrzna : Wynika to ze struktury elektrody i miejsca docelowego. Czynniki takie jak obszar powierzchni wykrywania, kształt elektrody, odległości między elektrodą, a powierzchnią wykrywania, lokalizacja elektrody w odniesieniu do punktów mechanicznych w mięśniu.
 - Nieodłączna : fizjologiczne, anatomiczne, składu typu włókna, przepływu krwi, średnicy włókien, głębokości i rozmieszczenia włókien aktywnych i ilości tkanki pomiędzy powierzchnią mięśnia i elektrody.

- 2) Czynniki pośrednie: czynniki pośrednie są to zjawiska fizyczne i fizjologiczne. Przyczynami tego mogą być np.: szybkość przewodzenia potencjału czynnościowego, który rozchodzi się wzdłuż błony włókien mięśniowych.
- 3) Deterministyczne czynniki : Liczba aktywnych jednostek ruchowych, szybkość wypaleń mechanicznych i oddziaływania mechanicznego między włóknami mięśniowymi mają bezpośredni wpływ na informacje zawarte w sygnale EMG i zarejestrowanej siły. Amplituda, czas trwania i kształt potencjału czynnościowego jednostek ruchowych mogą być również odpowiedzialne za przepływ informacji wydobytych z sygnału EMG.

Maksymalizacja jakości sygnału EMG może być wykonana za pomocą następujących sposobów [1]:

- 1) Stosunek sygnału do szumu powinien zawierać największą ilość informacji z sygnału EMG oraz minimalną ilość zanieczyszczeń hałasu.
- 2) Zniekształcenie sygnału EMG musi być możliwie jak najmniejsze bez zbędnego filtrowania i zniekształcenia szczytu sygnału.

2.3. Przedstawienie metod obróbki danych EMG

2.3.1. Analiza Falkowa i Transformaty Fouriera

Transformata falkowa (ang. Wavelet Transform) jest skutecznym narzędziem matematycznym lokalnej analizy niestacjonarnych i szybkich nieustalonych sygnałów. Guglielminotti i Merletti postawili hipotezę, że jeżeli analiza falkowa wybierana jest tak, aby dopasować do kształtu MUAP (ang. motor unit action potential), czyli zmian elektrycznych generowanych przez badany mięsień, otrzymaną transformatę falkową to otrzymuje się najlepsze z możliwych lokalizacje energii w skali czasu [2]. W 1997 Laterza i Olmo udowodnili, że transformata falkowa jest alternatywą dla innych przedstawień częstotliwości z zaletami takimi jak liniowość, uzyskanie reprezentacji w wielu rozdzielczościach oraz brak krzyżowań składników [3]. Jest to szczególnie istotne, przy sygnałach wieloskładnikowych. W pewnych warunkach, sygnał EMG może być uważany jako suma przeskalowanych opóźnionych wersji jednego prototypu. W oparciu o teorię Guglielminotti'ego, Laterza i Olmo zastosowali analizę falkową tak, aby dopasować kształt MUAP dla jednobiegowego zarejestrowanego sygnału stosując warunki zawarte w hipotezie przedstawionej przez Gabor'a w 1946 roku [4]. Wynik zasugerował użycie znanej falki meksykańskiego kapelusza, która w istocie jest pochodną drugiego rzędu z rozkładu Gaussa.

W 1998 roku Ismail i Asfour dowiedli, że najczęstszą metodą stosowaną w celu określenia spektrum częstotliwości EMG są szybkie i terminowe transformaty Fouriera (FFT i SFT) [5]. Stwierdzili również, że główną wadą tych metod transformacji jest to, że zakładają one, iż sygnał jest nieruchomy. Jednak sygnały EMG są niestacjonarne.

W 1999 Marios Pattichis i Constantinos Pattichis stwierdzili, że transformata falkowa może być użyta także do analizy sygnałów na różnych poziomach rozdzielczości [6]. Według teorii proces analizowania sygnałów na różnych poziomach rozdzielczości jest znany w postaci analizy wielorozdzielczej. Przeanalizowano zależność pomiędzy współczynnikami falkowymi, a płaszczyzną czasu i częstotliwości. Algorytm transformaty falkowej składa się z etapów fazy rozkładu i odbudowy. Pattichis i Pattichis krótko opisują w jaki sposób współczynniki z każdego etapu transformaty falkowej mogą być stosowane do konstruowania zbliżenia funkcjonalnego do oryginalnego sygnału. Podane próbki sygnału x_0, x_1, x_2, \dots , uzyskują odpowiedni sygnał ciągły względem czasu, według wzoru 1 [6]:

$$f^0(t) = \sum_k x_k \theta(t-k) \quad (1)$$

gdzie $\Theta(t-k)$ jest nazywana funkcją skalowania. Zakłada się, że próbkami sygnału są średnie ważone ciąglego sygnału.

