

## **INTERFEJS CZŁOWIEK – MASZYNA NA PRZYKŁADZIE STEROWANIA ZRĘCZNĄ PROTEZĄ DŁONI (ROZPOZNAWANIE INTENCJI CZŁOWIEKA NA PODSTAWIE ANALIZY SYGNAŁÓW EMG)**

### **WPROWADZENIE**

1. Czynniki wpływające na zręczność dłoni
2. O sterowaniu bioprotezą dłoni
3. Rozpoznawanie sygnałów EMG jako sterowanie decyzyjne ruchem protezy
4. Klasyfikator jako organ sterujący ruchem protezy
5. Zagadnienie niezawodności rozpoznawania decyzji ruchowych
6. Czynniki wpływające na niezawodność rozpoznawania

### **CZĘŚĆ PIERWSZA – SYNTEZA ZBIORÓW UCZĄCYCH**

7. Problemy towarzyszące pomiarom sygnałów EMG
8. Pomiar ruchów palców dłoni i towarzyszące mu problemy
9. Koncepcja stanowiska pomiarowego
10. Proces wyznaczania zbiorów, odwzorowujących relację pomiędzy ruchami palców a powstającymi wtedy miopotencjałami
11. Programowe narzędzia do akwizycji wideo i miopotencjałów
12. Akwizycja Wideo z wykorzystaniem pakietu DirectShow
13. Akwizycja sygnałów EMG
14. Ekstrakcja segmentów w sygnale EMG

15. Eksperymenty: przygotowanie i przebieg
16. Wyniki akwizycji sygnału EMG
17. Tworzenie zbioru uczącego
18. Konkluzje 1

## CZĘŚĆ DRUGA – ANALIZA CZYNNIKÓW WPLYWAJACYCH NA NIEZAWODNOSC ROZPOZNAWANIA

19. Schemat analizy sygnałów EMG – zakres prowadzonych badań
20. Kombinacje analizowanych metod
21. Konkluzje 2

### **1. Czynniki wpływające na zręczność dłoni**

Zręczność i precyzja ludzkiej dłoni jest efektem:

- zarówno jej nominalnych możliwości ruchowych wynikających z jej *struktury kinematycznej*;
- jak i przede wszystkim - *procesu sterowania* tą strukturą realizowanego przez centralny system nerwowy.

Podobnie rzecz się ma w przypadku protezy dłoni - jej zręczność i precyzja ruchów zależą także od nominalnych możliwości ruchowych struktury mechanicznej oraz realizowanego procesu sterowania.

### **2. O sterowaniu bioprotezą dłoni**

Proces sterowania bioprotezą powinien być realizowany - podobnie jak w przypadku zdrowej ręki - przez centralny system nerwowy użytkownika. Jednak bezpośrednie połączenie sterownika protezy z systemem nerwowym jest ciągle komercyjnie niedostępne.

Jest natomiast możliwe wykorzystanie do sterowania sygnałów biologicznych pochodzących z organizmu człowieka, które są związane z ruchami zdrowej ręki - i pozostają dostępne po amputacji dłoni lub części przedramienia.

Szczególnym rodzajem biosygnarów są potencjały elektryczne towarzyszące aktywności mięśni szkieletowych. Można je mierzyć (w sposób nieinwazyjny) za pomocą elektrod umieszczonych na powierzchni skóry, nad badanymi mięśniami. Taki pomiar nosi nazwę elektromiografii powierzchniowej (sEMG). Sygnały sEMG są sumą zjawisk elektrycznych zachodzących w komórkach pracujących mięśni. Zależą od stopnia pobudzenia i lokalizacji przestrzennej jednostek motorycznych pobudzonych mięśni (względem elektrod pomiarowych), a więc pośrednio od rodzaju wykonywanego ruchu.

Niestety sygnały EMG, – chociaż niosą informację o zamierzonym ruchu palców - nie nadają się bezpośrednio (1-do-1) do sterowania ruchem protezy. Zawarte w nich informacje muszą zostać najpierw rozpoznane i dopiero wtedy mogą zostać użyte jako decyzje sterujące protezą.

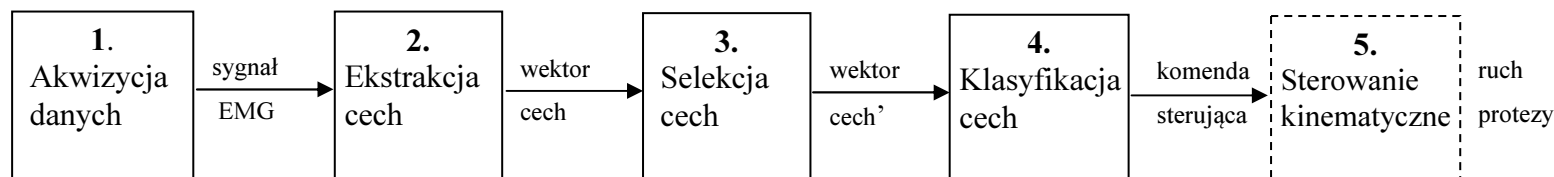
### **3. Rozpoznawanie sygnałów EMG jako sterowanie decyzyjne ruchem protezy**

Sterowanie mioelektryczne opiera się na istnieniu relacji pomiędzy sygnałami EMG, które powstają w mięśniach ręki podczas wykonywania przez pacjenta wyobrażonych ruchów utraconą dłonią, a wyróżnionymi klasami tych ruchów.

Tą relację można w przybliżeniu określić badając zależność pomiędzy ruchami a sygnałami sEMG dla zdrowej ręki, a następnie „dostroić” dla indywidualnego przypadku amputacji.

Należy zauważyć, że zarejestrowane sygnały mają formę dyskretną ciągów próbek, o liczności wynikającej z iloczynu czasu pomiaru i częstotliwości próbkowania. Dla przeciętnego ruchu chwytowego daje to rekord o liczności  $2 \div 5$  tys. próbek (przy próbkowaniu 1kHz i czasie rzędu  $2 \div 5$  s).

Taka „pierwotna” reprezentacja sygnałów uniemożliwia efektywną klasyfikację i wymaga redukcji wymiarowości. Ta redukcja prowadzi do reprezentacji sygnału w formie wektora cech (tego sygnału).



Rys 1. Sekwencja etapów w interfejsie Człowiek-Maszyna opartym na rozpoznawaniu sygnałów

Rozpoznawanie klas ruchów na drodze analizy zarejestrowanych sygnałów EMG obejmuje 4 etapy:

- 1- etap akwizycja danych;
- 2- etap ekstrakcja cech,
- 3- etap selekcja cech (oraz strojenia wybranych parametrów procesu) i
- 4- etap klasyfikacja (rozpoznawanie obrazów).

Wyznaczona klasa ruchu ma charakter decyzji sterującej, która w sterowniku kinematycznym protezy jest zamieniana na sekwencję sterowań ruchem poszczególnych przegubów.

#### **4. Klasyfikator jako organ sterujący ruchem protezy na poziomie decyzyjnym**

- Klasyfikator jako organ sterujący;
- Podstawa syntezy: rozkład gęstości prawdopodobieństwa;
- Postać empiryczna tego rozkładu - zbiór par: 'wektor cech/klasa' ('sygnał EMG/klasa ruchu');

---

Na *poziomie decyzyjnym* sterowanie sprowadza się do rozpoznawania intencji człowieka na podstawie sygnałów EMG pochodzących z napinanych mięśni, - a rolę nadrzędnego organu sterującego pełni klasyfikator tych sygnałów.

