

Piotr KOMUR, Andrzej DOBROWOLSKI

INSTYTUT SYSTEMÓW ELEKTRONICZNYCH, WYDZIAŁ ELEKTRONIKI, WOJSKOWA AKADEMIA TECHNICZNA

Diagnostyka chorób nerwowo-mięśniowych z zastosowaniem analizy widmowej sygnałów EMG

Mgr inż. Piotr Komur jest pracownikiem naukowo-dydaktycznym Instytutu Systemów Elektronicznych, Wydziału Elektroniki, Wojskowej Akademii Technicznej w Warszawie. Prowadzi zajęcia z przedmiotów „Układy analogowe” i „Komputerowa analiza układów elektronicznych”. Głównym obszarem jego zainteresowań są programowalne układy analogowe, komputerowa analiza układów elektronicznych oraz cyfrowe przetwarzanie sygnałów biomedycznych.



e-mail: PKomur@wat.edu.pl

Dr inż. Andrzej Dobrowolski jest absolwentem Technikum Radiotechnicznego w Dzierżonowie (1985) i Wojskowej Akademii Technicznej w Warszawie (1990). Obecnie jest adiunktem na Wydziale Elektroniki WAT, wykładowcą przedmiotów „Układy analogowe” i „Komputerowa analiza układów elektronicznych”. Jest autorem i współautorem kilkudziesięciu artykułów i referatów naukowych oraz skryptów i podręczników akademickich. Jego zainteresowania naukowe koncentrują się na cyfrowym przetwarzaniu sygnałów biomedycznych.



e-mail: ADobrowolski@wat.edu.pl

Streszczenie

Statystyczne opracowanie wyników badania elektromiograficznego realizowane w dziedzinie czasu zapewnia w większości przypadków prawidłową diagnozę, obarczoną jednakże pewnym błędem wynikającym z niejednoznaczności definicji parametrów czasowych. W niniejszym artykule autorzy definiują dyskryminantę widmową, której podstawową zaletą jest precyzyjna i realizowalna w sposób zalgorytmizowany definicja pozwalająca na obiektywne porównywanie wyników badań uzyskiwanych przez diagnostów o różnym doświadczeniu i pochodzących z różnych ośrodków badawczych. Jednocześnie zapewnia ona lepszą rozróżnialność przypadków chorobowych, niż tradycyjne parametry określone w dziedzinie czasu.

Słowa kluczowe: elektromiografia ilościowa, potencjał czynnościowy jednostki ruchowej, analiza widmowa

Diagnostic of neuro-muscular disorders by Spectral analysis of EMG signals

Summary

The statistical processing of electromyographic signal examination performed in the time domain ensures mostly correct classification of pathology; however, because of an ambiguity of most temporal parameter definitions, a diagnosis can include a significant error that strongly depends on the neurologist's experience. In this paper, the authors present a definition for single-point spectral discriminant that directly enables a unique diagnosis to be made. An essential advantage of the suggested discriminant is a precise and algorithmically realized definition that enables an objective comparison of examination results obtained by physicians with different experiences or working in different research centers. At the same time the spectral discriminant secure better discrimination between disease cases than temporal parameters.

Keywords: quantitative electromyography, motor unit action potential, spectral analysis

1. Wprowadzenie

Elektromiografia (EMG) jest badaniem czynnościowym odgrywającym podstawową rolę w diagnostyce chorób mięśni i nerwów, pozwalającym m.in. na odróżnienie zapisu mięśnia zdrowego od zmienionego oraz określenie czy zmiany chorobowe mają charakter pierwotnie mięśniowy czy neurogeny [1].

Statystyczne opracowanie wyników badania elektromiograficznego realizowane w dziedzinie czasu zapewnia w większości przypadków prawidłową klasyfikację patologii, jednakże ze względu na niejednoznaczność definicji parametrów czasowych diagnoza może być obciążona dużym błędem, który jest w tym przypadku silną funkcją doświadczenia diagnosty. Dotych-

czasowa praktyka lekarska nakazuje, na zasadzie consensusu, zarejestrować przynajmniej 20 różnych potencjałów czynnościowych jednostek ruchowych wchodzących w skład jednego mięśnia, następnie dla każdego z przebiegów wyznacza się wybrane parametry czasowe i w dalszej kolejności oblicza ich wartości średnie. W końcowej fazie porównuje się te wartości z normą i (opierając się jednocześnie o dodatkowe informacje kliniczne) stawia diagnozę.