W 2003 Kumar wyszedł z podobną hipotezą twierdząc, że transformata falkowa rozkłada się na kilka części składowych sygnału wielorozdzielczego zgodnie z funkcją zwaną "funkcją falkową" (WF) [7]. Funkcja falkowa jest zarówno rozszerzona i przetłumaczona w czasie podjęcia dwuwymiarowego przekroju korelacji z sygnałem w dziedzinie czasu badania aktywności elektrycznej mięśni (ang. surface electromyography (sEMG)). Ta metoda może być postrzegana jako mikroskop, to znaczy że zawiera narzędzie do wykrywania i charakteryzowania krótkiego składnika czasu w niestacjonarnym sygnale. Jest to technika, która zawiera informacje odnoszące się do zmian czasu i częstotliwości sygnału. Kumar stwierdził również, że krótka transformacja Fouriera (SFT) o stosunkowo krótkich przedziałach czasowych może próbować śledzić zmiany widmowe wraz z upływem czasu, ale nie przyjmuje optymalnego czasu oraz rozdzielczości częstotliwości dla sygnału niestacjonarnego.

W sEMG został rozłożony za pomocą transformaty falkowej ze zmienną funkcją falkową i obliczonym wyjściem mocy przekształcenia domeny i użytym jako parametr decydujący o doborze funkcji falkowej, która zapewnia najlepszy kontrast pomiędzy przypadkami sEMG. W wyniku prowadzonych badań, można stwierdzić, że za pomocą sEMG i falkowych transformacji, jest możliwe, aby określić, zmęczenie mięśni (osłabienie mięśni).

2.3.2. Podejście czasowo-częstotliwościowe

Próby uzyskania informacji ilościowej z nagrań EMG były przeprowadzane w momencie gdy sygnał był reprezentowany jako funkcja czasu (w dziedzinie czasu). Klasa transformacji Cohen'a [9], rozkład Wignera-Ville [11] i rozkład Choi-Williams [13] to tylko niektóre z metod czasowo-częstotliwościowych wykorzystywanych do przetwarzania sygnału EMG.

Piper wykazał, na początku tego wieku (1912), że podczas przedłużonego skurczu mięśnia składniki widma

potencjału czynnościowego sygnału są ściskane w kierunku niższych częstotliwości [8]. Mechanizmy, które regulują to zjawisko zostały wyjaśnione w ciągu ostatnich dwóch dekad. Gdy sEMG jest rejestrowana w trakcie dynamicznych skurczów założenie o stacjonarności nie zachodzi, ponieważ zawartość częstotliwości sygnału stale zmienia się w czasie. Niestacjonarności z potencjału czynnościowego sygnału mogą być sklasyfikowane jako wolne lub szybkie [8]. Powolne niestacjonarności są głównie ze względu na nagromadzenie metabolitów, które wywołuje elektryczne objawy zmęczenia mięśni. Szybkie niestacjonarności związane są głównie z biomechaniką. Wahania siły mięśni powodują zmianę zawartości częstotliwości sygnału.

Transformacja klasy zaproponowana przez Cohena w 1995 roku cieszyła się wielkim zainteresowaniem, zwłaszcza w dziedzinie biomedycznego przetwarzania sygnału [9]. Klasa reprezentacji czasowo-częstotliwościowej jest szczególnie przydatna do analizy potencjału czynnościowego źródła sygnału zarejestrowanego podczas skurczów dynamicznych, który może być modelowany jako realizacje niestacjonarnego procesu stochastycznego. Cohen w 1995 dowiódł również, że jeżeli jądro transformacji $g(\theta, \tau) = 1$, uzyskany zostaje rozkład określany jako rozkład Wignera-Ville - jest on optymalny do analizy sygnałów, składający się z pojedynczego składnika. Jednakże, nie jest dobrze dostosowany do stosowania na sygnały wieloskładnikowe, ponieważ dwuliniowość transformaty powoduje obecność składników zakłóceń [9].