Ogólną podstawą dla syntezy klasyfikatorów jest znajomość rozkładów gęstości prawdopodobieństwa występowania określonych cech sygnału dla poszczególnych klas (ruchu).

Te rozkłady można wyznaczyć ze zbiorów uczących zawierających pary typu: 'wektor cech/klasa' a te z kolei ze zbiorów par typu: 'fragment sygnału EMG/klasa ruchu'. Dla syntezy takich rodzajów klasyfikatorów jak kNN lub sztuczna sieć neuronowa, wystarcza bezpośrednio znajomość zbiorów uczących.

#### **5. Zagadnienie niezawodności rozpoznawania decyzji ruchowych**

- Zręczność bioprotezy → niezależne sterowania wieloma przegubami;
- Duża liczba przegubów protezy → duża liczba klas ruchu;
- Duża liczba klas + zakłócenia sygnałów EMG → problem niezawodności rozpoznawania

Zręczność bioprotezy wymaga niezależnego sterowania wieloma przegubami (naśladującymi stawy palców) a także kolejnymi fazami ruchu tych przegubów. Stwarza to potrzebę wyróżnienia dużej liczby klas ruchu.

Duża liczba klas przy zaszumieniu rozpoznawanych sygnałów EMG (zwłaszcza przy pomiarze metodą nieinwazyjną, na powierzchni skóry sEMG), powoduje, że zasadniczego znaczenia nabiera zagadnienie niezawodności rozpoznawania decyzji ruchowych - *proteza nie może wykonywać ruchów niezgodnych z intencją człowieka*.

## **6. Czynniki wpływające na niezawodność rozpoznawania**

Niezawodność rozpoznawania decyzji ruchowych zależy m.in.:

- od doboru cech reprezentujących rozpoznawany sygnał (od *siły różnicującej* wektora cech),
- od algorytmu klasyfikacji, ale także
- od jakości zarejestrowanych sygnałów oraz reprezentatywności zbioru uczącego, który odwzorowuje relację pomiędzy ruchami palców ręki a powstającymi wtedy miopotencjałami.

*Synteza zbioru uczącego* wymaga zaprojektowania i przeprowadzenia odpowiednich eksperymentów pomiarowych, natomiast *dobór cech i klasyfikatora* wiąże się z analizą dostępnych metod reprezentowania i klasyfikacji sygnałów EMG.

Dlatego kolejno zostaną omówione:

- (a) stanowisko pomiarowe do eksperymentalnego wyznaczania relacji sterującej, oraz
- (b) analiza wybranych metod reprezentowania i klasyfikacji sygnałów EMG oraz czynniki wpływające na niezawodność rozpoznawania decyzji ruchowych użytkownika protezy.

# SYNTEZA ZBIORÓW UCZĄCYCH

## 7. Synteza zbiorów uczących

Zbiór uczący można wyznaczyć eksperymentalnie:

- rejestrując współbieżnie ruchy palców zdrowej ręki i towarzyszące im miopotencjały,
- wydzielając fragmenty sygnału odpowiadające określonym ruchom palców, i
- przyporządkowując tym fragmentom określone typy (klasy) ruchów, a następnie,
- wyznaczając cechy reprezentujące sygnał.

## 8. Problemy towarzyszące pomiarom sygnałów EMG

Do pomiaru sygnałów EMG metodą nie-inwazyjną, stosowane są elektrody umieszczane na powierzchni skóry, nad badanymi mięśniami.

Przy zbieraniu i zapisie sygnałów występują dwa czynniki mające istotny wpływ na wierność odwzorowania sygnału.

*I - stosunek sygnału do szumu (SNR - signal to noise ratio).*

(mianem szum określamy takie sygnały elektryczne, które nie są częścią pożądanego sygnału EMG)

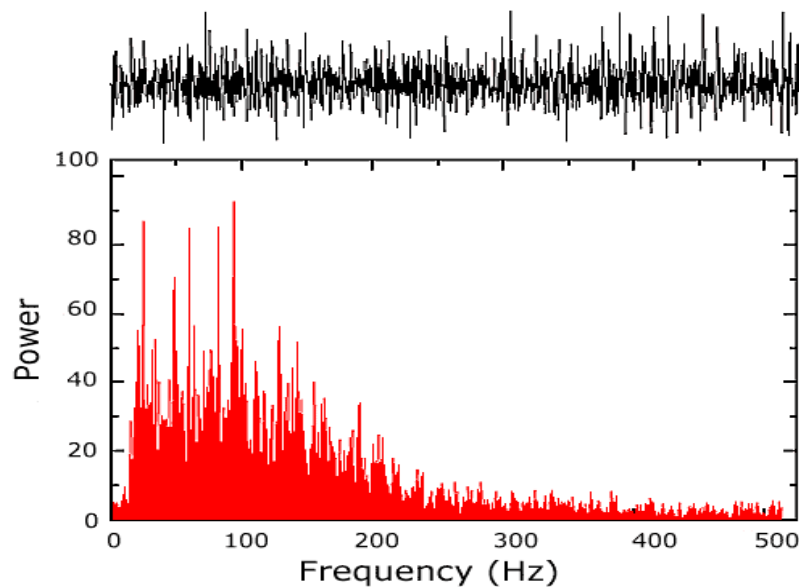
*II - zniekształcenia sygnału,*

(względny udział poszczególnych składników częstotliwości w sygnale EMG nie powinien być zmieniany)

### ***Charakterystyki sygnału EMG***

- amplituda sygnału EMG ma charakter stochastyczny (może być dobrze przybliżona rozkładem Gaussa)
- amplituda sygnału może zmieniać się od 0 do 10mV (peak-to-peak) lub 0-1,5mV (rms), (*root-mean-squared value* – wartość skuteczna/wartość średnio-kwadratowa, reprezentująca moc sygnału EMG).
- użyteczna energia sygnału zawiera się w przedziale częstotliwości 0 do 500Hz, dominując w przedziale 50 –150Hz.

Sygnał użyteczny, to ten, którego energia przekracza poziom szumu.



Rys. 2. Rozkład częstotliwościowy sygnału EMG z mięśnia Tibialis Anterior podczas napięcia zamierzonego, izometrycznego z stałą siłą, 50% napięcia maksymalnego.



## *Charakterystyki szumu elektrycznego*

### *Szum wewnętrzny* (elementów elektronicznych układu detekcji i zapisu)

- składowe częstotliwości w przedziale od 0Hz do wielu MHz.
- tego szumu nie można wyeliminować, można go tylko zredukować używając elementów wysokiej jakości, właściwie projektując obwody i stosując właściwe techniki konstrukcyjne.

### *Szum otoczenia*

- źródłem tego szumu jest zewnętrzne promieniowanie elektromagnetyczne
- (sygnały radiowe i telewizyjne, elektryczne obwody mocy, żarówki, świetlówki itp.)
- dominuje szum sieci energetycznej 50Hz (lub 60Hz).
- może mieć amplitudę o wartości bezwzględnej o trzy rzędy większej od sygnału EMG.

### *Artefakty od ruchu*

Są dwa źródła:

- jedno wynika z połączenia pomiędzy powierzchnią czynną elektrody a skórą,
- drugie z ruchu przewodów łączących elektrody ze wzmacniaczem.
- można je istotnie zredukować przez właściwe zaprojektowanie obwodów elektronicznych.
- energia sygnału elektrycznego obydwu rodzajów szumów zawiera się w większości w przedziale częstotliwości 0 do 20Hz.

