

**ZESZYTY
NAUKOWE
POLITECHNIKI
ŚLĄSKIEJ**

P4474/94

JACEK ŁĘSKI

**NOWE MOŻLIWOŚCI NIEINWAZYJNEJ
DIAGNOSTYKI ELEKTROKARDIOLOGICZNEJ**

**ELEKTRONIKA
Z.2**

**GLIWICE
1994**

POLITECHNIKA ŚLĄSKA

ZESZYTY NAUKOWE
Nr 1233



P.4474/94

JACEK ŁĘSKI

NOWE MOŻLIWOŚCI NIEINWAZYJNEJ DIAGNOSTYKI ELEKTROKARDIOLOGICZNEJ

ELEKTRONIKA

Z. 2

GLIWICE

1994

OPINIODAWCY

Prof. dr hab. inż. Tadeusz Pałko

Prof. dr hab. inż. Jerzy Frączek

KOLEGIUM REDAKCYJNE

REDAKTOR NACZELNY — Prof. dr hab. inż. Jan Bandrowski

REDAKTOR DZIAŁU — Doc. dr inż. Zdzisław Pogoda

SEKRETARZ REDAKCJI — Mgr Elżbieta Leško

REDAKCJA

Mgr Anna Błażkiewicz

REDAKCJA TECHNICZNA

Alicja Nowacka

Wydano za zgodą

Rektora Politechniki Śląskiej

PL ISSN 1231-1596

Wydawnictwo Politechniki Śląskiej

ul. Kujawska 3, 44-100 Gliwice

Nakł. 150+83 Ark. wyd. 9 Ark. druk. 8,875 Papier offset. kl. III 70x100,80g
Oddano do druku 8.02.1994 Podpis. do druku 8.02.1994 Druk ukończ. w marcu 1994
Cena 32.000,-

Druk, "ROLEK", Gliwice, ul. Kazimierza Wielkiego 4

SPIS TREŚCI

	Str.
1. WSTĘP.....	9
2. OGÓLNY OPIS SYSTEMU KARDIOASSIST.....	12
3. ZAPIS SYGNAŁU EKG.....	15
3.1. Tłumienie zakłóceń wolnozmiennych i sieciowych.....	15
3.2. Detekcja zespołów QRS oraz ich wstępne centrowanie.....	22
3.3. Wstępna klasyfikacja zespołów QRS.....	26
3.4. Podsumowanie.....	30
4. PRECYZYJNA METODA CENTROWANIA ZAŁAMKÓW EKG.....	32
4.1. Wprowadzenie.....	32
4.2. Błędy centrowania a uśrednianie.....	33
4.3. Stosowane metody wyznaczania punktów centrujących.....	35
4.4. Metoda przesunięć fourierowskich.....	38
4.5. Badania porównawcze metod wyznaczania punktów centrujących.....	41
4.6. Omówienie wyników.....	44
5. METODA UŚREDNIANIA SYGNAŁU EKG W DZIEDZINIE CZASU.....	60
5.1. Stosowane metody uśredniania sygnału w dziedzinie czasu.....	60
5.2. Wykorzystanie filtru Kalmana do uśredniania sygnału.....	63
5.3. Testowanie metod uśredniania sygnału EKG w dziedzinie czasu.....	74
5.4. Podsumowanie.....	79
6. ANALIZA PÓŻNYCH POTENCJAŁÓW KOMOROWYCH.....	81
6.1. Wprowadzenie.....	81
6.2. Analiza potencjałów późnych w dziedzinie czasu.....	82
6.3. Analiza potencjałów późnych w dziedzinie częstotliwości.....	83
6.4. Analiza potencjałów późnych w dziedzinie czasu w systemie KARDIOASSIST.....	84

6.5. Analiza potencjałów późnych w dziedzinie częstotliwości w systemie KARDIOASSIST.....	85
6.6. Analiza potencjałów późnych w dziedzinie czasowo-częstotliwościowej w systemie KARDIOASSIST.....	86
6.6.1. Zastosowanie krótkookresowej transformaty Fouriera.....	87
6.6.2. Zastosowanie modelowania autoregresyjnego.....	88
6.6.3. Zastosowanie unormowanej metody największej wiarygodności.....	89
6.6.4. Zastosowanie transformaty falowej.....	92
6.6.5. Zastosowanie uogólnionego przekształcenia Wignera.....	93
6.7. Badania kliniczne.....	95
7. ELEKTROKARDIOGRAFIA WYSOKOCZĘSTOTLIWOŚCIOWA.....	103
7.1. Wprowadzenie.....	103
7.2. Analiza wysokoczęstotliwościowego EKG w dziedzinie czasu w systemie KARDIOASSIST.....	104
7.3. Analiza wysokoczęstotliwościowego EKG w dziedzinie częstotliwościowej oraz czasowo-częstotliwościowej w systemie KARDIOASSIST.....	104
7.4. Badania kliniczne.....	105
8. ANALIZA ZMIENNOŚCI RYTMU SERCA.....	109
8.1. Wprowadzenie.....	109
8.2. Błędy pomiaru czasu trwania odcinków EKG a analiza zmienności.....	110
8.3. Wyznaczanie sygnałów zmienności.....	112
8.4. Możliwości analizy zmienności odcinków EKG w systemie KARDIOASSIST.....	114
8.5. Badania kliniczne.....	114
9. INNE MOŻLIWOŚCI SYSTEMU KARDIOASSIST.....	118
10. ZAKOŃCZENIE.....	119
LITERATURA.....	122
STRESZCZENIA.....	140