Rozkład Wignera-Ville jest czasowo-częstotliwościowy, który może wyświetlić częstotliwość jako funkcja czasu, a tym samym wykorzystanie wszystkich dostępnych informacji zawartych w sygnale EMG. Chociaż sygnał EMG często może być traktowany jako quasi-stacjonarny to zawiera jeszcze ważne informacje, które można odróżnić jedynie przez Rozkład Wignera-Ville. Ricamato w 1992 roku odkrył, że rozkład Wignera-Ville może być używany do wyświetlania zakresów częstotliwości jednostki napędowej [11]. Możliwe jest przedstawianie charakterystyki poboru w momencie wykonywania przez mięsień trudnych zadań. Równanie rozkładu Wignera-Ville przedstawia się wzorem 2 [11]:

$$W_x(t, \omega) = \int_{-\infty}^{\infty} x(t + \frac{\tau}{x}) x^*(t - \frac{\tau}{2}) e^{-j\omega\tau} d\tau \quad (2)$$

Implementacja rozkładu Wignera-Ville przy użyciu komputera wymaga dyskretnej postaci. Pozwala to na wykorzystanie szybkiej transformaty Fouriera (FFT), która wytwarza dyskretny czas oraz dyskretną reprezentację częstotliwości. Wspólnym typem rozkładu częstotliwości czasu jest krótki czas transformacji Fouriera (STFT). Według Daviesa i Reisman (1994), poważnym problemem rozkładu STFT jest to, że nie spełnia czterech istotnych właściwości, które są pożądane do rozkładu czasowo-częstotliwościowego [12]. Dwie właściwości są to czas oraz częstotliwość marginalna, pozostałe dwie są wsparciem czasu i częstotliwości. Informują one również, że wspólne widmo gęstości wyprodukowane przez rozkład Wignera-Ville jest bardzo zanieczyszczone, ale wyświetla bardzo dobre

właściwości lokalizacji i ogólnie koncentruje się wokół chwilowej częstotliwości sygnału. Sposób Choi-Williams zaproponowany w 1993 roku jest przykładem redukującym zakłócenia rozkładu [13]. Davies i Reisman, odkryli, że chociaż rozkład Choi-Williams nie spełnia wszystkich tych pożądanych właściwości rozkładu częstotliwości czasu, ale spełnia jedną ważną właściwość, czyli zmniejszenie zakłócenia. Czynnikiem ten wskazuje, że gdy jest brany pod uwagę przedział czasu rozkładu STFT to nie równa się on widmu gęstości mocy w tym momencie. Davies i Reisman wybrali rozkład STFT oraz rozkład Wignera-Ville, ponieważ były one szeroko stosowane w przeszłości. W ich badaniach STFT najwydatniej pokazuje kompresję widma jako zmęczenie mięśni.

2.3.3. Model autoregresji

Model autoregresji (AR) szeregów czasowych jest wykorzystywany do badania sygnału EMG. Powierzchnia elektrody wskazuje wzrost aktywności sygnału EMG ze wszystkich aktywnych mięśni w jego pobliżu, a domięśniowe badanie sygnału EMG jest bardzo wrażliwe, ale można uzyskać minimalny wynik tylko z sąsiednich mięśni. Dlatego, aby połączyć wygodę i dokładność zaistniała wielka potrzeba opracowania techniki szacowania domięśniowego EMG i ich właściwości spektroskopowych z pomiaru powierzchni.

W 1975 Graupe i Cline po raz pierwszy przedstawili model autoregresji średniej ruchomej (ARMA) do przedstawienia sygnałów EMG [14]. Uzyskany wynik Graupe i Cline pokazują, że sygnał EMG w wystarczająco krótkich odstępach czasowych można uznać jako stały. Sherif jednak, w 1980 roku, zmienił powyższy model, ponieważ zachowanie elektryczne mięśnia naramiennego było niestałe. Sherif w swojej pracy doktorskiej podkreślił niestały charakter EMG i stosowanego modelu autoregresji [15]. Doerschuk w 1983 roku zauważył problem podobny do tego, który przedstawili Graupe i Cline, a mianowicie kontroli urządzeń protetycznych z sygnałami EMG, przy użyciu modelu autoregresji w przypadku wielu sygnałów EMG [16]. W roku 1986 Zhou zaprezentował pole EMG jako model autoregresji z opóźnionym sygnałem EMG zwany "filtrem tkanki" [17]. Można więc założyć, że dla prototypów domięśniowych i powierzchniowych sygnałów EMG dostępne są parametry modelu szeregu czasowego przekształcające domięśniowe sygnały na sygnały z pola powierzchni. Przedstawiony model jest następnie wykorzystywany do oszacowania sygnału domięśniowe

z sygnału powierzchni. Model ten jest zilustrowany za pomocą rzeczywistych przebiegów EMG. W 1992 Tohru uznał, że precyzyjne wykorzystanie modeli takich jak ARMA lub nie było konieczne dla dynamicznych ruchów mięśni [18]. Koszt obliczeń modelu ARMA jest zbyt wysoki, a określenie rzędu modelu jest skomplikowane i często trudne. Model autoregresji został wybrany przez Tohru, głównie ze względu na jego koszt obliczeniowy, który jest stanowi problemem podczas symulacji.