### ***Wewnętrzna niestabilność sygnału***

- składniki częstotliwości w przedziale 0 - 20Hz są szczególnie niestabilne ponieważ ich źródłem jest prędkość zapłonu jednostek motorycznych mięśnia, o naturze quasi-losowej.

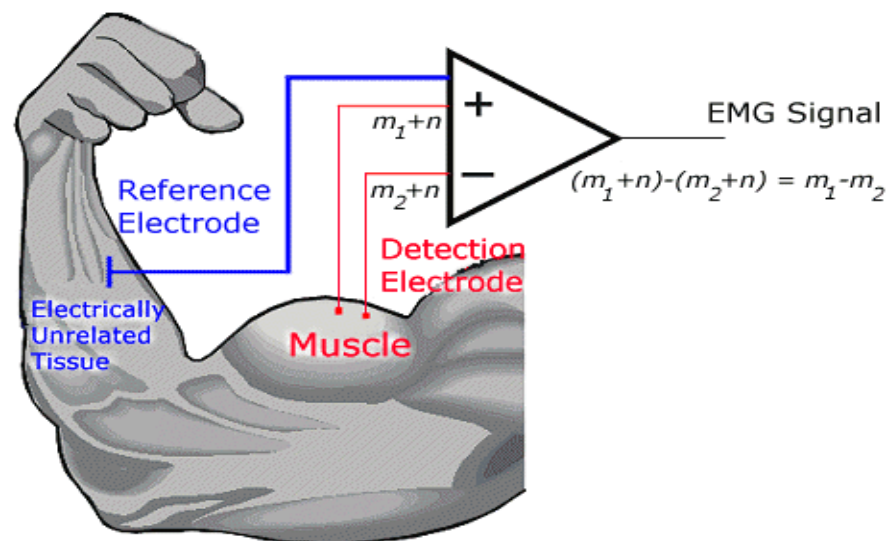
### **Jak maksymalizować wierność odwzorowania sygnału EMG**

- maksymalizacja współczynnika sygnał-szum
- urządzenia zbierające i zapisujące powinny przetwarzać sygnał liniowo.
- sygnał nie może być obcinany, zwłaszcza piki sygnału nie powinny być zniekształcone;
- nie należy też przeprowadzać niepotrzebnego filtrowania.

### **Charakterystyki elektryczne elektrod i wzmacniaczy**

Wierność sygnału zbieranego przez elektrodę rzutuje na efekty całej dalszej jego obróbki. Poniższe charakterystyki są istotne dla realizacji tego zadania.

## *Różnicowe wzmocnienie sygnału*



Rys. 3.

Szumy otoczenia można skutecznie eliminować stosując różnicowy układ pomiarowy. Układ taki obejmuje dwie elektrody umieszczone bezpośrednio nad badanym mięśniem. Sygnał jest zbierany w dwóch miejscach, układ elektroniczny odejmuje te dwa sygnały i wzmacnia różnicę. W efekcie składniki sygnału „wspólne” dla obydwu miejsc (w skład których wchodzi szumy otoczenia), są usuwane, a różnice występujące w tych miejscach są wzmacniane. Każdy sygnał, którego źródło jest oddalone, daje w miejscach detekcji wspólne składniki, podczas gdy sygnały powstające w bezpośrednim sąsiedztwie elektrod dają składniki „różnicowe”, które są wzmacniane. Dlatego relatywnie „odległe” sygnały szumu energetycznego będą usuwane, a relatywnie bliskie sygnały EMG – wzmacniane.

- Miarą dokładności z jaką wzmacniacz różnicowy może to robić jest współczynnik CMRR (Common Mode Rejection Ratio) tłumienia składowych wspólnych.
- Idealny subtraktor  $CMRR = \infty$ .
- Współczynnik rzędu 32000 lub 90dB jest wystarczający dla stłumienia obcych szumów elektrycznych.
- można uzyskać CMRR rzędu 120dB, jednak są powody, dla których nie należy dochodzić do tej granicy: (1) takie układy są drogie, (2) trudno jest uzyskać stabilność, (3) obce sygnały nie muszą pojawiać się w punktach detekcji w fazie, a wtedy nie dają wspólnych składowych w sensie bezwzględnym.

### ***Impedancja wejściowa***

- Impedancja źródła, na połączeniu skóry i obszarów detekcji elektrody może zmieniać się od kilku k $\Omega$  do kilkudziesięciu M $\Omega$  (dla skóry suchej).
- aby nie dopuścić do osłabienia i zniekształcenia mierzonego sygnału, ze względu na efekt obciążenia wejścia, impedancja wejściowa wzmacniacza różnicowego powinna być tak duża jak to możliwe, bez komplikowania pracy wzmacniacza.
- współczesna technologia umożliwia uzyskanie impedancji wejściowej rzędu teraomów ( $10^{12}\Omega$ ) przy pojemności rzędu 5pF.

## ***Aktywne elektrody***

- problem sprzężenia pojemnościowego na wejściu wzmacniacza różnicowego.
- Rozwiązanie sprowadza się do umieszczania wzmacniacza tak blisko powierzchni czynnej elektrod jak to tylko możliwe. To rozwiązanie nosi nazwę „aktywnej elektrody”

Pozostałe z wymienionych zakłóceń (od przylegania elektrod na skórze oraz od ruchu kabli łączących te elektrody ze wzmacniaczem pomiarowym) można istotnie ograniczyć przez zastosowanie wzmacniacza o dużej impedancji, znacznie większej od impedancji skóry, oraz o małej impedancji wyjściowej - i usytuowanie go blisko elektrod.

W ten sposób pojawia się koncepcja „aktywnej” elektrody, czyli elektrody zintegrowanej z przedwzmacniaczem, dostarczającej sygnału odpornego na zakłócenia zewnętrzne. Dalszym rozwinięciem jest elektroda „autonomiczna” wyposażona we własne źródło zasilania, przetwornik A/C a także łącze radiowe.

## ***Filtrowanie***

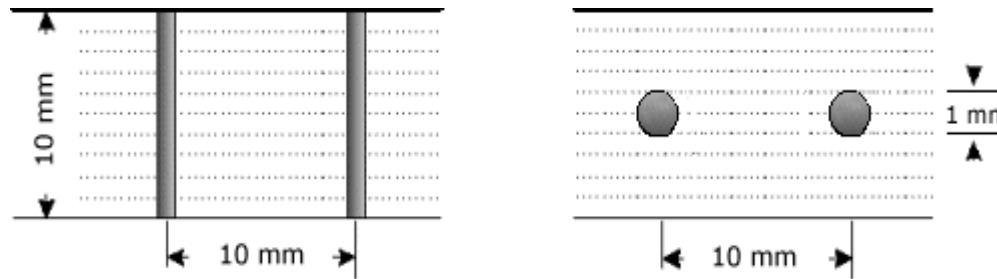
- współczynnik SNR można zwiększyć przez rozsądne filtrowanie w paśmie 20 – 500Hz ze spadkiem 12dB/oct.

## ***Stabilność elektrody***

- dla ustabilizowania reakcji chemicznej na skórze jest potrzebny czas rzędu kilku sekund.
- reakcja chemiczna (elektrod ze skórą) powinna być stabilna w czasie eksperymentu i nie zmieniać się zbyt szybko wraz z poceniem się czy ze zmianami wilgotności.