Kłopotliwość takiej procedury polega na dużej czasochłonności, wynikającej m.in. z konieczności wyznaczania wielu parametrów przebiegu, najczęściej od 4 do 7. Dodatkowym problemem jest – jak wyżej wspomniano – niejednoznaczność przy określaniu podstawowych parametrów czasowych, co może powodować wątpliwości podczas porównywania parametrów określonych przez konkretnego diagnostę z normą, wyznaczoną w innym ośrodku badawczym i najczęściej za pomocą sprzętu starszej generacji.

W niniejszym artykule autorzy zaproponowali zastosowanie klasycznej, fourierowskiej analizy widmowej, która umożliwiłaby określenie cech widmowych zapewniających lepszą rozróżnialność przypadków chorobowych, niż tradycyjne parametry określone w dziedzinie czasu. Wyznaczenie czułości i specyficzności nowej metody pozwoliło ocenić jej jakość w porównaniu do dotychczas stosowanej analizy czasowej.

Końcowym efektem badań jest zdefiniowanie dominującej cechy widmowej, posiadającej najlepsze własności dyskryminacyjne umożliwiającej bezpośrednio postawienie jednoznacznej diagnozy oraz jej implementacja w komputerowym programie diagnostycznym.

2. Badanie EMG

Badanie EMG polega na wprowadzeniu do mięśnia elektrody igłowej i rejestracji potencjałów z mięśnia w spoczynku oraz podczas słabego i maksymalnego wysiłku. Zarejestrowane potencjały noszą nazwę *potencjałów czynnościowych jednostek ruchowych (PJR)*. Podczas badania elektroda jest przemieszczana wielokrotnie, w celu oceny różnych fragmentów mięśnia. PJR przedstawia krzywą ilustrującą depolaryzację i repolaryzację włókna mięśniowego, a charakter tej krzywej świadczy o prawidłowej bądź nieprawidłowej czynności elektrycznej jednostki ruchowej. Diagnoza z reguły poprzedzona jest statystyczną analizą kształtu [2, 3], a w szczególności amplitudy i czasu trwania PJR – tzw. *elektromiografia ilościowa (QEMG)*. Aby zapewnić wiarygodność analizy statystycznej konieczny jest pomiar co najmniej 20 różnych potencjałów, przy czym nie uwzględnia się przebiegów o wartości międzyszczytowej mniejszej od 50 μV .

3. Fourierowska analiza widmowa

Zarejestrowane w systemie *Viking IV D* [4] ciągi czasowe posiadają długość 100 ms, natomiast główna część impulsu PJR skupiona jest w zakresie zbliżonym do 15 ms, stąd autorzy zdecydowali się na analizę widmową wycinka czasowego o długości 20 ms ($N = 401$ próbek), zawartego między $n_{min} = 600$ i $n_{max} = 1000$ próbką sygnału (30 ms ÷ 50 ms). Ze względu na łagodne wygaszanie sygnału na jego końcach zastosowano okienkowanie za pomocą okna prostokątnego, które zapewnia najlepszą rozdzielczość częstotliwościową transformaty Fouriera.

Przy zastosowanej w tym systemie częstotliwości próbkowania $f_s = 20$ kHz i analizowanej długości ciągu czasowego $N = 401$ rozdzielczość dyskretnej transformaty Fouriera wynosi 49,9 Hz, stąd przebieg czasowy przed poddaniem transformacji z wykorzystaniem algorytmu FFT uzupełniany jest ciągiem zer do długości $N' = 2048$ próbek. Zapewnia to uzyskanie rozdzielczości częstotliwościowej równej 9,8 Hz.