CONTENTS

	Page
1. INTRODUCTION.....	9
2. GENERAL DESCRIPTION OF KARDIOASSIST SYSTEM.....	12
3. ECG SIGNAL RECORDING.....	15
3.1. Attenuation the AC interference and low-frequency noise.....	15
3.2. QRS complex detection and preliminary alignment.....	22
3.3. Preliminary QRS complex classification.....	26
3.4. Summary.....	30
4. PRECISE METHOD FOR ECG WAVELET ALIGNMENT.....	32
4.1. Introduction.....	32
4.2. Alignment errors and averaging.....	33
4.3. Applied methods for computing fiducial points.....	35
4.4. Fourier's shift method.....	38
4.5. Comparative study of methods for computing fiducial points.....	41
4.6. Results and discussion.....	44
5. ECG SIGNAL AVERAGING METHOD IN TIME DOMAIN.....	60
5.1. Applied method signal averaging in time domain.....	60
5.2. Application of Kalman filtering for signal averaging.....	63
5.3. Signal averaging in time domain tests.....	74
5.4. Summary.....	79
6. LATE VENTRICULAR POTENTIALS ANALYSIS.....	81
6.1. Introduction.....	81
6.2. Late potentials analysis in time domain.....	82
6.3. Late potentials analysis in frequency domain.....	83
6.4. Late potentials analysis in time domain in KARDIOASSIST system.....	84
6.5. Late potentials analysis in frequency domain in KARDIOASSIST system.....	85
6.6. Late potentials analysis in time-frequency domain in KARDIOASSIST system.....	86

6.6.1. Application of the short Fourier transform.....	87
6.6.2. Application of the autoregressive modeling.....	88
6.6.3. Application of the normalized maximum likelihood.....	89
6.6.4. Application of the wavelet transform.....	92
6.6.5. Application of the generalized Wigner transform.....	93
6.7. Clinical research.....	95
7. HIGH-FREQUENCY ELECTROCARDIOGRAPHY.....	103
7.1. Introduction.....	103
7.2. High-frequency analysis in time domain in KARDIOASSIST system.....	104
7.3. High-frequency analysis in frequency and time-frequency domains in KARDIOASSIST system.....	104
7.4. Clinical research.....	105
8. HEART RATE VARIABILITY ANALYSIS.....	109
8.1. Introduction.....	109
8.2. Measurements errors of ECG intervals and variability analysis.....	110
8.3. Computing of the variability signals.....	112
8.4. Possibility of analysis ECG intervals variability in KARDIOASSIST system	114
8.5. Clinical research.....	114
9. OTHER POSSIBILITY OF KARDIOASSIST SYSTEM.....	118
10. CONCLUDING REMARKS.....	119
REFERENCES.....	122
SUMMARYS.....	140

	Стр.
1. ВВЕДЕНИЕ.....	9
2. ОБЩАЯ ХАРАКТЕРИСТИКА СИСТЕМЫ KARDIOASSIST.....	12
3. ЗАПИСЬ СИГНАЛА ЭКГ.....	15
3.1. Подавление медленноизменяющихся и сетевых помех.....	15
3.2. Детектирование комплексов QRS и их предварительное центрирование.....	22
3.3. Предварительная классификация комплексов QRS.....	26
3.4. Подведение итогов.....	30
4. ТОЧНЫЙ МЕТОД ЦЕНТРИРОВАНИЯ ИЗЛОМОВ СИГНАЛА ЭКГ.....	32
4.1. Введение.....	32
4.2. Ошибки центрирования и усреднение.....	33
4.3. Применяемые методы определения центрирующих точек.....	35
4.4. Метод фурьеровских сдвигов.....	38
4.5. Сравнительные исследования методов определения центрирующих точек.....	41
4.6. Обсуждение результатов.....	44
5. МЕТОД УСРЕДНЕНИЯ СИГНАЛА ЭКГ ВО ВРЕМЕННОЙ ОБЛАСТИ.....	60
5.1. Применяемые методы усреднения сигнала во временной области.....	60
5.2. Использование фильтра Кальмана для усреднения сигнала.....	63
5.3. Тестирование методов усреднения сигнала ЭКГ во временной области.....	74
5.4. Подведение итогов.....	79
6. АНАЛИЗ ПОЗДНИХ ЖЕЛУДОЧКОВЫХ ПОТЕНЦИАЛОВ.....	81
6.1. Введение.....	81
6.2. Анализ поздних потенциалов во временной области.....	82
6.3. Анализ поздних потенциалов в частотной области.....	83
6.4. Анализ поздних потенциалов во временной области в системе KARDIOASSIST.....	84