### *Geometria elektrod*

- we wcześniejszych badaniach elektromiografii nie zwracano szczególnej uwagi na kształt i układ elektrod. Głównie ze względu na zainteresowanie jedynie jakościowymi aspektami sygnału EMG.
- nowe techniki ekstrakcji informacji ilościowej z sygnału EMG wymagają zwrócenia większej uwagi na to zagadnienie. Rozważane są dwie konfiguracje: paskowa i punktowa.



Rys. 4. Schematyczna reprezentacja konfiguracji elektrod. Dla ekwiwalentnych obszarów powierzchni detekcji konfiguracja paskowa obejmuje więcej włókien.

### *Dystans pomiędzy powierzchniami detekcji*

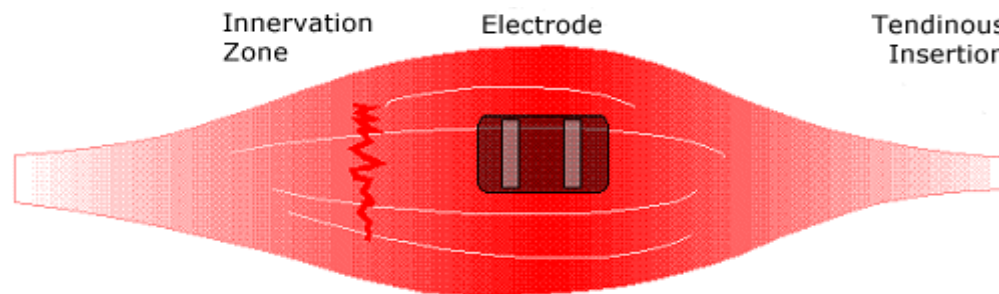
- dystans wpływa na szerokość pasma i amplitudę sygnału EMG
- mniejszy dystans przesuwa pasmo w kierunku wyższych częstotliwości i zmniejsza amplitudę sygnału.
- dystans rzędu 1 cm zapewnia reprezentatywną detekcję aktywności elektrycznej mięśnia podczas skurczu..

### ***Rozmiar i kształt powierzchni czynnych***

- im większa powierzchnia detekcji tym większa amplituda wykrywanego sygnału i mniejszy szum elektryczny generowany na połączeniu ze skórą
- preferowane rozwiązanie powinno maksymalizować liczbę włókien mięśniowych pokrytych powierzchnią detekcji, minimalizować szum elektryczny generowany na styku ze skórą oraz minimalizować fizyczne rozmiary powierzchni detekcji .
- dla długości 10mm i szerokości 1mm konfiguracja paskowa obejmuje 2,8 razy więcej włókien niż punktowa – zapewnia więc większą amplitudę sygnału.

### ***Gdzie na powierzchni mięśnia należy umieszczać elektrodę?***

- elektrodę należy lokować pomiędzy punktem motorycznym a wejściem ścięgna lub pomiędzy dwoma punktami motorycznymi, wzdłuż podłużnej osi mięśnia.
- podłużna oś elektrody powinna być równoległa do włókien mięśnia.



Rys. 5. Preferowane ułożenie elektrody pomiędzy punktem motorycznym (strefa unerwienia) a połączeniem ścięgnowo-mięśniowym.

### ***Gdzie nie należy umieszczać elektrody?***

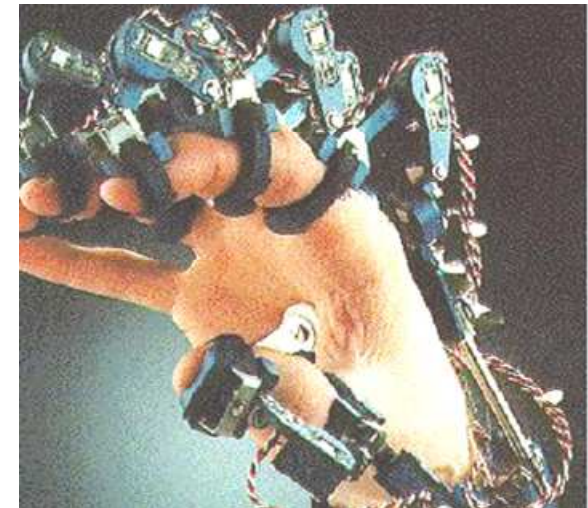
- ***Nie na lub w pobliżu ścięgna*** - W tej okolicy włókna są cieńsze i w mniejszej liczbie, co zmniejsza amplitudę sygnału EMG. Mięsień ma mniejszą szerokość, co utrudnia właściwe ułożenie elektrody, a mniejsza odległość do antagonisty powoduje, że detekcja sygnału staje się wrażliwa na przesłuch.
- ***Nie na punkcie motorycznym*** - Punkt motoryczny to taki, w którym wprowadzenie niewielkiego prądu elektrycznego wywołuje znaczący skurcz włókien mięśniowych. Ten punkt odpowiada przeważnie strefie nerwowej, o największej gęstości neuronów. Z punktu widzenia stabilności wykrywanego sygnału EMG ten punkt jest najgorszą lokacją elektrody. W tym regionie potencjały aktywności poruszają się...
- ***Nie na brzegu mięśnia*** – Tu elektrody są wystawione na przesłuch od sąsiednich mięśni.

## **9. Pomiar ruchów palców dłoni i towarzyszące mu problemy**

### **A. Rękawiczki sensoryczne,**

- zalety: możliwość pełnej automatyzacji procesu tworzenia zbiorów uczących;
- wady: niska dokładność wynikająca z małej dokładności oraz histerezy sensorów, ograniczenie zakresu mierzonych ruchów wynikające z konstrukcji mechanicznej ‘szkieletu’ rękawiczki;

Rys. 6. Rękawiczka „Dexterous Hand Master” opracowana w MIT (sensory: przetworniki kątowe Halla, pomiar 4 stopni swobody dla każdego palca).





## **B. Rejestracja ruchu palców ręki w postaci filmu video;**

- zalety: możliwość wykorzystania w pełni intuicji operatora przy wyborze najlepszej reprezentacji uczącej
- wady: brak możliwości automatyzacji procesu tworzenia zbiorów uczących.

Do rejestracji ruchów dłoni stosowane są zwykle „rękawiczki sensoryczne”. Mierzą one położenie katowe wybranych stawów dłoni.

Wadą tych urządzeń jest niska dokładność pomiaru oraz ograniczenie zakresu mierzonych ruchów przez konstrukcję ‘szkieletu’ rękawiczki. Natomiast istotną zaletą - możliwość automatyzacji procesu syntezy zbiorów uczących – człowiek porusza palcami a system rejestruje ten ruch i towarzyszące mu sygnały EMG, a następnie samodzielnie wyznacza klasy sygnałów i przypisuje im odpowiednie ruchy palców.

Przykładem zaawansowanego rozwiązania rękawiczki sensorycznej jest „Dexterous Hand Master” opracowana w MIT, przedstawiona na rysunku. Jako sensory zastosowano przetworniki katowe Halla. Możliwy jest pomiar czterech stopni swobody dla każdego palca.

Nowatorskim podejściem, jest rejestracja ruchu palców ręki w postaci filmu video, synchronicznie z zapisem mierzonych sygnałów EMG, a następnie analiza takiego filmu przez operatora-człowieka. Zaletą podejścia jest możliwość wykorzystania w intuicji operatora przy wyborze najlepszej reprezentacji uczącej.