Przyjęty algorytm dyskretnej transformaty Fouriera określony jest zależnością

$$X(m) = \frac{N'}{N} \sum_{n=0}^{N'-1} x(n) e^{-j2\pi \frac{mn}{N'}} \quad (1)$$

a widmo mocy

$$P'(m) = |X(m)|^2 \quad (2)$$

Analiza widm wielu różnorodnych przebiegów PJR [4] wskazuje, że istotna informacja diagnostyczna zawarta jest w paśmie od $f_{min} = 50$ Hz do $f_{max} = 1$ kHz. Dolna granica $f_{min} = 50$ Hz wynika z przyjętego czasu obserwacji wynoszącego 20 ms. Dla takiego czasu minimalna wartość częstotliwości składowej widma o pełnym okresie wynosi $1/0,02$ s = 50 Hz. Górna granica zakresu, w którym obliczane jest widmo $f_{max} = 1$ kHz wynika natomiast z tego, że moc składowych widm zawartych powyżej tej częstotliwości nie przekracza 5% mocy maksymalnej sygnału, więc można je pominąć nie tracąc istotnej informacji diagnostycznej, zwiększając jednocześnie stosunek mocy sygnału do mocy szumu.

4. Materiał i wyniki badań

Badania przeprowadzono na 100 osobowej grupie osób dorosłych (w wieku od 16 do 78 lat – średni wiek 37 lat) obojga płci (w tym 54 kobiet i 46 mężczyzn). W grupie tej 70 osób było zdrowych, u 10-ciu stwierdzono miopatię, a u pozostałych 20-ciu neuropatię.

W każdym przypadku analizowano po 20 przebiegów PJR pochodzących z mięśnia naramiennego (*deltoid*). Dla każdego badania było wyznaczane uśrednione widmo mocy z zarejestrowanych $K = 20$ potencjałów [4]

$$P(m) = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K P'_k(m) \quad (3)$$

W celu odpowiedniej klasyfikacji uzyskanych widm do grupy przypadków fizjologicznych, miogennych lub neurogennych dokonana została ekstrakcja 27 cech widmowych (od c_1 do c_{27}). Cechy te zostały określone w następujący sposób:

$$c_1 = P_{max} = \max\{P_n\} \quad \text{moc maksymalna, gdzie} \\ P_n - \text{moc } n\text{-tej składowej widma}$$

$$c_2 = f_m = n_{f_{max}} \Delta f \quad \text{częstotliwość, dla której występuje} \\ \text{maksimum mocy, gdzie:} \\ \Delta f - \text{ziarnistość widma,} \\ n_{f_{max}} - \text{numer składowej częstotliwościowej, dla której występuje} \\ \text{maksimum mocy } P_{max}$$

$$c_3 = P_{sr} = \frac{P_c}{N} \quad \text{moc średnia, gdzie:} \\ P_c = \sum_{n=1}^N P_n - \text{moc całkowita sy-} \\ \text{gnału, } N - \text{liczba składowych czę-} \\ \text{stotliwościowych widma}$$

$$c_4 = f_c = n_c \Delta f \quad \text{środek ciężkości widma, gdzie:} \\ n_c = \sum_{n=1}^N n P'_n \\ P'_n = P_n / P_c - \text{moc jednostkowa} \\ n\text{-tej składowej częstotliwości-} \\ \text{ciowej}$$

$$c_5 = f_d = n_d \Delta f \quad \text{dyspersja mocy wokół środka} \\ \text{ciężkości, gdzie:} \\ n_d^2 = \sum_{n=1}^N (n - n_c)^2 P'_n$$

$$c_6 = n_a = \sum_{n=1}^N (n - n_c)^3 P'_n \quad \text{asymetria mocy wokół środka} \\ \text{ciężkości}$$

$$c_{6+k} = P_{ck} = \sum_{n=(k-1)N_1+1}^{kN_1} P_n \quad \text{moc } k\text{-tego podpasma, gdzie:} \\ K = 10 - \text{liczba podpasem,} \\ N_1 = N / K - \text{liczba składowych} \\ \text{częstotliwościowych w podpa-} \\ \text{smie, a}$$

$$P_c = \sum_{k=1}^K P_{ck}$$

$$c_{17} = P_{Lsr} = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \log P_n \quad \text{średni poziom mocy}$$

$$c_{17+k} = P_{Lck} = \log P_{ck} \quad \text{poziom mocy } k\text{-tego podpasma}$$