6.5. Анализ поздних потенциалов в частотной области в системе KARDIOASSIST	85
6.6. Анализ поздних потенциалов во временно-частотной области в системе KARDIOASSIST	86
6.6.1. Применение коротко-периодической трансформаты Фурье.....	87
6.6.2. Применение авторегрессивного моделирования.....	88
6.6.3. Применение нормированного метода наибольшей достоверности.....	89
6.6.4. Применение волновой трансформаты.....	92
6.6.5. Применение обобщенного преобразования Вигнера.....	93
6.7. Клинические исследования.....	95
7. ВЫСОКОЧАСТОТНАЯ ЭЛЕКТРОКАРДИОГРАФИЯ.....	103
7.1. Введение.....	103
7.2. Анализ высокочастотного ЭКГ во временной области в системе KARDIOASSIST	104
7.3. Анализ высокочастотного ЭКГ в частотной и во временно- частотной области в системе KARDIOASSIST	104
7.4. Клинические исследования.....	105
8. АНАЛИЗ ИЗМЕНЯЕМОСТИ РИТМА СЕРДЦА.....	109
8.1. Введение.....	109
8.2. Ошибки измерения длительности отрезков ЭКГ и анализ изменяемости.....	110
8.3. Определение сигналов изменяемости.....	112
8.4. Возможности анализа изменяемости отрезков ЭКГ в системе KARDIOASSIST	114
8.5. Клинические исследования.....	114
9. ДРУГИЕ ВОЗМОЖНОСТИ СИСТЕМЫ KARDIOASSIST	118
10. ЗАКЛЮЧЕНИЕ.....	119
ЛИТЕРАТУРА.....	122
РЕЗЮМЕ.....	140

1. WSTĘP

W 1903 r. holenderski fizjolog Einthoven jako pierwszy dokładnie zapisał prądy czynnościowe serca [10,47]. Ich wykres nazwał elektrokardiogramem. Obecnie elektrokardiografia jest jedną z podstawowych pomocniczych metod nieinwazyjnego badania bioelektrycznej czynności serca oraz oceny skutków ich leczenia. Przez badanie kształtów poszczególnych załamek (morfologii), czasów trwania, amplitud oraz powtarzalności i wzajemnej zależności fal elektrokardiogramu można rozpoznawać np. zaburzenia rytmu serca, uszkodzenia, przerosty lub przeciążenia przedsionków i komór, zaburzenia ukrwienia serca, chorobę niedokrwienną i zawał serca oraz zaburzenia gospodarki mineralnej organizmu, a także zapalenie osierdzia [2,39,91]. Około pół wieku po odkryciu Einthovena powstały pierwsze systemy komputerowej analizy sygnałów EKG. Początkowo konstruowano systemy interpretujące spoczynkowe zapisy EKG [185]. Później pojawiły się systemy analizujące zapisy wysiłkowe, systemy do intensywnego nadzoru oraz holterowskie [24,70,122,176,182,186,201,229]. Ocenia się, że w 1987 roku wykonano 52 miliony automatycznych analiz sygnału EKG przez 15000 systemów [9]. Niektóre źródła podają nawet liczbę 200 milionów badań rocznie [10]. W ostatnich 20 latach pojawiła się bardzo duża liczba publikacji o nowych systemach analizujących zapisy EKG. Przykładowo od 1973 r. o systemach analizujących potencjały pęczka Hisa [180], od 1974 r. zmienność rytmu serca [13] oraz od 1978 r. tzw. późne potencjały komorowe [17]. Systemy te pozwalają wykrywać jednostki chorobowe niemożliwe do stwierdzenia przez analizę standardowego zapisu EKG. Umożliwiają również przewidywanie wystąpienia pewnych stanów, np. zagrożenia nagłą śmiercią sercową [167,222].