2.3.4. Inne metody

Oprócz powyżej opisanych metod istnieją również inne, które w skrócie zostaną przedstawione w poniższym podrozdziale.

W 1969 Rosenfalck sformułował matematyczne równanie $g(z) = 96x^3e^{-z} - 90$, które oparte jest na pracach doświadczalnych Ludin'a przeprowadzanych na mięśniach klatki piersiowej [19]. Nandedkar i Stalberg zmienili wyrażenie w 1983 roku z $g(z)$ do $e(z) = g(2z)$, w celu lepszego dopasowania danych eksperymentalnych, co prowadzi do równania $e(z) = 768z^3e^{-2z} - 90$ [20].

Nanderdar i Barkhaus zaproponowali w 1992 roku model, który opiera się na prostej zasadzie sumowaniu wektora [21]. Według Sławnych, Laszlo i teorii Hershler (1990), model Nandedkar'a zakłada, że amplituda MUAP dodaje algebraicznie do generowanego związku działania potencjału mięśni (CAMP) amplitudę. Ponieważ przebiegi MUAP nie występują synchronicznie, założenie to nie jest ważne. Jeśli dwie amplitudy MUAP A_1 i A_2 są sumowane, to amplituda fali równa się $A_1 + A_2$. Innymi słowy, MUAP przyczynia się do zmniejszenia amplitudy fali CMAP, takie zjawisko nazywa się anulowaniem faz. Suma amplitud wyrażona jest wzorem 3 [21].

$$A_{12}^2 = A_1^2 + A_2^2 - 2A_1A_2\alpha \quad (3)$$

W 1994 roku, Englehart i Parker uznali dwa rodzaje międzyimpulsowego interwału (IPI) za prawdopodobieństwo funkcji gęstości modelu (PDF) [22]. Sekwencja wyładowań jako seria IPI, ocena średniej IPI, odchylenie i prawdopodobieństwo funkcji gęstości (PDF) zostały wykorzystane jako deskryptory aktywności neuronów ruchomych. Gęstość funkcji Gaussa wyrażona jest wzorem 4 [22].

$$f_x(x) = \frac{1}{\sigma_x \sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{(x - \mu_x)^2}{2\sigma_x^2}\right) \quad (4)$$

gdzie μ_x jest średnią, a σ_x^2 jest wariancją.

Funkcja gęstości gamma jest wyrażona wzorem 5 [22].

$$f_x(x) = \frac{1}{\beta\Gamma(\rho)} \left(\frac{x - \alpha}{\beta}\right)^{\rho-1} \exp\left(-\frac{x - \alpha}{\beta}\right) \quad (5)$$

gdzie α jest parametrem lokalnym, β jest parametrem skali, ρ jest parametrem kształtu i $\Gamma()$ jest funkcją gamma.

Zgodnie z modelem, jeżeli dane są nieustalone to szacunki momentów i prawdopodobieństwo funkcji gęstości neuronowej sekwencji rozładowania są podatne na odchylenia. Niektórymi czynnikami, które mogą mieć wpływ

na stopień ustalenia doświadczalnych danych IPI są czas trwania skurczu, sposób produkcji siły oraz poziom skurczu.

Wyrażenie analityczne dla sygnału potencjału czynnościowego mięśnia jest pochodną użycia integralnego impulsu częstotliwości i modelu modulacji amplitudy (IPFAM) przedstawionego przez Zhang'a w roku 1995 [23]. Model ten składa się z trzech głównych elementów: modulacji amplitudy impulsu (PAM), modulacji częstotliwości impulsu (PFM) oraz systemu liniowego. PAM opisuje związek amplitudy EMG ze zmianami w mocy mięśni, PFM opisuje wahania sygnału EMG, spowodowane zmianą w nerwach wypalania i systemu liniowego, p(t) reprezentuje związek potencjału czynnościowego połączonego z efektem dyspersji propagacji i filtrowania tkanki. W tym modelu, potencjał wzrasta, dopóki wstępnie określona wartość progowa nie zostanie osiągnięta. Zatem model IPFAM zawiera najważniejsze funkcje związane z wytwarzaniem rzeczywistych sygnałów EMG.