Dla każdej cechy wyznaczona została para współczynników określających jakość dyskryminacyjną rozróżniania przypadków zdrowych od miogennych γ_{FM} oraz zdrowych od neurogennych γ_{FN} . Współczynniki te zdefiniowane są jako odległość wartości średniej cechy dla przypadku fizjologicznego i chorego odniesiona do podwójnej wartości odchylenia standardowego tej cechy dla badanej grupy pacjentów

$$\gamma_{FM} = \frac{|\mu_F - \mu_M|}{2\sigma_F + 2\sigma_M}, \gamma_{FN} = \frac{|\mu_F - \mu_N|}{2\sigma_F + 2\sigma_N} \quad (4)$$

gdzie: $\mu_F, \mu_M, \mu_N, \sigma_F, \sigma_M, \sigma_N$ – wartości średnie i odchylenia standardowe cech dla badanej populacji pacjentów (przypadków zdrowych, miogennych i neurogennych).

W tab. 1. zostały zestawione wartości współczynników jakości dyskryminacji cech widmowych oraz czasowych.

Tab. 1. Wartości współczynników określających jakość dyskryminacyjną cech widmowych oraz czasowych

Tab. 1. Values of coefficients characterized quality of spectral and temporal features

Cechy widmowe					
Cecha	ϑ_{FM}	ϑ_{FN}	Cecha	ϑ_{FM}	ϑ_{FN}
P_{max}	0,75	0,28	P_{c9}	0,3	0,29
f_m	0,088	0,007	P_{c10}	0,31	0,27
P_{sr}	0,69	0,31	P_{Lsr}	1,09	0,7
f_c	0,19	0,075	P_{Lc1}	0,67	0,65
f_d	0,21	0,11	P_{Lc2}	0,75	0,65
n_b	0,003	0,17	P_{Lc3}	0,98	0,66
P_{c1}	0,69	0,24	P_{Lc4}	1,07	0,66
P_{c2}	0,71	0,28	P_{Lc5}	1,06	0,66
P_{c3}	0,64	0,32	P_{Lc6}	0,92	0,63
P_{c4}	0,54	0,35	P_{Lc7}	0,63	0,59
P_{c5}	0,45	0,37	P_{Lc8}	0,49	0,57
P_{c6}	0,38	0,36	P_{Lc9}	0,4	0,55
P_{c7}	0,35	0,35	P_{Lc10}	0,36	0,5
P_{c8}	0,33	0,33			
Cechy czasowe					
A	0,87	0,55	S	0,92	0,49
t_w	0,55	0,41	L_F	0,08	0,43
t_i	0,25	0,35	L_Z	0,01	0,53
t_e	0,06	0,13			

Spośród cech czasowych powierzchnia S zapewnia najlepsze rozróżnianie przypadków miogennych, a amplituda A – przypadków neurogennych. Dobre własności dyskryminacyjne posiada również czas trwania t_w . To właśnie te cechy czasowe są najczęściej brane pod uwagę lekarzy elektromiografistów przy stosowaniu metody QEMG do klasyfikacji PJR.

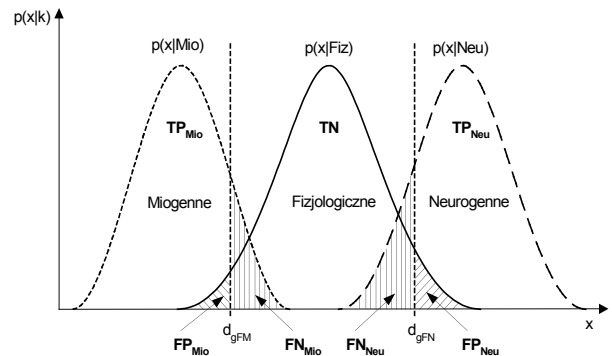
Najlepszą jakość dyskryminacyjną posiada (zarówno przy różnicowaniu przypadków miogennych, jak i neurogennych) średni poziom mocy P_{Lsr} , stąd cecha ta została wybrana, jako optymalna dyskryminanta widmowa d i zastosowana w komputerowym programie diagnostycznym (omawianym na końcu niniejszego artykułu). Wartość średnia dyskryminanty widmowej d dla badanej grupy pacjentów zdrowych wynosi $-10,117$ a odchylenie standardowe $0,125$.