Sygnał EKG ze względu na małą amplitudę (rzędu mV) łatwo podlega zakłócaniu [55]. Zakłócenia sygnałów elektrokardiograficznych możemy podzielić na takie, których widmo częstotliwościowe pokrywa się z widmem sygnału EKG dla wąskiego zakresu częstotliwości (np. zakłócenia wolnozmiennie i sieciowe) oraz dla szerokiego zakresu częstotliwości (np. zakłócenia mięśniowe i szumy elementów elektronicznych) [129]. Znacznie trudniejszym problemem jest tłumienie drugiego rodzaju zakłóceń. Przykładowo, przy analizie potencjałów

pęczka Hisa lub późnych potencjałów komorowych stosunek sygnał-szum może sięgać do poziomu -20 dB [95]. Powszechnie używaną w tym celu techniką tłumienia zakłóceń sygnałów elektrokardiograficznych jest uśrednianie w dziedzinie czasu [16,192,199]. Technika ta jest wykorzystywana w systemach diagnostycznych, wysiłkowych, analizatorach potencjałów późnych oraz elektrokardiografii wysokoczęstotliwościowej [3,18,70,110,174,221]. Jednym z najtrudniejszych problemów do rozwiązania podczas uśredniania jest precyzyjne wzajemne centrowanie okresów sygnału [43]. Można udowodnić (patrz rozdział 4), że błędy centrowania uśrednianych okresów sygnału powodują zniekształcenia sygnału uśrednionego (ograniczenie pasma sygnału). Stąd istotne jest, aby precyzja centrowania była jak największa. W przypadku sygnału EKG dodatkowym utrudnieniem jest wymaganie, aby centrowanie to było wykonywane na podstawie zakłóconych uśrednianych okresów sygnału, czyli na sygnale o niekorzystnym stosunku sygnał-szum. Zdecydowana większość systemów komercyjnych oraz badawczych stosuje metodę centrowania zespołami QRS ze względu na ich dużą amplitudę, a tym samym najkorzystniejszy SNR. Przykładowo, przy analizie mikropotencjałów w obrębie załamka P centrowanie powinno być realizowane za pomocą załamka P sygnału EKG [62,95,180]. W tym przypadku zadanie jest utrudnione ze względu na niekorzystny stosunek sygnał-szum oraz małą wartość pochodnej sygnału w obrębie załamka P. W pracy zaproponowano nową metodę pozwalającą uzyskiwać dużą precyzję centrowania załamek EKG, nawet dla sygnałów o stosunku sygnał-szum do -5 dB. Za pomocą tej metody możliwe jest uzyskiwanie sygnału uśrednionego o minimalnych zniekształceniach. Jest to cecha istotna, w szczególności gdy chodzi o analizę sygnału EKG dla wysokich częstotliwości, np. w elektrokardiografii wysokoczęstotliwościowej [1]. Precyzyjna lokalizacja zespołów QRS oraz załamek P i T dla niekorzystnego stosunku sygnał-szum pozwala na analizę zmienności odcinków elektrokardiogramu badaną podczas wysiłku. Reasumując, metoda ta jest kluczem do konstrukcji zarówno znanych systemów (np. analizatora potencjałów późnych), jak i nowych (np. wysiłkowego analizatora zmienności interwałów rytmu serca).

Badania przeprowadzone przez autora doprowadziły m. in. do:

- opracowania metody centrowania załamek elektrokardiogramu o bardzo niekorzystnym stosunku sygnał-szum,

- opracowania nowej metody ważonego uśredniania sygnałów, pozwalającej efektywniej tłumić zakłócenia sygnału EKG,
- opracowania metod przetwarzania sygnałów EKG w trybie nadążnym pozwalających dokonywać ich rejestracji,
- konstrukcji komputerowego systemu o nazwie KARDIOASSIST, wykorzystującego te nowe metody,
- klinicznego sprawdzenia przydatności proponowanych metod.

Celem pracy było opracowanie nowych metod przetwarzania sygnałów elektrokardiograficznych, pozwalających analizować je z większą niż dotychczas precyzją, oraz konstrukcja nowego systemu wykorzystującego te metody.

W pracy autor wykorzystał wieloletnie doświadczenia w konstrukcji systemów komputerowej analizy sygnałów EKG [58,141,143,150]. Część z prezentowanych w pracy metod pozwoliła na konstrukcję pierwszych w kraju komercyjnych systemów wysiłkowych, analizujących zmienność interwałów rytmu serca oraz elektrokardiogramy wysokoczęstotliwościowe.