W 1995 roku Karlsson i Nystrom przedstawili system czasu rzeczywistego do analizy sygnału EMG [24]. Celem było opracowanie systemu do użytku klinicznego z charakterystyką zwrotnej grafiki, elastyczny dobór parametrów, metody standardowej i elastycznego przetwarzania dodawania. W celu otrzymania reprezentacji czasowo-częstotliwościowej sygnału zaproponowano użycie krótkiego czasu transformacji Fouriera. Główną wadą tej metody jest to, że przyjmuje się iż sygnał jest nieruchomy.

3. Badania Motion Capture i EMG

3.1. Technologia Motion Capture

Motion capture (Mo-cap) jest techniką stosowaną przede wszystkim w filmach i grach komputerowych, polegającą na pobieraniu trójwymiarowych ruchów aktorów i zapisywaniu ich na dysku komputera. Dzięki takiej technice zarejestrowane ruchy postaci można w łatwy sposób odzwierciedlić w postaci animacji. Motion Capture spowodowało wzrost użycia grafiki komputerowej we współczesnym kinie zapewniając naturalne i realistyczne ruchy wygenerowane przez animatora w procesie animacji. Technika Mo-cap może również zostać użyta w celu przechwycenia sygnału elektrycznego wysłanego przez mięśnie podczas ruchu, czyli sygnału EMG. Jest to na przykład bardzo pomocne w dzisiejszej medycynie.

3.2. Plik .C3D

Pliki z rozszerzeniem .C3D są to pliki w binarnym formacie, wykorzystywane w biomechanice, animacji oraz laboratoriach analizy ruchu do rejestrowania danych zsynchronizowanych w 3D. Format C3D został opracowany przez dr Andrew Dainis'a i jest używany od 1987 roku, stosowany powszechnie w National Institutes of Health Biomechanics Laboratory w Bethesda, a także w wielu innych czołowych laboratoriach na świecie zajmujących się biomechaniką.

Format C3D udostępnia następujące funkcje [25]:

- 1) przechowuje informacje takie jak stosowane kanały EMG czy zestawy markerów,
- 2) informacje odnoszące się do okoliczności sesji testowej, takich jak częstotliwość próbkowania
- 3) przechowuje informacje pacjenta - imię i nazwisko, wiek, wagę, długości nóg,
- 4) wyniki analizy, takie jak synchronizacja cyklu chodu i związanych z nią informacji.
- 5) rozszerzalność - format C3D zapewnia możliwość przechowywania nowych informacji bez dokonywania zmian w starszych nieaktualnych.

3.3. Rejestrowanie danych

Badanie przy pomocy techniki Motion Capture zostało przeprowadzone w Instytucie Informatyki Politechniki Lubelskiej, w Laboratorium Akwizycji Ruchu i Ergonomii Interfejsów i polegało na wykonaniu kilku czynności ruchowych takich jak:

- 1) chód,
- 2) przysiad na jednej nodze,
- 3) przysiad na obu nogach,
- 4) skłon o prostych kolanach.

Na rysunku 1 został przedstawiony uczestnik podczas wykonywania ćwiczenia jakim był przysiad na jednej nodze.



Rys. 1. Badanie Motion Capture – Przysiad na jednej nodze

3.4. Analiza sygnału EMG

Uzyskany przy pomocy technologii Motion Capture sygnał EMG został zapisany w formacie .C3D. W tabelach 1. - 4. zostały przedstawione dane jakie udało się pozyskać dla pierwszych dziesięciu klatek z sygnału EMG podczas

wykonywania jednego z ćwiczeń w trakcie przeprowadzonego badania Motion Capture dla:

- 1) mięśnia prostego lewego uda,
- 2) mięśnia prostego prawego uda,
- 3) mięśnia dwugłowego lewego uda,
- 4) mięśnia dwugłowego prawego uda.

