

Jacek ŁĘSKI

KLASYFIKACJA ZESPOŁÓW QRS DLA POTRZEB UŚREDNIANIA SYGNAŁU EKG W DZIEDZINIE CZASU

Streszczenie. W pracy przedstawiono nową metodę klasyfikacji zespołów QRS dla potrzeb uśredniania sygnału w dziedzinie czasu. Do klasyfikacji zastosowano cechę mierzoną na funkcji opisującej detektora zespołów QRS. Rozwiązanie takie zapewnia mały nakład obliczeniowy oraz dużą odporność na zakłócenia. Są to istotne zalety przy przetwarzaniu zakłóconych sygnałów EKG w trybie "on-line" podczas badań wysiłkowych.

1. WPROWADZENIE

Podstawowym powodem utrudniającym lub uniemożliwiającym analizę sygnału EKG jest występowanie zakłóceń [11]. Niektóre rodzaje zakłóceń np. wolnozmiennie i sieciowe mogą być usuwane a pomocą klasycznych filtrów częstotliwościowych [2]. Ze względu na utratę informacji diagnostycznej [9] nie możemy tą metodą tłumić zakłóceń mięśniowych, których widmo częstotliwościowe nakłada się na widmo sygnału EKG dla dużego zakresu częstotliwości. Duże zakłócenia mięśniowe występują w badaniach wysiłkowych ze względu na warunki w jakich te badania są przeprowadzane. Jednak analizowanie przebiegów EKG z tych badań jest pożyteczne, gdyż pozwala wykrywać chorobę niedokrwiennej serca, która nie musi dawać zmian w elektrokardiogramie spoczynkowym. Powszechnie stosowaną metodą tłumienia tego rodzaju zakłóceń jest selektywne uśrednianie sygnału w dziedzinie czasu [1,4,5,6,9].

Metoda uśredniania sygnału EKG w dziedzinie czasu wymaga klasyfikacji zespołów QRS, gdyż użycie do uśredniania choć jednego zespołu o innej morfologii powoduje duże błędy tej metody. Powstaje problem zaklasyfikowania zespołu QRS do jednej z dwóch klas: klasy dominującej, "zatokowej" (ang. dominant) lub klasy "innej" (ang. aberrant). Zespoły QRS zaklasyfikowane do klasy "innej" muszą być wykluczone z uśredniania i mogą służyć do detekcji arytmii [9].

W systemach diagnostycznych do klasyfikacji stosuje się zazwyczaj pomiary pewnych cech zespołu QRS [11]. Podejście takie w systemach wysiłkowych nie

Jest możliwe, gdyż pomiary te w obecności zakłóceń obarczone są dużym błędem [9]. Poza tym do wyznaczania takich cech potrzebny jest duży nakład obliczeniowy. Powszechnie stosowane są metody korelacyjne, które również charakteryzują się dużym nakładem obliczeń. Zazwyczaj stosuje się je na sygnale o zredukowanej częstotliwości próbkowania do 100 Hz. Ale metody te dla wielu kanałów nie są stosowane ze względu na czasochłonność. W niektórych systemach stosuje się metody korelacyjne dla funkcji opisującej detektora zespołów QRS [9].

W pracy prezentowana będzie metoda klasyfikacji zespołów QRS za pomocą cechy wyznaczonej na funkcji opisującej detektora zespołów QRS.

2. KLASYFIKACJA ZESPOŁÓW QRS

Zastosowana w pracy metoda klasyfikacji zespołów QRS opiera się na pomiarze cechy dokonywanym na funkcji opisującej. Jest to funkcja otrzymywana dla potrzeb detekcji zespołu QRS, posiada ona dla każdego zespołu QRS pojedynczą gładką falę oraz przyjmuje wartość zero dla innych załamków oraz zakłóceń. Funkcja opisująca jest tworzona w pracy za pomocą następujących operacji [8]:

$$x(n) = 0.125 [e(n+2) + 2e(n+1) + 2e(n-1) + e(n-2)] \quad (1)$$

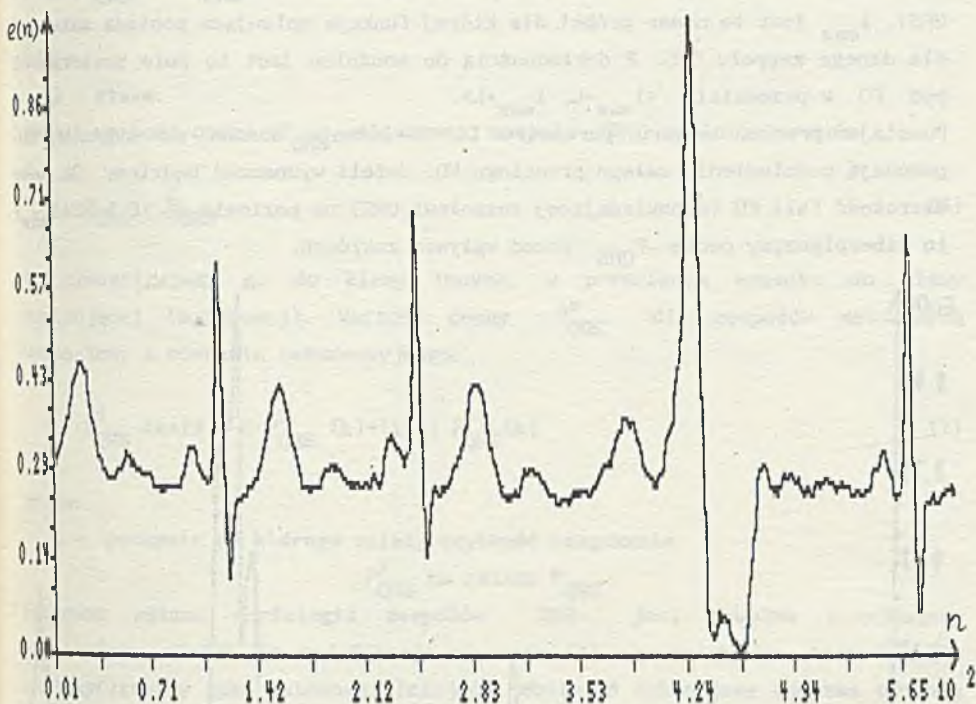
$$y(n) = x(n+9) - x(n+3) + x(n-3) - x(n-9) \quad (2)$$

$$FO(1) = \frac{1}{2N+1} \sum_{j=-N}^N |y(1+j)|^2 \quad (3)$$

gdzie:

- $e(n)$ - próbkowany sygnał EKG,
- $x(n)$ - sygnał wyjściowy filtra dolnoprzepustowego,
- $y(n)$ - sygnał wyjściowy filtra grzebleniowego,
- FO - funkcja opisująca,
- n - dyskretne chwile czasu.

Wybór wartości parametru $N=7$, wyjaśniony jest w [8]. Przykładowy przebieg sygnału EKG przedstawia rysunek 1. Natomiast rysunek 2' przedstawia funkcję opisującą dla sygnału EKG z rysunku 1. W pracy przyjęto częstotliwość próbkowania 200 Hz.