2. OGÓLNY OPIS SYSTEMU KARDIOASSIST

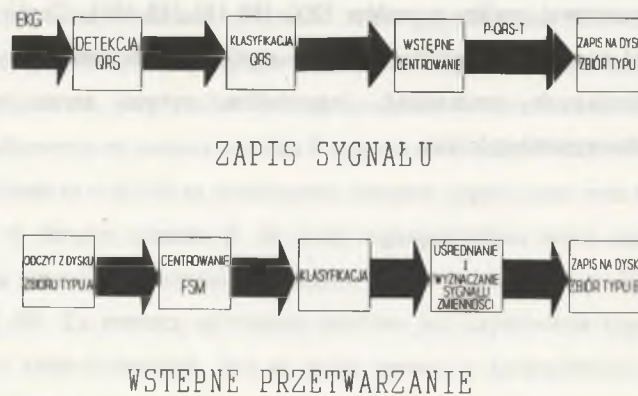
System KARDIOASSIST v.2.0 składa się z 3-kanalowego niskoszumowego wzmacniacza biologicznego, 16-bitowego przetwornika analogowo-cyfrowego oraz komputera typu IBM 486. Sygnały próbkowane są z częstotliwością 2000 Hz na kanał, a następnie przetwarzane cyfrowo. Oprogramowanie napisano wykorzystując Microsoft Macro Assembler v.6.0 i Microsoft Pascal v.4.0. Stosowane biblioteki: numeryczna i graficzna napisane zostały przez autora. Komputer posiadał konfigurację: 4 Mb pamięci RAM, dysk twardy 125 Mb, karta grafiki SVGA, zegar 33 MHz. System umożliwia drukowanie wyników na drukarce laserowej HP IIIp. Cyfrowe przetwarzanie sygnałów

można podzielić na trzy etapy przedstawione na rysunkach 2.1 i 2.2: zapis sygnałów EKG, wstępne i zasadnicze przetwarzanie. W trybie nadążnym zapisywane są na dysk twardy komputera wstępnie centrowane i

klasyfikowane okresy sygnałów EKG z Fig.2.1. First and second stages of digital signals processing

o d p r o w a d z e ń

ortogonalnych X,Y,Z. Zapisywane na dysk sygnały tworzą tzw. zbiór typu A. Drugim etapem przetwarzania sygnałów jest precyzyjne wyznaczanie punktów centrujących (metoda FSM, patrz rozdział 4). Punkty te wyznaczone są dla zespołów QRS, załamek P i T. Następnie tak centrowane okresy sygnału EKG są uśredniane. Uzyskujemy trzy rodzaje sygnałów uśrednionych: centrowane zespołami QRS, załamekami P i T. W etapie tym wyznaczone są również czasy trwania odcinków R-R, P-R oraz R-T. Dane te używane są do analizy



Rys.2.1. Pierwszy i drugi etap cyfrowego przetwarzania sygnałów

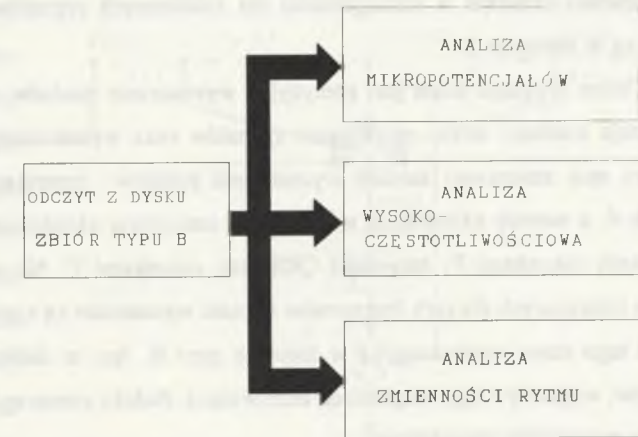
zmienności odcinków elektrokardiogramu. W efekcie dane te tworzą na dysku tzw. zbiór typu B. Ostatecznie dane z tego zbioru są wykorzystywane w następnym etapie do analizy zmienności, potencjałów późnych itd. Analiza ta opisana jest szczegółowo w rozdziale 6 i następnym.

Przedstawione rozwiązanie ma kilka istotnych zalet. Uśrednianie sygnałów oraz wyznaczanie sygnałów zmienności nie jest prowadzone w trybie nadążnym. Dzięki temu zastosowane mogą

być bardziej skomplikowane metody. Dla każdego pacjenta sygnały EKG zapisywane są jeden raz, a następnie wykorzystywane do różnych rodzajów analiz. Dla celów badawczych mogą być tworzone bazy danych, które mogą być analizowane

przy użyciu nowych modułów oprogramowania, bez konieczności prowadzenia dodatkowych zapisów sygnałów.

Podczas etapu zapisu sygnałów jako pierwsza dokonywana jest detekcja zespołów QRS. Następnie zespoły te są wstępnie klasyfikowane. Dla każdego zespołu QRS uznanego jako zatokowy wyznaczany jest tzw. punkt centrujący. Względem tego punktu "wycinany" jest odcinek sygnału zawierający załamek P, zespół QRS oraz załamek T. Odcinek ten zapisywany jest na dysku twardym komputera. Opisane powyżej operacje przeprowadzane są w trybie nadążnym. W związku z tym nie możemy stosować skomplikowanych metod o dużym nakładzie obliczeniowym. Należy pamiętać, że dodatkowo podczas zbierania sygnałów istotna