## **10. Organizacja stanowiska pomiarowego**

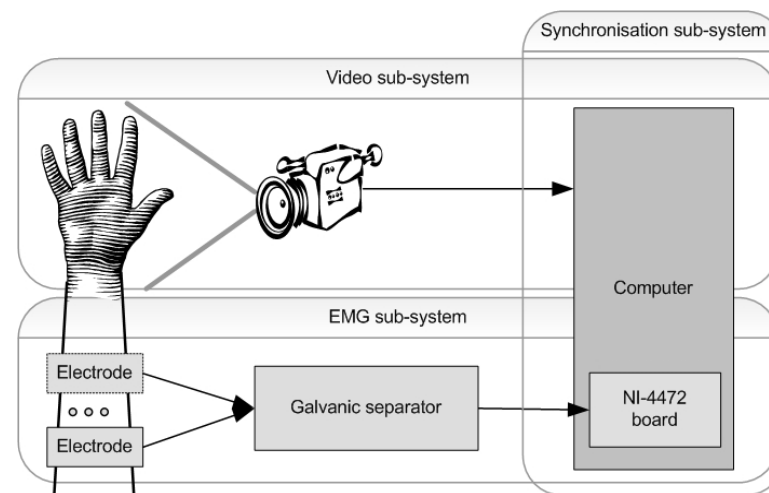
Wyznaczanie relacji sterującej wymaga rozwiązania problemów związanych z łączną akwizycją a następnie ekstrakcją fragmentów zarejestrowanych sygnałów EMG i danych Video, a w szczególności opracowania:

- 1) mechanizmu synchronicznej rejestracji szybkich strumieni obu rodzajów danych, i
- 2) mechanizmu odnajdywania odcinków sygnałów EMG odpowiadających wybranym przez operatora obrazom ruchów (np. zginania określonego stawu) i przypisywania im klas tych ruchów.

Rys. 7. Schemat blokowy stanowiska do rejestracji relacji pomiędzy ruchami palców ręki - a powstającymi wtedy sygnałami EMG.

Stanowisko to obejmuje:

- (a) kamerę video rejestrującą obraz poruszającej się ręki;
- (b) 8-kanalowy tor pomiaru sygnałów EMG. Wejście każdego kanału stanowią elektrody różnicowe natomiast wyjście stanowią przetworniki A/C karty pomiarowej;
- (c) komputer rejestrujący wyniki pomiarów, wyposażony w kartę pomiarową, port USB kamery oraz oprogramowanie umożliwiające najpierw synchroniczną rejestrację strumieni danych video i sygnałów EMG, a następnie ich analizę.



## 11. Proces wyznaczania zbiorów, odwzorowujących relację pomiędzy ruchami palców a powstającymi wtedy miopotencjałami

Proces wyznaczania zbiorów uczących, (modelujących relację pomiędzy ruchami palców dłoni a towarzyszącymi im miopotencjałami) przebiega w dwóch etapach:

- I najpierw poruszamy w odpowiednio zaplanowany sposób dłonią i jednocześnie rejestrujemy w sposób synchroniczny powstające strumienie informacji video i sygnałów EMG;
  - II następnie przeglądamy uzyskany zapis video ruchu i wybieramy jego znaczące fragmenty (dotyczące określonych ruchów poszczególnych palców), a następnie w nagraniu sygnałów EMG wycinamy fragmenty odpowiadające wybranym fragmentom video i przyporządkowujemy im klasy ruchu;
- W efekcie otrzymujemy zbiór par typu: odcinek sygnału/klasa ruchu. Jeżeli w parach tego zbioru występują wszystkie klasy ruchu, to reprezentuje on pełną relację pomiędzy ruchami palców a towarzyszącymi im sygnałami EMG.
- III. Kolejnym krokiem jest tworzenie ‘obrazów’ wybranych odcinków sygnału EMG, w postaci wektorów cech, oraz badanie ich własności ‘rozpoznawalności’ dla klasyfikatora.

## **12. Programowe narzędzia do synchronicznej akwizycji video i miopotencjałów**

- A. Proste rozwiązanie: ogólnie dostępne programy do nagrywania strumienia audio-wideo
  - zalety: gotowy mechanizm synchronizacji rejestrowanych danych,
  - wady: brak możliwości pomiaru z wykorzystaniem wielu elektrod.
- B. Badane rozwiązanie: pakiet DirectShow f-my Microsoft
  - zalety: możliwość obsługi strumieni audio-wideo na bardzo niskim poziomie, oraz ich integracji z własną aplikacją;

- składowe komponenty programowe - ‘filtry’. (określona operacja: np. odczyt pliku, kodowanie strumienia do formatu, przekaz danych do karty dźwiękowej lub graficznej);
- tworzenie aplikacji - przez łączenie filtrów w ‘graf filtrów’;
- wady: sygnały EMG mogą być zapisywane wyłącznie jako osobne ścieżki audio, co dla kilku sygnałów prowadzi do przeciążenia systemu i utraty synchronizacji

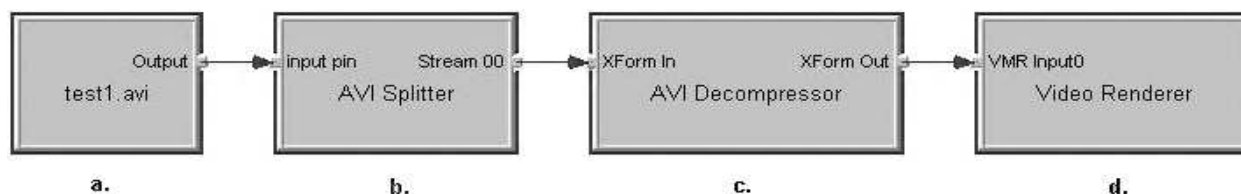
C. Przyjęte rozwiązanie: pakiet DirectShow f-my Microsoft - akwizycja Wideo + biblioteka DAQ f-my National Ins. - akwizycja syg. EMG + mechanizm synchronizacji gromadzonych danych.

### 13. Akwizycja Wideo z wykorzystaniem pakietu DirectShow

W celu zapewnienia wymaganej funkcjonalności programu, należy budować dwa oddzielne grafy filtrów, odpowiednio:

- dla nagrywania strumienia wideo podczas akwizycji danych; oraz
- dla jego odtwarzania podczas ekstrakcji fragmentów zapisanego sygnału EMG do dalszej obróbki.

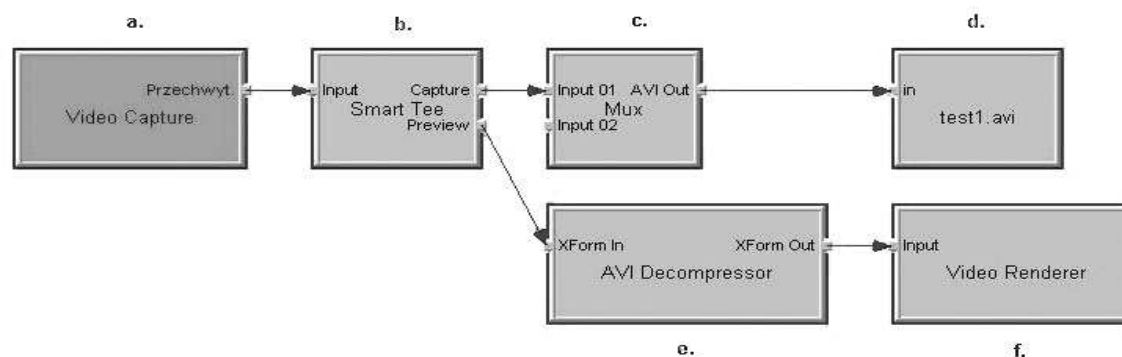
Grafy te muszą być budowane przed rozpoczęciem każdego procesu akwizycji i ekstrakcji a po jego zakończeniu niszczone, a zajmowane przez nie zasoby zwalniane.