Tabela 1. Dane EMG uzyskane z mięśnia prostego prawego uda

Klatka	Pomiar 1	Pomiar 2	Pomiar 3	Pomiar 4	Pomiar 5
1	0	0	0	0	0
2	0	0	0	0	0
3	0,207	0,193	-0,073	-0,249	-0,183
4	0,256	0,279	-0,003	-0,161	0,064
5	0,209	0,18	-0,053	-0,243	-0,173
6	0,235	0,258	-0,023	-0,163	0,062
7	0,214	0,177	-0,053	-0,231	-0,177
8	0,229	0,258	-0,011	-0,17	0,055
9	0,228	0,195	-0,073	-0,253	-0,17
10	0,224	0,26	0	-0,18	0,055

Tabela 2. Dane EMG uzyskane z mięśnia prostego lewego uda

Klatka	Pomiar 1	Pomiar 2	Pomiar 3	Pomiar 4	Pomiar 5
1	0	0	0	0	0
2	0	0	0	0	0
3	0,2	0,167	-0,042	-0,248	-0,132
4	0,265	0,248	-0,035	-0,21	0,006
5	0,213	0,192	-0,063	-0,223	-0,118
6	0,24	0,261	-0,026	-0,197	0,011
7	0,196	0,188	-0,071	-0,215	-0,121
8	0,261	0,253	-0,025	-0,214	0,009
9	0,188	0,19	-0,066	-0,206	-0,131
10	0,271	0,26	-0,014	-0,232	-0,008

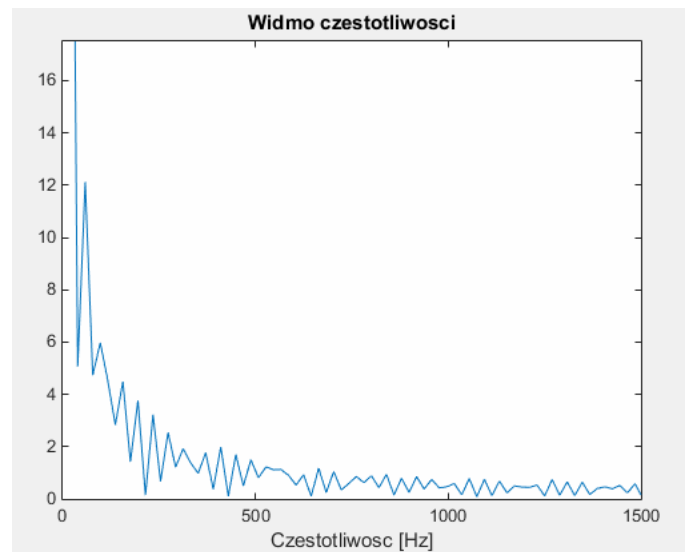
Tabela 3. Dane EMG uzyskane z mięśnia dwugłowego prawego uda

Klatka	Pomiar 1	Pomiar 2	Pomiar 3	Pomiar 4	Pomiar 5
1	0	0	0	0	0
2	0	0	0	0	0
3	0,169	0,163	-0,09	-0,212	-0,135
4	0,248	0,237	-0,026	-0,211	0,038
5	0,171	0,153	-0,09	-0,229	-0,108
6	0,264	0,25	-0,007	-0,202	-0,006
7	0,185	0,174	-0,066	-0,208	-0,115
8	0,286	0,259	-0,013	-0,163	0,033
9	0,177	0,166	-0,076	-0,229	-0,124
10	0,275	0,244	-0,011	-0,18	-0,026

Tabela 4. Dane EMG uzyskane z mięśnia dwugłowego lewego uda

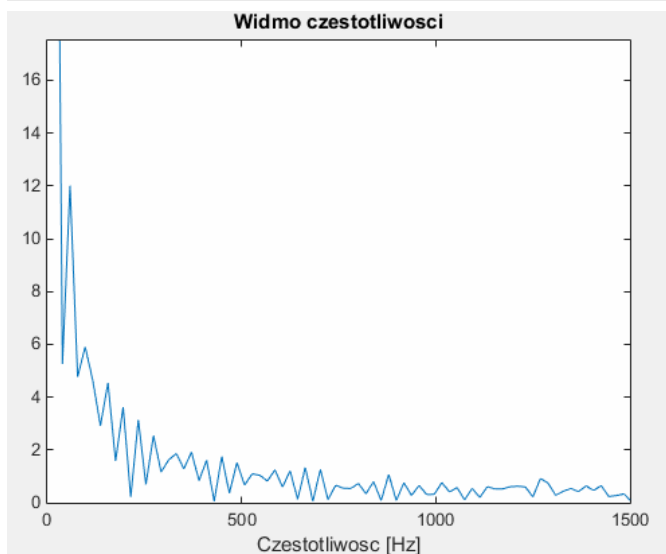
Klatka	Pomiar 1	Pomiar 2	Pomiar 3	Pomiar 4	Pomiar 5
1	0	0	0	0	0
2	0	0	0	0	0
3	0,247	0,193	-0,077	-0,249	-0,17
4	0,217	0,237	-0,027	-0,183	0,062
5	0,27	0,201	-0,071	-0,237	-0,183
6	0,226	0,229	-0,016	-0,163	0,067
7	0,254	0,189	-0,076	-0,229	-0,164
8	0,196	0,257	-0,035	-0,186	0,083
9	0,251	0,157	-0,065	-0,254	-0,182
10	0,2	0,238	-0,021	-0,179	0,059