PRZETWARZANIE ZASADNICZE

Rys.2.2. Trzeci etap cyfrowego przetwarzania sygnałów

Fig.2.2. Third stage of the digital signals processing

jest ich prezentacja na ekranie komputera dla wizualnej oceny jakości zbieranego sygnału oraz kontroli stanu pacjenta. Jeżeli weźmiemy pod uwagę, że próbkowane z częstotliwością 2000 Hz sygnały EKG z trzech odprowadzeń należy filtrować, wykonywać detekcję i klasyfikację zespołów QRS, wyznaczać punkty centrujące oraz prezentować sygnały na ekranie, to możemy uznać to zadanie za trudne. Od jakości tego etapu zależy jakość całej dalszej analizy. Metody te powinny spełniać przeciwstawne wymagania co do nakładu obliczeniowego i skuteczności działania w szczególności dla zakłóconych sygnałów. Dokładnie metody te opisane są w rozdziale 3.

Celem drugiego etapu jest precyzyjne wyznaczanie punktów centrujących, ostateczna klasyfikacja ewolucji serca, uśrednianie sygnałów oraz wyznaczanie sygnałów zmienności. Dokładny opis stosowanej metody wyznaczania punktów centrujących zawarty jest w rozdziale 4, a metody uśredniania w 5. System umożliwia uśrednianie okresów sygnału przy centrowaniu załawkami P, zespołami QRS oraz załawkami T. Na podstawie wyznaczonych punktów centrujących dla tych fragmentów sygnału wyznaczane są sygnały zmienności. Wyniki obliczeń tego etapu zapisywane są w zbiorach typu B. Jest to zbiór o rozmiarze kilkunastu kilobajtów, wygodny z tego względu do archiwizacji. Należy zaznaczyć, że zbiory typu A mają rozmiary rzędu kilku megabajtów.

Na podstawie danych zbioru typu B w etapie trzecim przeprowadzana jest analiza zmienności, potencjałów późnych oraz wysokoczęstotliwościowa sygnału EKG.

Niektóre z przedstawionych dalej w pracy wyników badań klinicznych zostały uzyskane systemem KARDIOASSIST v.1.0. System ten różni się od wersji 2.0 częstotliwością próbkowania 1000 Hz i 12-bitowym przetwornikiem analogowo-cyfrowym.

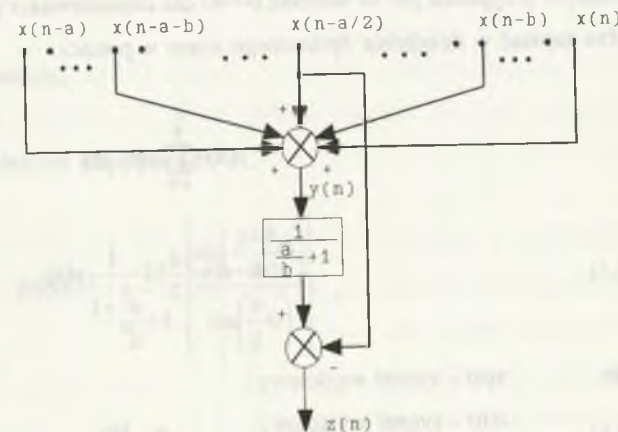
3. ZAPIS SYGNAŁU EKG

3.1. Tłumienie zakłóceń wolnozmiennych i sieciowych

Podobnie jak w większości systemów komputerowej analizy sygnału EKG jako pierwszy etap cyfrowego przetwarzania sygnałów zastosowano tłumienie zakłóceń wolnozmiennych i sieciowych [6,159]. Powszechnie stosowanymi metodami tłumienia zakłóceń wolnozmiennych są:

- filtracja górno-przepustowa [6,121],
- aproksymacja zakłóceń wolnozmiennych pewnym modelem (najczęściej wielomianem) i odjęcie go od sygnału [159].

Wadą metody drugiej jest konieczność wyznaczania węzłów aproksymacji (najczęściej na odcinku PQ), co dla sygnałów zakłóconych jest zagadnieniem trudnym. Wyznaczenie nieprawidłowych węzłów aproksymacji powoduje powstanie dużych zniekształceń sygnału. Dlatego wybór tej metody jest rozwiązaniem ryzykownym. Praca [212] przedstawia wykorzystanie filtracji adaptacyjnej, a [37] filtracji Kalmana do tłumienia zakłóceń wolnozmiennych. Są to metody o dużym nakładzie obliczeniowym, trudne do zastosowań w trybie nadążnym.