Rys. 8. Graf filtrów do odtwarzania wideo w celu ekstrakcji fragmentów sygnału EMG.

Przykładowe grafy filtrów zostały pokazane na rysunkach 8 i 9. Rys. 8: Graf rozpoczyna się plikiem wideo 'test1.avi', zawierającym nagranie poruszającej się dłoni (a), z którego strumień jest kierowany do dekodera AVI Decompressor (c) poprzez filtr AVI Splitter (b) w celu dopasowania formatów wejściowych i wyjściowych strumienia wideo. Ostatecznie jest on kierowany do filtra Video Renderer (d), wyświetlającego strumień wideo na ekranie komputera.

Rys. 5: Graf służący do nagrywania strumienia wideo pokazano na rys. 9. Dane wejściowe, pochodzące z kamery wideo (a), są rozdzielane na dwa strumienie wideo w filtrze Smart Tee (b). Pierwszy, oznaczony jako Capture, jest rejestrowany w pliku wideo na dysku (d), poprzez filtr Mux (c) dopasowujący format danych. Natomiast drugi, oznaczony jako Preview, jest traktowany analogicznie, jak w poprzednim grafie - jest najpierw dekodowany (e), a potem wyświetlany na ekranie (f). Rozdzielenie strumieni w filtrze Smart Tee pozwala na odciążenie procesu zapisu strumienia wideo na dysk poprzez odrzucenie części klatek ze strumienia wyświetlanego na ekranie, w przypadku chwilowego wysokiego obciążenia systemu. Zapewnia to niezawodność zapisu informacji obrazowej, kosztem chwilowych strat jakości obrazu kontrolnego, służącego wyłącznie do nadzoru ruchu dłoni podczas nagrywania.



Rys. 9. Schemat połączeń aplikacji do akwizycji wideo.

## 14. Akwizycja sygnałów EMG

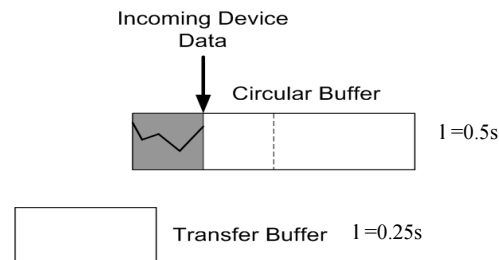
Problemy akwizycji miopotencjałów:

- próbkowanie wielu kanałów jednocześnie;
- wysoka częstotliwość próbkowania.

Rezultat (wynikowy problem): duża ilość danych utrudniająca ciągłą akwizycję.

Rozwiązanie problemów akwizycji:

- zastosowanie podwójnego buforowania;
- zastosowanie mechanizmu DMA.



Rys. 10. Podwójne buforowanie z zastosowaniem bufora cyklicznego i pomocniczego

Sygnały EMG są próbkowane w 8-miu kanałach równocześnie, co przy dość wysokiej częstotliwości próbkowania powoduje generowanie dużych ilości danych do zapisu i utrudnia ich ciągłą akwizycję. Ten problem został rozwiązany poprzez podwójne buforowanie i użycie transmisji DMA.

Oba bufory są umieszczone w pamięci operacyjnej komputera. Pierwszy jest buforem cyklicznym o rozmiarze pozwalającym na pomieszczenie wyników akwizycji, z wszystkich kanałów, z zadanego odcinka czasu. Eksperymentalnie wybrano jego wielkość tak, żeby mieścił 0.5s próbek z wszystkich kanałów. Kiedy bufor zostanie wypełniony, kolejne dane są zapisywane, zaczynając od jego początku, nadpisując poprzednie wyniki. Na proces ten nie są więc nałożone żadne ograniczenia czasowe. Ograniczeniem nie jest też ilość pamięci dostępnej w systemie. Drugi, pomocniczy bufor, ma wielkość równą połowie wielkości bufora głównego.

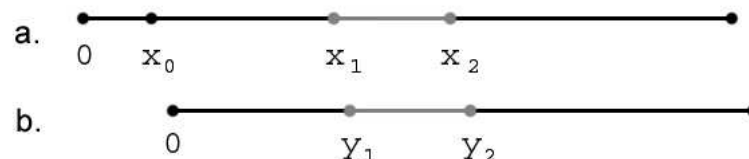
## 15. Ekstrakcja segmentów w sygnale EMG

Operator:

- (a) przegląda nagranie wideo i wybiera fragment z określonym ruchem palców,
- (b) ustala początek ( $x_1$ ) i koniec ( $x_2$ ) interesującego go ruchu, i w końcu
- (c) przypisuje mu klasę,

System:

- (a) oblicza wartości czasowe początku ( $y_1$ ) i końca ( $y_2$ ) wycinanej sekwencji próbek EMG,
- (b) wycina i zapisuje wybrane odcinki sygnału EMG, wraz z przypisanymi im klasami do pliku zawierającego poszukiwane pary „fragment sygnału EMG/klasa ruchu”.



Rys. 11. Ilustracja segmentów wycinanych ze strumieni wideo (a) i EMG (b).

Wykorzystując znaną relację pomiędzy wskazaniami zegarów w procesach akwizycji wideo i EMG, system może wyznaczyć sekwencję próbek EMG, odpowiadającą wskazanemu fragmentowi nagrania wideo.

Operator: (a) przegląda nagranie wideo i wybiera fragment z określonym ruchem palców, (b) ustala początek (x1) i koniec (x2) interesującego go ruchu, i w końcu (c) przypisuje mu klasę.

Natomiast System: (a) przetwarza wyznaczone znaczniki w celu obliczenia odpowiadających im wartości czasowych początku i końca wycinanej sekwencji próbek EMG.

Następnie (b) wycina i zapisuje wybrane odcinki sygnału EMG, wraz z przypisanymi im klasami do pliku zawierającego poszukiwane pary „fragment sygnału EMG/klasa ruchu”.

## 16. Eksperymenty. Przygotowanie i przebieg

- określenie badanych ruchów dłoni,
- skomponowanie sekwencji ruchu dla osoby badanej;
- określenie miejsca lokalizacji elektrod pomiarowych.

Najpierw należy określić badane ruchy dłoni i skomponować sekwencję ruchu dla osoby badanej.

Następnie należy określić miejsca lokalizacji elektrod pomiarowych.