Uzyskany sygnał EMG został poddany analizie w celu sprawdzenia jego nieliniowości za pomocą transformaty Fourier'a. Na rysunkach 2 – 5 przedstawiono uzyskane widma częstotliwościowe.

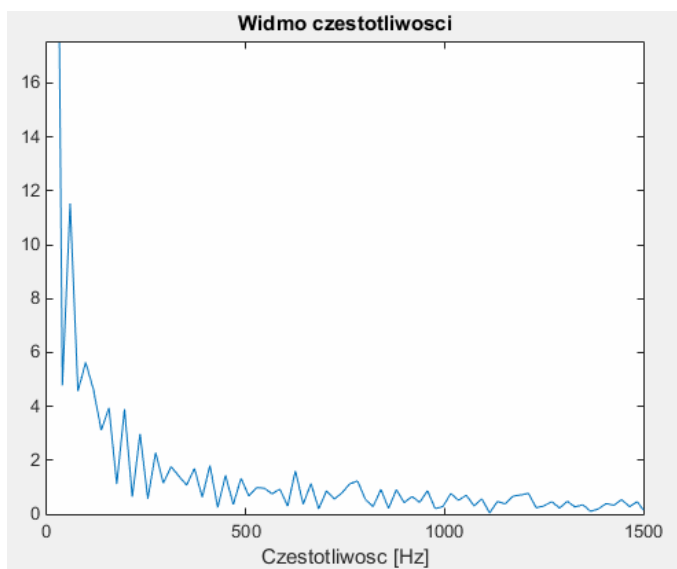


Rys. 2. Widmo częstotliwościowe dla badanego mięśnia prostego prawego uda

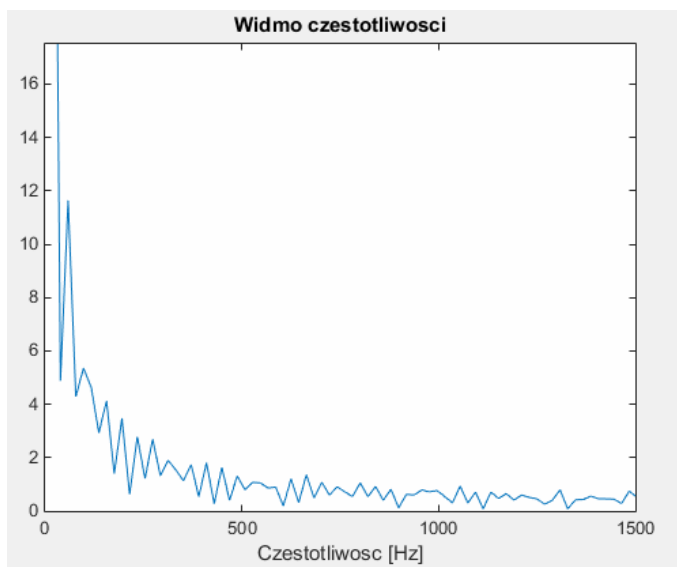
Dzięki przeanalizowaniu otrzymanych wyników z pomiaru danych EMG oraz utworzonych wykresów widma częstotliwościowego dla mięśni prostych prawego oraz lewego uda można zauważyć, iż oba te mięśnie pracowały podobnie aczkolwiek wraz ze wzrostem częstotliwości ich widma zaczynają się różnić. Różnica spowodowana jest tym, że uczestnik badania ma bardziej umięśnione prawe udo niż lewe.



Rys. 3. Widmo częstotliwościowe dla badanego mięśnia prostego lewego uda



Rys. 4. Widmo częstotliwościowe dla badanego mięśnia dwugłowego prawego uda



Rys. 4. Widmo częstotliwościowe dla badanego mięśnia dwugłowego lewego uda

Analiza widm częstotliwościowych dla mięśni dwugłowych prawego oraz lewego uda potwierdziła tylko, że badany uczestnik posiada większą siłę w prawej nodze.