5. Ocena jakości diagnostycznej dyskryminant

Wynik analizy uzyskany za pomocą określonej metody, bądź testu diagnostycznego nie jest oczywiście w praktyce zawsze prawidłowy. Pacjent zdiagnozowany jako chory może być rzeczywiście chory, mówimy wówczas, że wynik testu jest prawdziwie dodatni (TP – True Positive), bądź może być w rzeczywistości zdrowy, wtedy wynik jest fałszywie dodatni (FP – False Positive). Podobnie pacjent uznany za osobę zdrową może być w rzeczywistości chory, czyli wynik jest fałszywie ujemny (FN – False Negative) lub zdrowy – wynik prawdziwie ujemny (TN – True Negative).

W celu oszacowania skuteczności diagnostycznej danej metody w medycynie wprowadza się odpowiednie miary. Podstawowe z nich to *czułość* (Se - sensitivity) i *specyficzność* (Sp - specificity) [5]. Czulość określa się jako stosunek liczby pacjentów chorych prawidłowo zdiagnozowanych do rzeczywistej liczby pacjentów cierpiących na daną chorobę. Jej wartość mówi o prawdopodobieństwie wykrywalności choroby za pomocą danej metody. Specyficzność określa prawdopodobieństwo tego, że osoba w rzeczywistości zdrowa zostanie zaklasyfikowana jako niecierpiąca na dana chorobę.

Powyższe miary możemy wyznaczyć korzystając z warunkowych rozkładów gęstości prawdopodobieństwa danej cechy. Sposób wyznaczania prawdopodobieństwa podejmowania określonej decyzji na tej podstawie zilustrowany został na rys. 1.



Rys. 1. Ilustracja prawdopodobieństwa dokonania prawidłowej lub błędnej klasyfikacji na podstawie rozkładu gęstości prawdopodobieństwa danej cechy
Fig. 1. Illustrate of probability to make correct or false classification on the basis of specific feature probability distribution

Czułość i specyficzność metody dla klasyfikacji przypadków miogennych wyznaczona została na podstawie zależności (5, 6)

$$Se_{Mio} = p(x|Mio < d_{gFM}) \quad (5)$$

$$Sp_{Mio} = p(x|Fiz > d_{gFM}) \quad (6)$$

a dla przypadków neurogennych wg zależności (7, 8)

$$Se_{Neu} = p(d|Neu > d_{gFN}) \quad (7)$$

$$Sp_{Neu} = p(x|Fiz < d_{gFN}) \quad (8)$$

Granice decyzyjne (wartości progowe) decydujące o zaklasyfikowaniu przypadku chorobowego do klasy przypadków miogennych, bądź neurogennych ustalone zostały w odległości 2σ od wartości średniej dla zdrowej populacji

$$d_{gFM} = \mu_{Fiz} - 2\sigma_{Fiz}, d_{gFN} = \mu_{Fiz} + 2\sigma_{Fiz} \quad (9)$$

W tab. 2 i 3 zestawione zostały wartości czułości i specyficzności wybranych dyskryminant czasowych i dyskryminanty widmowej dla przypadków miogennych oraz neurogennych badanej grupy pacjentów.