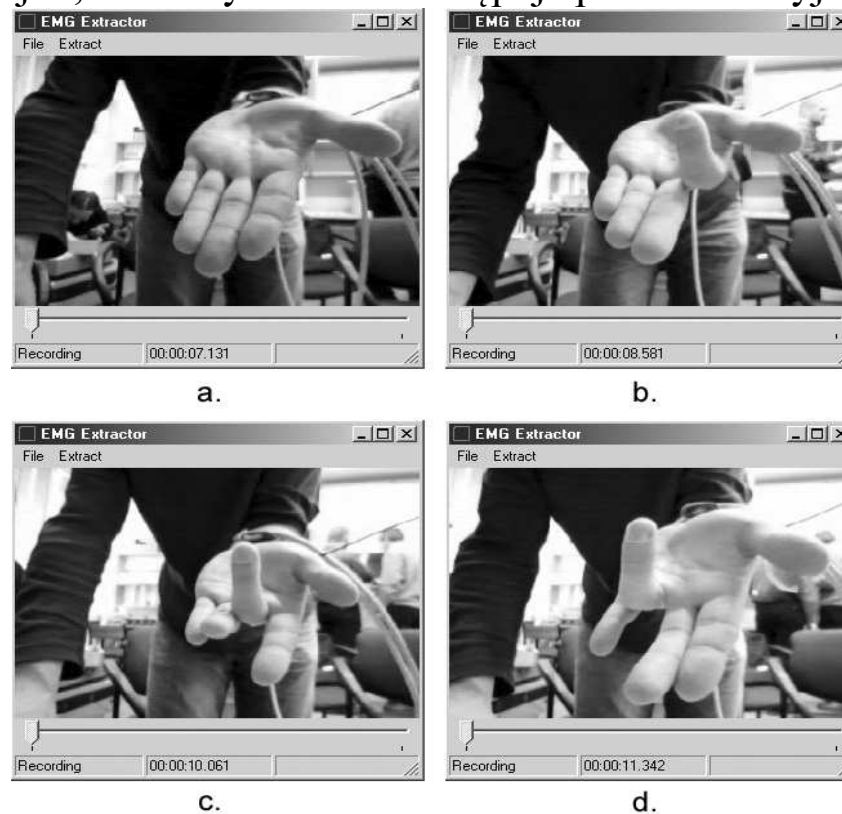
Sekwencja ruchów oraz miejsca lokalizacji elektrod powinny być dobrane tak, aby zapewnić uchwycenie wyraźnych różnic w przebiegach rejestrowanych sygnałów EMG, dla różnych ruchów.

Przykładowa sekwencja obejmowała następujące ruchy:



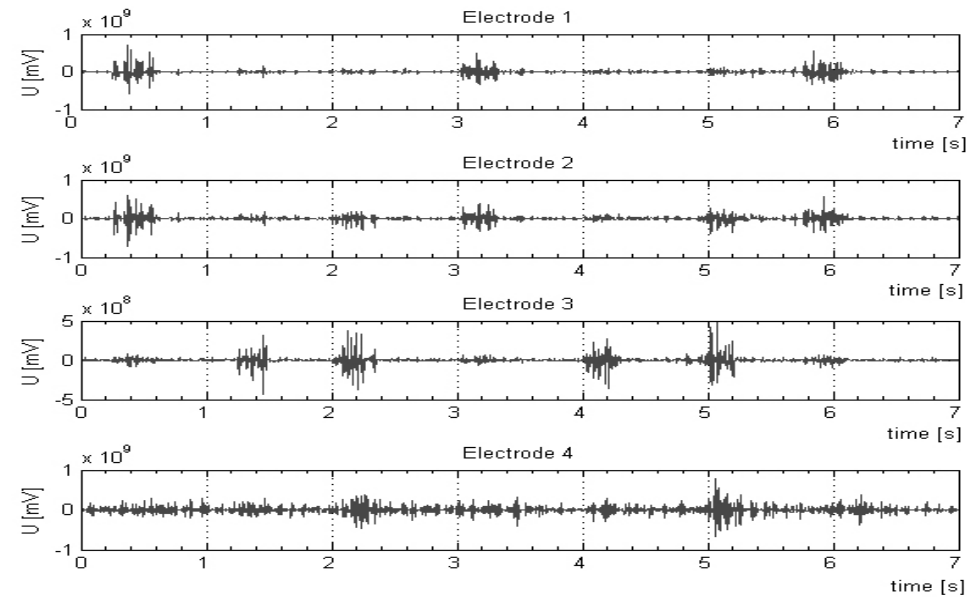
- Zgięcie palca wskazującego
- Zgięcie palca środkowego
- Zgięcie palca serdecznego

Ruchy są wykonywane kolejno, za każdym razem następuje powrót do wyjściowej pozycji spoczynku.

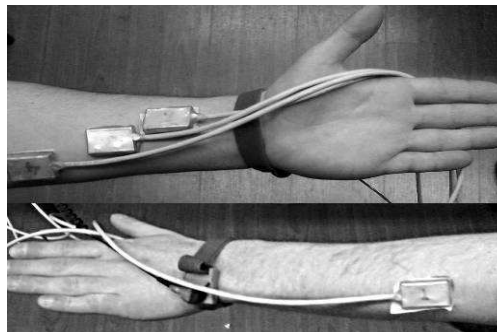


Rys. 12. Ilustracja wyników akwizycji wideo dla zaplanowanej sekwencji ruchów.

## 17. Wyniki akwizycji sygnału EMG

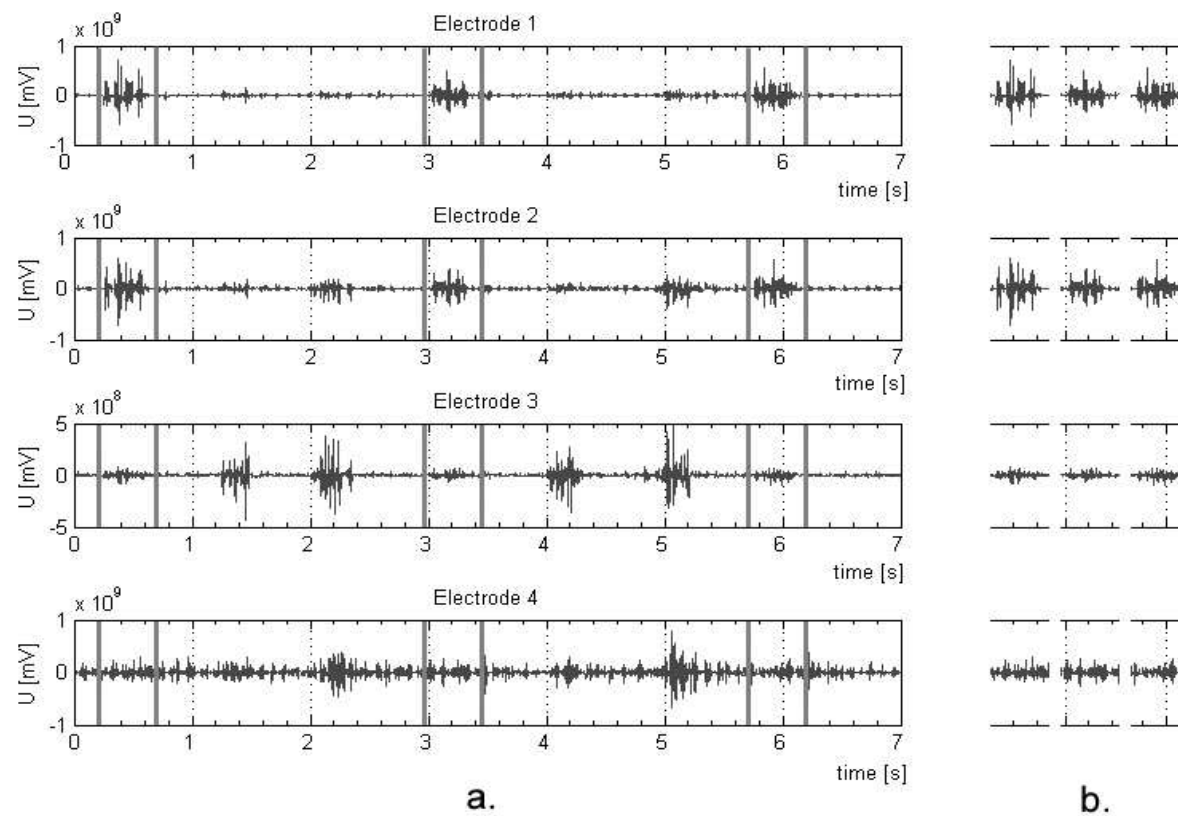


Rys. 13. Sygnały EMG zarejestrowane podczas zginania kolejnych palców.