4. Podsumowanie

Na przestrzeni kilkudziesięciu lat naukowcy coraz częściej przyglądają się i badają impulsy elektryczne wytwarzane w trakcie aktywności mięśni. Jak każde badanie również i te opisywane w niniejszej pracy są obarczone ryzykiem niepowodzenia. Jako niepowodzenie można rozumieć otrzymanie zanieczyszczonego sygnału. Jednakże, metody opisane w rozdziale drugim ukazują, że świat nauki już od bardzo dawna stara się w lepszy lub w gorszy sposób wyeliminować ryzyko niepowodzenia badania stosując różne sposoby zaczynając od zmiany częstotliwości badanego sygnału a kończąc na stosowaniu statystyk wyższego rzędu. Sposoby różnią się między sobą, ale dzięki tym badaniom świat dowiaduje się coraz to nowszych rzeczy na temat działania ludzkiego organizmu. Niniejszy artykuł przybliżył wartość jaką niesie ze sobą sygnał EMG i zawarte w nim informacje na temat działania ludzkiego mięśnia. Dzięki uzyskaniu sygnału EMG przy pomocy coraz bardziej popularnej technologii Motion Capture, a następnie przetworzeniu go przy pomocy zaimplementowanej aplikacji stosując transformację Fouriera, została przeprowadzona analiza badawcza dzięki, której możliwe stało się stwierdzenie jak reagują dane mięśnie na bodźce wytworzone poprzez wykonywanie ćwiczeń. Można stwierdzić, które mięśnie są bardziej rozwinięte i mocniej pracują.

Literatura

- [1] Basmajian J. V., De Luca C. J.: Muscles Alive: Their Functions Revealed by Electromyography, 1985
- [2] Guglielminotti P., Merletti R.: Effect of electrode location on surface myoelectric signal variables: a simulation study, 1992.
- [3] Laterza F., Olmo G.: Analysis of EMG signals by means of the matched wavelet transform, 1997.
- [4] Gabor D.: Theory of communication, 1946.
- [5] Ismail A.R., Asfour S.S.: Continuous wavelet transform application to EMG signals during human gait, 1998.
- [6] Pattichis C.S., Pattichis M.S.: Time-scale analysis of motor unit action potentials, 1999.
- [7] Kumar D.K., Pah N.D., Bradley A.: Wavelet analysis of surface electromyography to determine muscle fatigue, 2003.
- [8] Piper H.: Electrophysillogie Muschliche Muskeln, 1912.
- [9] Cohen L.: Time-frequency analysis. Englewood Cliffs, 1995.
- [10] Syeed A.M, Jones D.L.: Optimal kernel for nonstationary spectral estimation, 1995.
- [11] Ricamato A.L., Absher R.G., Moffroid M.T., Tranowski J.P.: A time-frequency approach to evaluate electromyographic recordings, 1992.
- [12] Davies M.R., Reisman S.S.: Time frequency analysis of the electromyogram during fatigue, 1994.
- [13] Amin M., Cohen L., Williams W.J.: Methods and Applications for Time Frequency Analysis, 1993.
- [14] Graupe D., Cline W.K.: Functional Separation of EMG signals via ARMA identification. 1975.
- [15] Sherif M.H.: Stochastic Model of Myoelectric Signals for Movement Pattern Recognition in Upper Limb Prostheses, 1980.

- [16] Doerschuk P.C., Gustafson D.E., Willisky A.S.: Upper extremity limb function discrimination using EMG signal analysis,1983.
- [17] Zhou Y., Chellappa R., Bekey G.: Estimation of intramuscular EMG signals from surface EMG signal analysis,1986.
- [18] Kiryu T., Saitoh Y., Ishioka K.: Investigation on parametric analysis of dynamic EMG signals by a muscle-structured simulation model, 1992.
- [19] Rosenfalck P.: Intra- and extracellular potential fields of active nerve and muscle fibres. A physico-mathematical analysis of different models,1969.
- [20] Nandedkar S.D., Stålberg E.: Simulation of single muscle fibre action potentials,1983.
- [21] Nandedkar S.D, Barkhaus P.E.: Phase interaction in the compound muscle action potential: application to motor unit estimates, 1992.
- [22] Englehart K.B., Parker P.A.: Single motor unit myoelectric signal analysis with nonstationary data,1994.
- [23] Zhang Y.T, Herzog W., Liu M.M.: A mathematical model of myoelectric signals obtained during locomotion, 1995.
- [24] Karlsson S., Nystrom L.: Real-time system for EMG signal analysis of static and dynamic contractions, 1995.
- [25] <https://www.c3d.org/>