Rys.3.1. Schemat filtru do tłumienia zakłóceń wolnozmiennych i sieciowych
Fig.3.1. Filter for attenuation low-frequency noise and AC interference

W pracy wykorzystano metodę filtracji górnoprzepustowej. Zastosowany filtr umożliwia jednocześnie tłumienie zakłóceń sieciowych. Metoda polega na estymacji zakłóceń wolnozmiennych i sieciowych filtrem liniowym i odjęciu od sygnału zakłóconego. Filtr ten schematycznie przedstawiono na rysunku 3.1. Jest to odmiana filtru średniej ruchomej [138,139]. W tym przypadku do obliczeń nie są wykorzystywane kolejne próbki sygnału, lecz oddalone o wartość b . Wartość b jest równa okresowi zakłóceń, które chcemy tłumić (50Hz). W naszym przypadku jest to wartość $b=40$ dla częstotliwości próbkowania 2000 Hz. Filtr ten można zapisać w dziedzinie dyskretnego czasu w postaci:

$$y(n) = \sum_{i=0}^{\frac{a}{b}} x(n-ib) \quad (3.1)$$

$$z(n) = x(n - \frac{a}{2}) - \frac{1}{\frac{b}{a} + 1} y(n) \quad (3.2)$$

gdzie: $x(n)$ - sygnał wejściowy,
 $z(n)$ - sygnał wyjściowy,
 n - dyskretny czas,
 a, b - stałe.

Równanie (3.1) możemy zapisać w postaci rekurencyjnej wygodnej do obliczeń:

$$y(n) = y(n-b) + x(n) - x(n-a-b) \quad (3.3)$$

Stąd łatwo uzyskujemy transmitancję w dziedzinie przekształcenia Z:

$$K(z) = \frac{Z(z)}{X(z)} = z^{-\frac{a}{2}} - \frac{1}{\frac{a}{b} + 1} \frac{1-z^{-a-b}}{1-z^{-b}} \quad (3.4)$$

Charakterystyka częstotliwościowa w dziedzinie pulsacji unormowanej Θ [218] ma postać [142]:

$$K(\Theta) = K(z)|_{z=e^{j\Theta}} = e^{-\frac{a}{2}\Theta} \left[1 - \frac{1}{\frac{a}{b} + 1} \frac{\sin\left(\frac{a+b}{2}\Theta\right)}{\sin\left(\frac{b}{2}\Theta\right)} \right] \quad (3.5)$$

gdzie: $\Theta = 2\pi\Delta f$,
 Δ - okres próbkowania,
 f - częstotliwość.

Charakterystyki amplitudowa i fazowa mają postać:

$$|K(\Theta)| = 1 - \frac{1}{\frac{a}{b} + 1} \left| \frac{\sin\left(\frac{a+b}{2}\Theta\right)}{\sin\left(\frac{b}{2}\Theta\right)} \right| \quad (3.6)$$

$$\Phi(\Theta) = -\frac{a\Theta}{2} + \frac{\pi}{2} (1 - \text{sign}[K(\Theta)]) \quad (3.7)$$

Charakterystyka fazowa jest liniowa, ale posiada skoki o wartość π dla pulsacji, dla których następuje zmiana znaku charakterystyki amplitudowej filtru [108]. Filtr taki powoduje niedopuszczalne zniekształcenia sygnału. Aby uzyskać filtr o tzw. prawdziwie liniowej charakterystyce fazowej, filtrujemy sygnał opisanym filtrem dwa razy [138]. Odpowiada to filtracji następującym filtrem:

$$y(n) = 2y(n-b) - y(n-2b) + x(n) - 2x(n-a-b) + x(n-2a-2b) \quad (3.8)$$

$$z(n) = x(n-a) - \frac{y(n)}{\left(\frac{a}{b} + 1\right)^2} \quad (3.9)$$

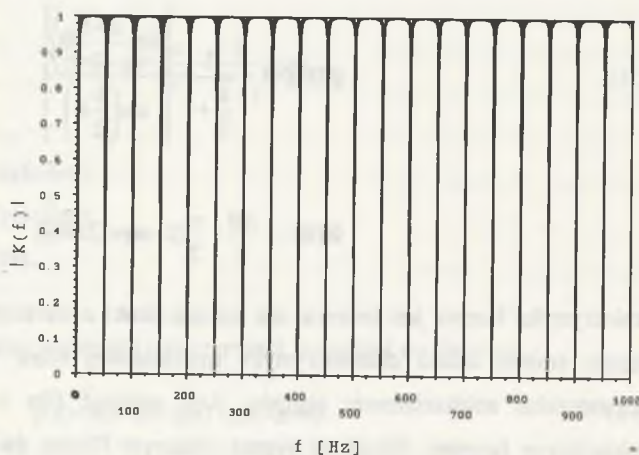
Filtr posiada następujące charakterystyki częstotliwościowe:

$$|K(\Theta)| = 1 - \frac{1}{\left(\frac{a}{b} + 1\right)^2} \frac{\sin^2\left(\frac{a+b}{2}\Theta\right)}{\sin^2\left(\frac{b}{2}\Theta\right)} \quad (3.10)$$

$$\Phi(\Theta) = -a\Theta \quad (3.11)$$

W tym przypadku mamy prawdziwie liniową charakterystykę fazową. W pracy stosowano następujące wartości stałych: $a=960$, $b=40$. Charakterystykę amplitudową przedstawiają rysunki 3.2 i 3.3.