Rys. 1. Przykładowy przebieg sygnału EKG

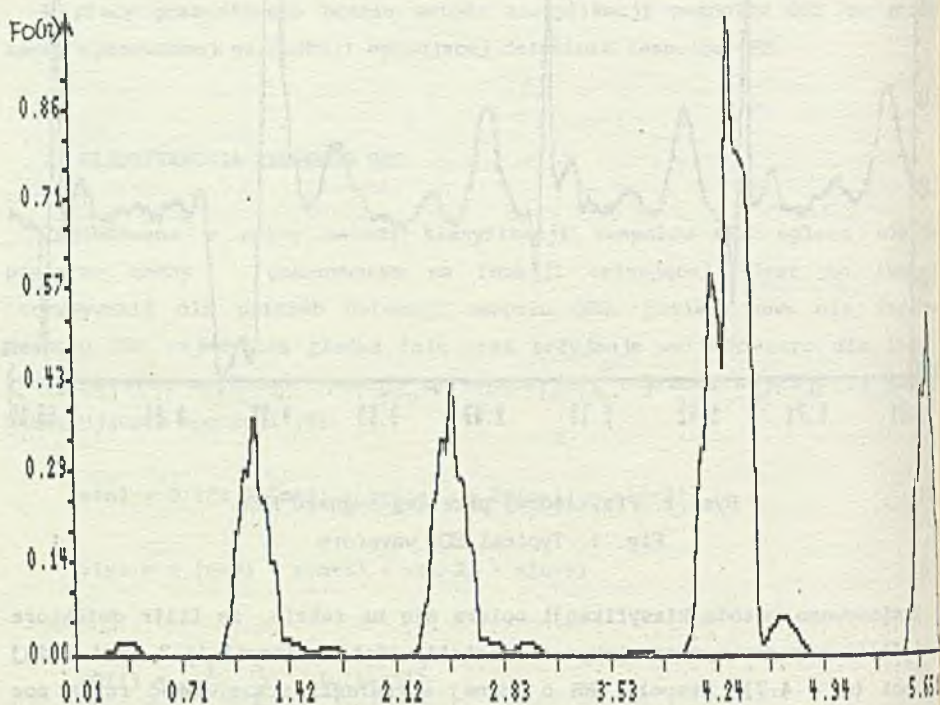
Fig. 1. Typical ECG waveform

Zastosowana metoda klasyfikacji opiera się na fakcie, że filtr detektora jest filtrem pasmowoprzepustowym o częstotliwości środkowej 16.7 Hz i dużej dobroci ($Q = 4.7$). Zespoły QRS o różnej morfologii muszą dawać różną moc sygnału wyjściowego tego filtra, gdyż posiadają różną widmową gęstość mocy. Na podstawie równania (3) widzimy, że funkcję opisującą dla i -tej próbki możemy interpretować jako moc sygnału EKG w paśmie przepustowym filtra detektora, liczoną w przedziale czasowym $(i-N, i+N)$. Dzięki odpowiedniej konstrukcji filtra detektora jedynym rodzajem zakłóceń "przepuszczalnych" przez ten filtr są zakłócenia mięśniowe. Zakłócenia te powodują wzrost otrzymanej mocy i mogą powodować błędy klasyfikacji. Jeżeli $FO(i)$ nazwiemy mocą liczoną w przedziale $\langle i-N, i+N \rangle$ to:

$$P_{QRS} = \frac{1}{2L+1} \sum_{i=-L}^L FO(i_{\max}-i) \quad (4)$$

można nazwać uśrednioną mocą w obrębie zespołu QRS (w skrócie mocą zespołu QRS). i_{\max} jest to numer próbki dla której funkcja opisująca posiada maksimum dla danego zespołu QRS. Z dokładnością do mnożnika jest to pole powierzchni pod FO w przedziale $\langle i_{\max} - L, i_{\max} + L \rangle$.

Powstaje problem wyboru parametru L. Zakłócenia dodane do sygnału EKG powodują podniesienie całego przebiegu FO. Jeżeli wyznaczać będziemy $2L$ jako szerokość fali FO (odpowiadającej zespołowi QRS) na poziomie np. $0.5 FO(i_{\max})$ to zabezpieczymy cechę P_{QRS} przed wpływem zakłóceń.



Rys. 2. Funkcja opisująca dla EKG z rys. 1

Fig. 2. Delineation function for ECG in fig. 1

Ponieważ zespoły QRS zależą np. od pacjenta oraz odprowadzenia, należy zastosować klasyfikator adaptacyjny. Idea takiego klasyfikatora jest następująca: stosujemy na bieżąco estymację wartości cechy P_{QRS} dla zespołów zatokowych (P_{QRS}^z) a wartość służącą do klasyfikacji obliczamy jako

$$\hat{P}_{QRS} = B P_{QRS}^Z \quad (5)$$

gdzie:

B - stała.

Jeżeli wartość cechy P_{QRS} dla danego zespołu QRS spełnia warunek:

$$P_{QRS} > \hat{P}_{QRS} \quad (6)$$

to klasyfikujemy go do klasy innych, w przeciwnym wypadku do klasy dominującej (zatokowej). Wartość cechy P_{QRS}^Z dla zespołów zatokowych wyznaczamy z równania rekurencyjnego:

$$P_{QRS}^Z(k+1) = C P_{QRS}^Z(k) + (1-C) P_{QRS}(k) \quad (7)$$

gdzie:

C - parametr od którego zależy szybkość reagowania

P_{QRS}^Z na zmiany P_{QRS}

Ponieważ zmiana morfologii zespołów QRS jest powolna przyjmujemy arbitralnie $C=0.9$. Do modyfikacji równania (7) używamy tylko zespołów QRS zaklasyfikowany jako zatokowe. Inicjacji obliczeń dokonujemy podczas badania spoczynkowego. $P_{QRS}^Z(0)$ obliczamy na podstawie pierwszych 15 sekund sygnału EKG. Wyznaczamy cechę P_{QRS} dla wszystkich zespołów QRS dla pierwszych 15 sekund zapisu, a jako $P_{QRS}^Z(0)$ przyjmujemy jako ich medianę.