Tab. 2. Czulość i specyficzność dyskryminant czasowych i dyskryminanty widmowej dla przypadków miogennych

Tab. 2. Sensitivity and specificity of myogenic time and spectral discriminants

	A	t_w	S	P_{Lsr}
Se	90,4%	70,6%	95,1%	99,1%
Sp	97,7%	97,7%	97,7%	97,7%

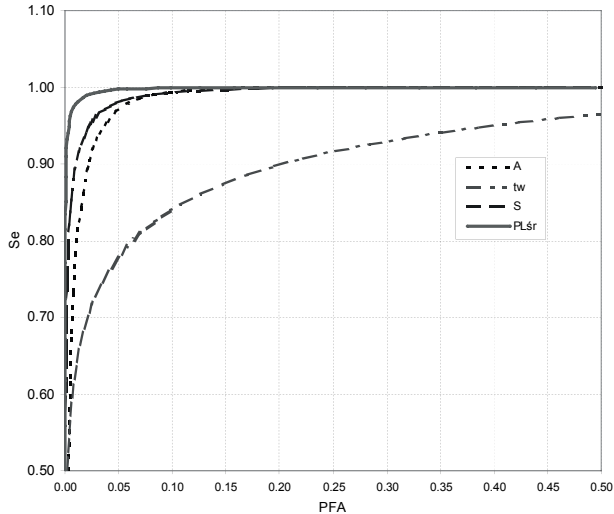
Tab. 3. Czulość i specyficzność dyskryminant czasowych i dyskryminanty widmowej dla przypadków neurogennych

Tab. 3. Sensitivity and specificity of neurogenic time and spectral discriminants

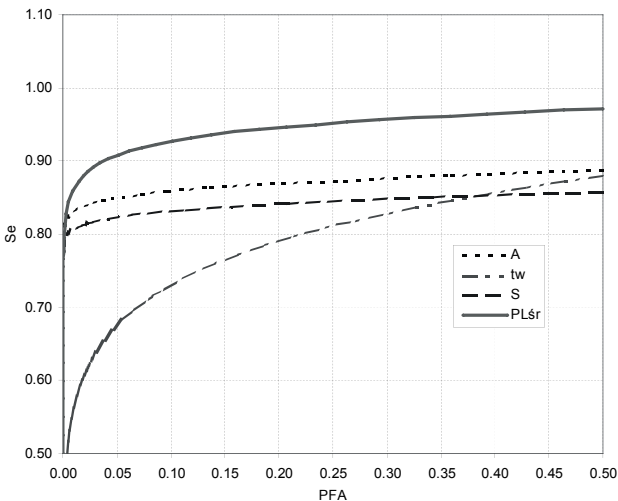
	A	t_w	S	P_{Lsr}
Se	84,1%	61,7%	81,4%	88,5%
Sp	97,7%	97,7%	97,7%	97,7%

Ponieważ wartości progowe (9) ustalone zostały dla przypadków fizjologicznych, specyficzność jest stała dla wszystkich cech i wynosi $Sp = 97,7\%$. Oznacza to, że dla takiej granicy decyzyjnej prawdopodobieństwo zaklasyfikowania osoby zdrowej do grupy pacjentów chorych wynosi 2,3%. Spośród cech czasowych najlepszą czulość dyskryminacji przypadków miogennych zapewnia powierzchnia S , a przypadków neurogennych – amplituda A , natomiast P_{Lsr} jako optymalna cecha widmowa, zapewnia najlepszą czulość dla obydwu rodzajów schorzeń.

Pełniejszy obraz jakości dyskryminacyjnej cech daje wykres krzywych ROC (*Receiver Operating Characteristics*), które obrazują zależność czułości metody w funkcji prawdopodobieństwa fałszywego alarmu ($PFA = 1 - Sp$). Wartość pola pod krzywą ROC świadczy o jakości testu, im jest ono większe tym metoda jest lepsza (posiada większą dokładność [5]). Uzyskane krzywe ROC dla omawianych cech zostały pokazane na rys. 2 i rys. 3.



Rys. 2. Krzywe ROC cech dyskryminujących przypadki miogenne
Fig. 2. ROC curves for myogenic cases



Rys. 3. Krzywe ROC cech dyskryminujących przypadki neurogenne
Fig. 3. ROC curves for neurogenic cases

Zarówno dla klasyfikacji przypadków miogennych, jak i neurogennych najkorzystniejszy przebieg ma krzywa dla cechy widmowej P_{Lsr} .