Rys. 14. Rozmieszczenie elektrod pomiarowych podczas eksperymentu.

## 18. Tworzenie zbioru uczącego



Rys. 15. Przykładowa ekstrakcja fragmentów sygnałów EMG i budowanie przykładowego zbioru uczącego dla zginania palca serdecznego.

Operator przeglądając nagranie wideo zaznacza fragmenty, które zawierają badane ruchy i przypisuje im etykietę (klasę). System wylicza znaczniki czasowe odpowiednich fragmentów sygnału EMG, wycina te fragmenty i wraz z etykietami umieszcza w budowanym zbiorze uczącym.

## ANALIZA CZYNNIKÓW WPLYWAJĄCYCH NA NIEZAWODNOŚĆ ROZPOZNAWANIA

### 19. Schemat analizy sygnałów EMG – zakres prowadzonych badań

Rozpoznawanie klas ruchów na drodze analizy zarejestrowanych sygnałów EMG obejmuje 3 etapy: 1- etap ekstrakcji cech, 2- etap selekcji cech (oraz strojenia wybranych parametrów procesu) i 3- etap rozpoznawania obrazów.

Dla każdego z tych etapów istnieje szereg metod rozwiązywania problemu. Celem badań było wytypowanie najlepszych metod, zapewniających optymalizację procesu klasyfikacji sygnałów EMG. Jako kryterium jakości przyjęto błąd rozpoznania oraz koszt obliczeń. W analizie uwzględniono następujące metody:

- dla ekstrakcji cech: metodę Fast Fourier Transform (FFT) i metodę Discrete Wavelet Transform (DWT);
- dla redukcji cech: metody Interpolation (IP), Principal Component Analysis (PCA) oraz Sequential Backward Selection (SBS);
- natomiast dla rozpoznawania: metody k-Nearest Neighbour (kNN) i Learning Vector Quantisation (LVQ) [].

W prowadzonych badaniach posłużono się dwoma modelami klasyfikatorów. Pierwszy to statystyczny model k-najbliższych sąsiadów.

W tym algorytmie zbadano wpływ zmienności liczby sąsiadów na błąd rozpoznawania. Metoda nie wymaga etapu nauki i bardzo dobrze nadaje się do poszukiwania zbioru cech z zastosowaniem jednej z metod redukcji.

Jako drugi klasyfikator zastosowano sieć neuronową LVQ zaproponowaną przez Kohonena. Jest to modyfikacja sieci samoorganizującej się, do sieci z nadzorcą. LVQ jest siecią jedno-warstwową, która dokonuje klasyfikacji według reguły „najbliższego sąsiada”. Jej uczenie odbywa się kolejno za pomocą dwóch algorytmów zwanych LVQ1 oraz LVQ3.

## 20. Kombinacje analizowanych metod

Ponieważ w prezentowanym praktycznym podejściu wymienione metody trudno analizować odrębnie, kolejno badano wpływ różnych ich kombinacji na jakość procesu rozpoznawania.

- FFT+IP+kNN versus FFT+SBS+kNN

Na pierwszym etapie badano wpływ doboru cech na efektywność klasyfikacji. Do ekstrakcji cech stosowano transformatę Fouriera a do rozpoznawania statystyczny klasyfikator kNN. Porównano dwie metody selekcji: Interpolation oraz Sequential Backward Selection.

Do dalszych badań dokonano wyboru metody IP.

- FFT+IP+kNN versus FFT+IP+LVQ

Na drugim etapie badano wpływ klasyfikatorów. Porównano wyniki uzyskiwane dla klasyfikatora statystycznego kNN z wynikami uzyskanymi przy zastosowaniu klasyfikatora neuronowego LVQ.

- DWT+SBS+kNN versus DWT+PCA+kNN

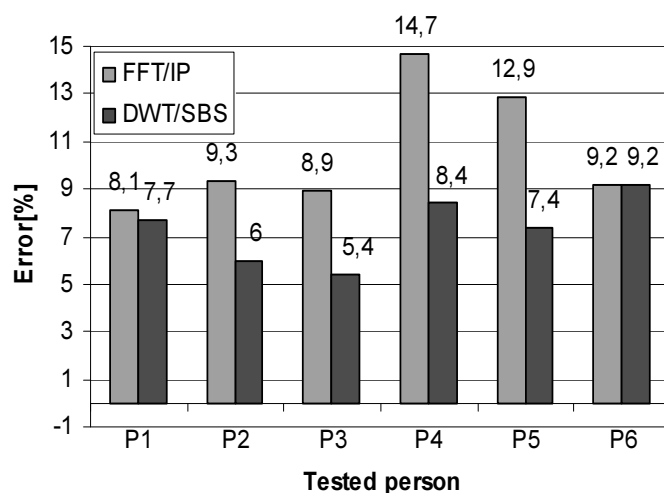
Na trzecim etapie badano wpływ doboru cech uzyskiwanych tym razem z wykorzystaniem dyskretnego przekształcenia falkowego. Podobnie jak na pierwszym etapie, do rozpoznawania stosowano statystyczny klasyfikator kNN. Porównano dwie metody selekcji: Sequential Backward Selection oraz Principal Component Analysis. Wybrano metodę SBS.

- DWT+SBS+kNN versus DWT+SBS+LVQ

Ponownie porównano wpływ klasyfikatorów: klasyfikatora statystycznego kNN z klasyfikatorem neuronowym LVQ.

- FFT+IP+LVQ versus DWT+SBS+LVQ

Na koniec porównano dwa zestawy, które we wcześniejszych badaniach dały najlepsze rezultaty rozpoznawania.



6. Ilustracja błędów rozpoznawania dla kombinacji FFT/IP i DWT/SBS, dla klasyfikatora LVQ.

## KONKLUZJE

Eksperymenty pokazują, że opracowane stanowisko pomiarowe zapewnia zarówno niezawodną rejestrację obydwu rodzajów danych (ruchu palców i sygnałów EMG) jak i dokładną ekstrakcję odcinków sygnału EMG dla fazy ruchu wskazanej przez operatora. Istotną zaletą jest możliwość zastąpienia operacji klasyfikowania zapisywanych fragmentów sygnału EMG, realizowaną „of-line” operacją klasyfikowania fragmentów ruchu zarejestrowanego w postaci nagrania wideo.

Badania jakości rozpoznawania pokazały, że najlepsze wyniki daje zespół DWT/SBS generując dla klasyfikatora neuronowego LVQ zestawu cech o najmniejszej liczebności i błędzie rozpoznawania.

Klasyfikator kNN daje najmniejsze błędy dla  $k=3$ . Wyniki klasyfikacji uzyskane za jego pomocą są porównywalne z wynikami uzyskanymi za pomocą sieci LVQ. Jednak sieć neuronowa ma zdecydowaną przewagę (około 50%) w zakresie rozmiaru pamiętanej przez system informacji. Uzyskano błąd rozpoznawania w granicach 5 - 8%.