3. TESTOWANIE METODY KLASYFIKACJI

Przeprowadzono testowanie odporności cechy P_{QRS} na zakłócenia. W tym celu obliczono wartość tej cechy dla 200 niezakłóconych zespołów QRS z bazy danych. Następnie powtarzano wyznaczanie tej cechy dla zakłóconego białym szumem przebiegu EKG. Powtarzano to dla 100 różnych realizacji szumu zakłócającego. Obliczano wskaźniki:

$$\lambda(k) = \frac{1}{100} \sum_{i=1}^{100} P_{QRS}^i(k) \quad (8)$$

$$\lambda = \frac{1}{200} \sum_{k=1}^{200} \frac{\lambda(k) - P_{QRS}(k)}{P_{QRS}(k)} \quad (9)$$

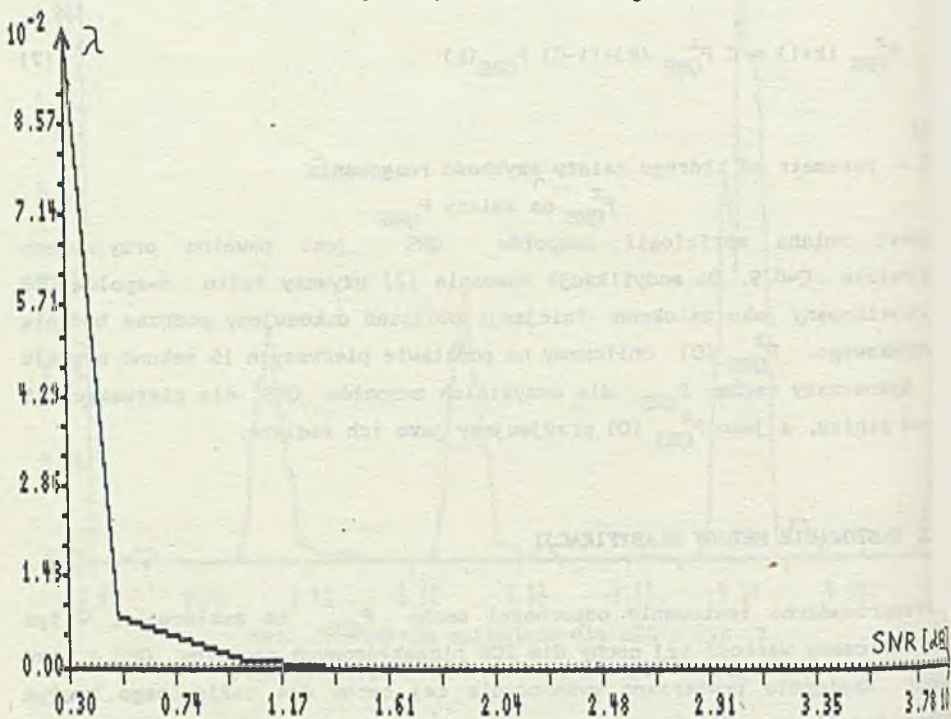
gdzie:

$P_{QRS}(k)$ - wartość wyznaczonej cechy dla k -tego niezakłóconego zespołu QRS

$P_{QRS}^i(k)$ - wartość wyznaczonej cechy dla k -tego zespołu QRS zakłóconego i -tą realizacją szumu.

Rysunek 3 przedstawia wykres λ w zależności od stosunku sygnał-szum. Zakłócenia mięśniowe modelowano białym szumem gaussowskim. Stosunek sygnał-szum obliczany był jako stosunek mocy sygnału EKG w obrębie zespołu QRS, do mocy szumu [4].