6. Komputerowy program diagnostyczny

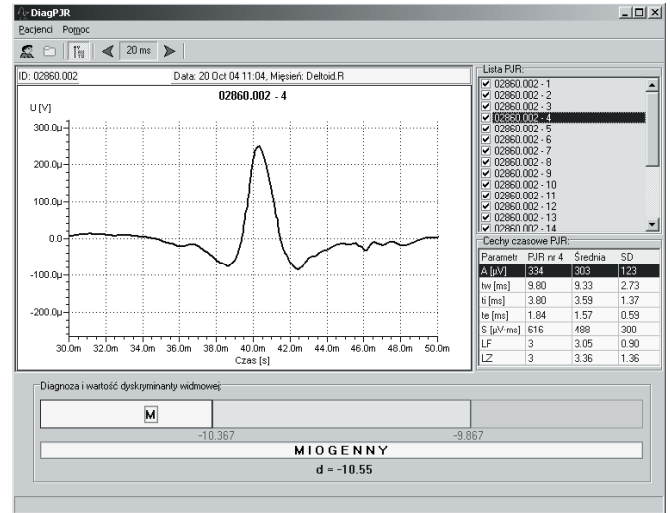
W wyniku przeprowadzonych badań został opracowany komputerowy program diagnostyczny wspomagający pracę lekarza elektromiografisty, w którym zaimplementowana została prezentowana w artykule metoda widmowa.

Program współpracując z systemem *Viking IVD* umożliwia m.in.:

- przeglądanie bazy danych z wynikami badań;
- obserwację w dziedzinie czasu zarejestrowanych PJR;
- statystyczną analizę parametrów czasowych;
- diagnozowanie stanu badanego mięśnia na podstawie dyskryminanty widmowej.

Dzięki statystycznej obróbce parametrów czasowych i wyświetlaniu przebiegów PJR lekarz ma możliwość bieżącej weryfikacji diagnozy postawionej w oparciu o wartość dyskryminanty widmowej.

Główne okno programu (z wynikiem diagnozy przypadku miogenego) pokazane zostało na rys. 4.



Rys. 4. Główne okno programu diagnostycznego
Fig. 4. Main window of the diagnostic program

7. Wnioski

Zaprezentowane wyniki pozwalają na stwierdzenie, że podejście widmowe może poważnie uprościć proces diagnozowania (poprzez zastosowanie jednego parametru diagnostycznego, zamiast kilku stosowanych w analizie czasowej) oraz zwiększyć trafność diagnozy stawianej na podstawie analizy QEMG. Podstawową zaletą proponowanej dyskryminanty jest precyzyjna i realizowalna w sposób zalgorytmizowany definicja, pozwalająca na obiektywne porównywanie wyników badań uzyskiwanych przez diagnostów o różnym doświadczeniu i pochodzących z różnych ośrodków badawczych.

Zastosowana dyskryminanta widmowa daje lepszą rozróżnialność przypadków chorobowych od zdrowych, niż tradycyjne parametry określone w dziedzinie czasu. Czułość zaproponowanej metody (przy specyficzności 97,7%) wynosi 99,1% dla schorzeń miogennych oraz 88,5% - dla schorzeń neurogennych, co jest wynikiem odpowiednio o 8,7% oraz 4,3% lepszym niż w przypadku metody czasowej.

8. LITERATURA

- [1] Hausmanowa-Petrusiewicz I., *Elektromiografia kliniczna*, PZWL, Warszawa, 1986
- [2] Zalewska E., Hausmanowa-Petrusiewicz I., *Effectiveness of motor unit potentials classification using various parameters and indexes*, J. Clinical Neurophysiology, vol. 111(8), 2000, s. 1380 – 1387.
- [3] Stalberg E., Nandedkar S. D., Sanders D. B., Falck B., *Quantitative motor unit potential analysis*, J. Clinical Neurophysiology, vol. 13(5), 1996, s. 401 – 422.
- [4] Dobrowolski A., Tomczykiewicz K., Komur P.: *Analiza sygnałów EMG*, Pomiary Automatyka Kontrola, Vol. 9 bis, 2006, str. 94÷96
- [5] Koronacki J., Ćwik J., *Statystyczne systemy uczące się*, WNT, Warszawa, 2005