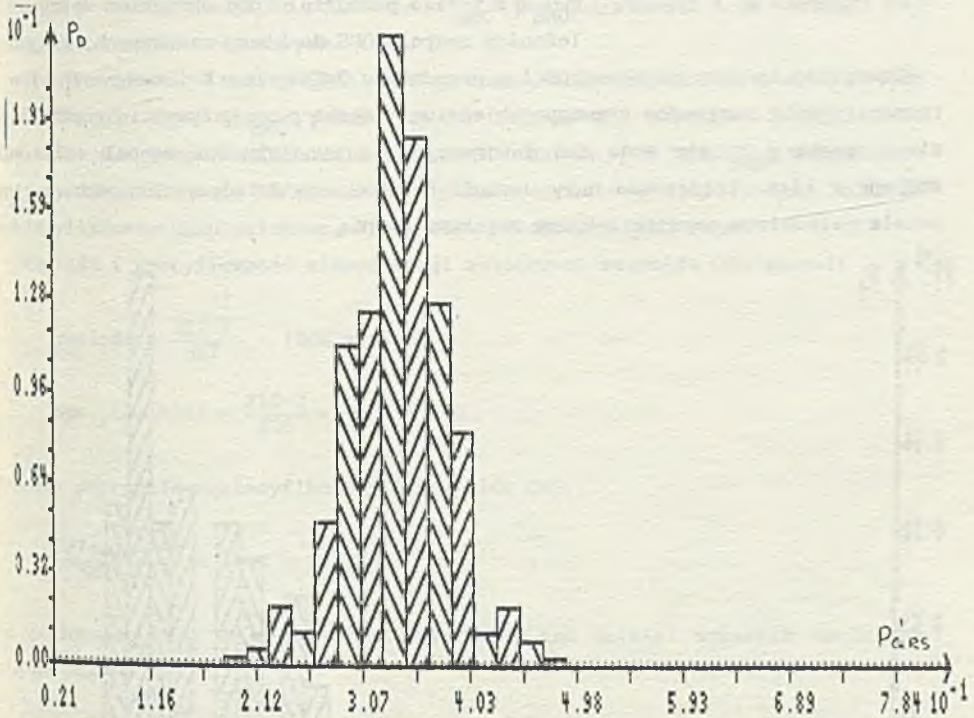
Widzimy, że cecha P_{QRS} wykazuje dużą odporność na zakłócenia, gdyż nawet dla $SNR=5$ dB wartość badanej cechy wzrosła o mniej niż 1%.



Rys. 3. Zależność względnej zmiany cechy P_{QRS} pod wpływem zakłóceń
Fig. 3. Change of P_{QRS} feature as a function of signal to noise ratio

Następnie testowano zdolności dyskryminacyjne cechy P_{QRS} . Wszystkie zespoły QRS podzielono na zatokowe i inne. Następnie obliczono prawdopodobieństwo występowania danej wartości cechy pod warunkim przynależności zespołu QRS do klasy "zatokowej" oraz "innej".

Wartość cechy P_{QRS} znormalizowano i podzielono na 40 równych przedziałów. Otrzymane histogramy przedstawiają rysunki 4 i 5.



Rys. 4. Prawdopodobieństwo wystąpienia danej wartości cechy P_{QRS} pod warunkiem przynależności zespołu QRS do klasy zatokowej

Fig. 4. Probability of P_{QRS} value on the condition that QRS is dominant

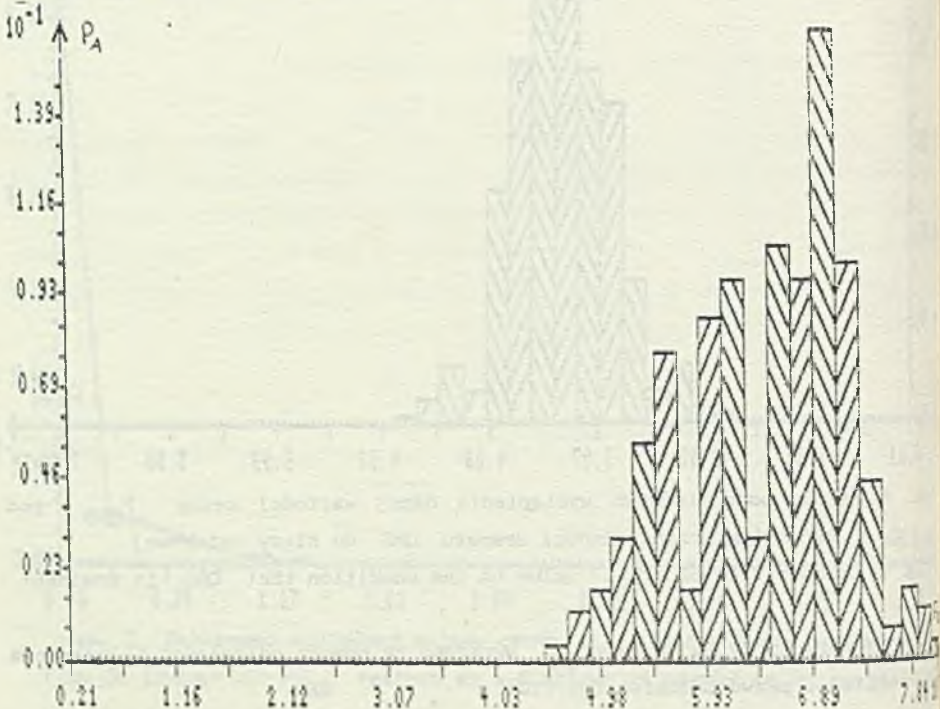
Moc dyskryminacyjną cechy P_{QRS} wyrażono za pomocą odległości Kołmogorowa obu rozkładów prawdopodobieństwa [10]:

$$K = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^{40} |P(AP_{QRS}^{(i)}/\omega_D) - P(AP_{QRS}^{(i)}/\omega_A)| \quad (10)$$

gdzie:

$P(AP_{QRS}^{(i)}/\omega_D), P(AP_{QRS}^{(i)}/\omega_A)$ - prawdopodobieństwo wystąpienia wartości cechy P_{QRS} z i-tego przedziału pod warunkiem przynależności zespołu QRS do klasy zatokowych, innych

Odległość ta przyjmują wartości z przedziału $0 \leq K \leq 1$. Dla $K=1$ mamy całkowite rozseparowanie rozkładów prawdopodobieństwa i cecha p_{QRS} całkowicie rozdziela się i cecha p_{QRS} nie może dać informacji o przynależności zespołu QRS do którejś z klas. Obliczenia dały wartość $K=0.992$, co świadczy, że cecha p_{QRS} prawie całkowicie rozdziela klasy zatokową i inną.



Rys. 5. Prawdopodobieństwo wystąpienia danej wartości cechy P_{QRS} pod warunkiem przynależności zespołu QRS do klasy innych

Fig. 5. Probability of P_{QRS} value on the condition that QRS is aberrant

Ponieważ klasyfikator budowany jest dla potrzeb uśredniania sygnału w dziedzinie czasu, niebezpieczna jest sytuacja gdy zespół z klasy innych zostanie zaklasyfikowany jako zatokowy. W związku z tym przyjmujemy tą wartość cechy P_{QRS} , która rozdziela oba rozkłady równą wartości dla której histogram klasy innych przyjmuje wartość zero. Dla znormalizowanej osi cechy P_{QRS} wartość ta wynosi 0.44. Jeżeli odniesiemy tę wartość do wartości, dla której otrzymujemy maksymalne prawdopodobieństwo wystąpienia zatokowego zespołu QRS, to otrzymamy odpowiednio wartość 1.38. Czyli wartość progowa służąca do klasyfikacji na podstawie P_{QRS} powinna wynosić 1.38 wartości tej cechy dla zespołów zatokowych. Stąd $B=1.38$.

Przeprowadzono następujące ostateczne testowanie opisanej metody klasyfikacji. Bazę danych podzielono na zespoły QRS zatokowe i inne. Baza zawierała 327 zespołów QRS zatokowych i 216 innych. Dla bazy tej zastosowano opisany klasyfikator. Otrzymano następujące wyniki: 2 zespoły inne zostały zaklasyfikowane jako zatokowe, 7 zespołów zatokowych jako inne.

Czułość i specyficzność klasyfikacji zatokowych zespołów QRS wynosi:

$$\text{czułość} = \frac{327-7}{327} \cdot 100\% = 97.8\%$$

$$\text{specyficzność} = \frac{216-2}{216} \cdot 100\% = 99\%$$

Procent poprawnie zaklasyfikowanych zespołów QRS:

$$\frac{327+216-7-2}{327+216} \cdot 100\% = 98.3\%$$

Po zakłóceniu bazy szumem białym (SNR=5 dB) ten ostatni wskaźnik zmniejsza się do 98%.

4. PODSUMOWANIE

W pracy przedstawiona jest metoda klasyfikacji zespołów QRS dla potrzeb uśredniania sygnału w dziedzinie czasu. Dla każdego zespołu QRS na podstawie funkcji opisującej wyznaczana jest cechy tzw. moc zespołu QRS. Za pomocą pomiaru tej cechy dokonywano klasyfikacji zespołów QRS na zatokowe oraz inne. Klasyfikacja zespołów QRS na klasy zatokową i inną jest wystarczająca dla potrzeb selektywnego uśredniania zespołów QRS. Zaletą tej metody klasyfikacji jest wykorzystywanie funkcji opisującej, co zapewnia mały nakład obliczeniowy i dużą odporność na zakłócenia. Nakład obliczeniowy potrzebny do klasyfikacji

jest niezależny od liczby użytych odprowadzeń. Metoda ta prowadzi do bardzo dużej liczby poprawnych klasyfikacji, nawet przy bardzo niekorzystnym stosunku sygnał-szum.

Reasumując klasyfikator ten może być z powodzeniem stosowany do klasyfikacji zespołów QRS dla potrzeb selektywnego uśredniania sygnału EKG w dziedzinie czasu.

LITERATURA

- [1] H.A.M.al-Nashash, S.W.Kelly, D.J.E.Taylor: Beat-to-beat detection of His-Purkinje system signals using adaptive filters, *Med. & Biol.Eng. & Comput.*, 1988, 26, 117-125.
- [2] K.G.Beauchamp: Przetwarzanie sygnałów metodami analogowymi i cyfrowymi, WNT, Warszawa 1978.
- [3] O.Y.De Vel: R-wave detection in presence of muscle artifacts, *IEEE Trans.Biomed.Eng.*, BME-31, No 11, Nov. 1984, pp.975-986.
- [4] Z. Frankiewicz, T.Rawlik: Tłumienie zakłóceń w elektrokardiogramach wysiłkowych. *Podstawy Fizyki Medycznej*, 1987, 22, 4.
- [5] P.Hsia, et al: An automated system for ST segment and arrhythmia analysis in exercise radionuclide ventriculography, *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, BME-33, No 6, June 1986, pp.585-593.
- [6] S.Jesus, H.Rix: High resolution ECG analysis by an improved signal averaging method and comparison with a beat-to-beat approach, *J.Biomed.Eng.*, Vol. 10, Jan., pp.25-32.
- [7] N.B.Jones, et al: Spectral analysis and the interference EMG, *IEE Proc.*, Vol. 129, No 9, Dec 1982, 987-992.
- [8] J.Łęski: Detektor zespołu QRS z zakłóconego przebiegu EKG, art. przyjęty do druku w *Zesz. Nauk. Pol.Śl.*
- [9] O.Pahlm, L.Sörnmo: Data processing of exercise ECG's, *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, BME-34, No 2, Feb. 1987, pp.158-165.
- [10] W. Sobczak, W. Malina: *Metody selekcji i redukcji informacji*, WNT, Warszawa 1985.
- [11] J.L.Willems, et al: Influence of noise on wave boundary recognition by ECG measurement programs. *Computers & Biomedical Research* 20, 543-562 (1987).

Recenzet: Prof.dr hab.inż. Ryszard Tadeusiewicz

Wpłynęło do Redakcji 30.09.1988 r.

КЛАССИФИКАЦИЯ QRS КОМПЛЕКСОВ ДЛЯ НУЖД
УСРЕДНЕНИЯ СИГНАЛА ВО ВРЕМЕНИ

Р е з ю м е

В работе представлен новый метод классификации QRS комплексов для нужд усреднения сигнала во времени. В классификации применен измерительный признак, основывающийся на описывающей функции детектора QRS комплексов, а также измерения RR интервалов. Решение обеспечивает небольшое вычислительное усилие, а также возможность проведения работы при низком отношении сигнал-шум. Это является существенным преимуществом при преобразовании в реальном масштабе времени электрокардиограмм под нагрузкой. Метод правильно классифицирует 98,3% QRS комплексов.

CLASSIFICATION QRS COMPLEX FOR SIGNAL
AVERAGING IN TIME DOMAIN

S u m m a r y

This paper present a new method of classification of QRS complex for signal averaging in time domain. For classification a feature measured from QRS detector's delination function and RR interval measurement is applied. This solution is little time-consuming and is robust to disturbances. These features are essential to real-time signal procesing for exercise ECG. The method is found to be correct in 98.3 percent of all QRS complexes.