G ó r n a
 częstotliwość graniczna stosowanego filtru wynosi 0.8 Hz na poziomie -3 dB. Usuwane są częstotliwości w otoczeniu 50 Hz i jej wielokrotności. Szerokość pasma zaporowego dla tłumionych częstotliwości wynosi 1.6 Hz. Opisany filtr posiada ciekawą właściwość. Tłumienie częstotliwości z pasma zaporowego zależy od czasu ich trwania. Im czas ich trwania jest większy, tym większe tłumienie. Stąd zakłócenia sieciowe będą w większym stopniu tłumione niż składowe o częstotliwości 50 Hz zawarte w zespołach QRS. Właściwość ta wynika z faktu, że poziom tłumionych przez filtr zakłóceń estymowany jest na podstawie odcinka czasu o długości $2a$ (~1sek). Właściwie estymowany



Rys.3.2. Charakterystyka amplitudowa filtru do tłumienia zakłóceń wolnozmiennych i sieciowych

Fig.3.2. Magnitude characteristic of the filter for attenuation low-frequency noise and AC interference

jest średni poziom zakłóceń dla odcinka czasu $2a$. Rysunek 3.4 przedstawia fragment sinusoidy o częstotliwości 50 Hz.

Rysunki 3.5 i 3.6 przedstawiają sygnał wyjściowy opisywanego poprzednio filtru dla sygnału wejściowego z rys.3.4 dla filtracji jedno- i dwukrotnej. Z rysunków tych widzimy, że amplituda sygnału wejściowego została zmniejszona o wartość δ . Dodatkowo pojawiają się zniekształcenia o amplitudzie δ i czasie trwania odpowiednio a i $2a$.

Można udowodnić, że:

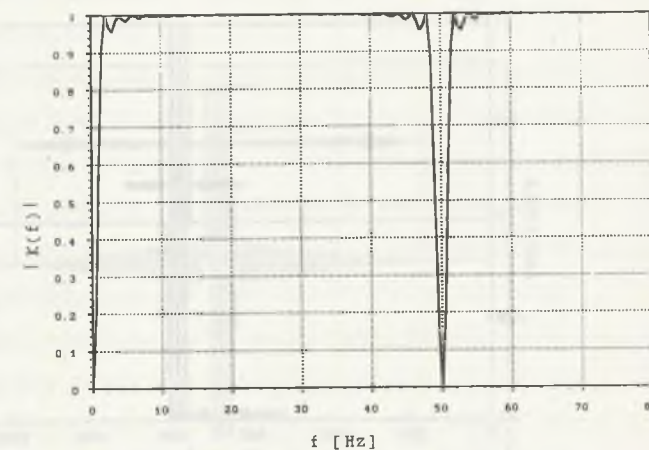
$$\delta = \text{int} \left(\frac{\frac{c}{b}}{\frac{a}{b} + 1} \right) \quad (3.12)$$

gdzie: a, b - stałe filtru,

c - czas trwania tłumionego zakłócenia,

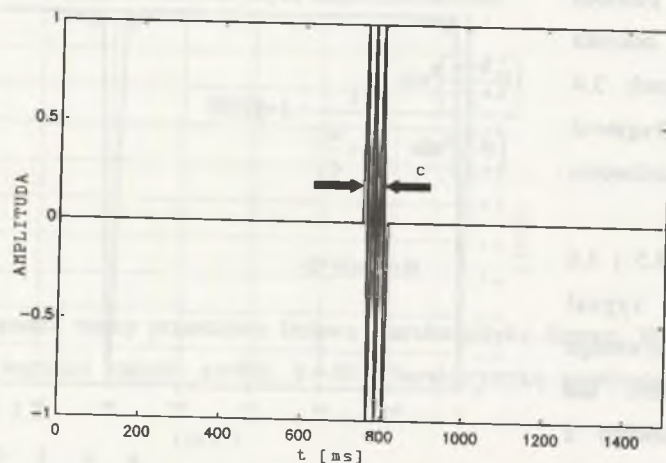
$\text{int}(\bullet)$ - operator wartości całkowitej.

Przykładowo amplituda fragmentu sinusoidy o czasie trwania 20 ms będzie zmniejszona o $1/25$ przy zastosowaniu filtracji dwukrotnej. Z właściwości tej wynika, że w minimalnym stopniu tłumione będą składowe sygnału 50 Hz zawarte w zespołach QRS, załawkach P i T. Wynika to z krótkiego czasu ich trwania w porównaniu z długością odpowiedzi impulsowej filtru.

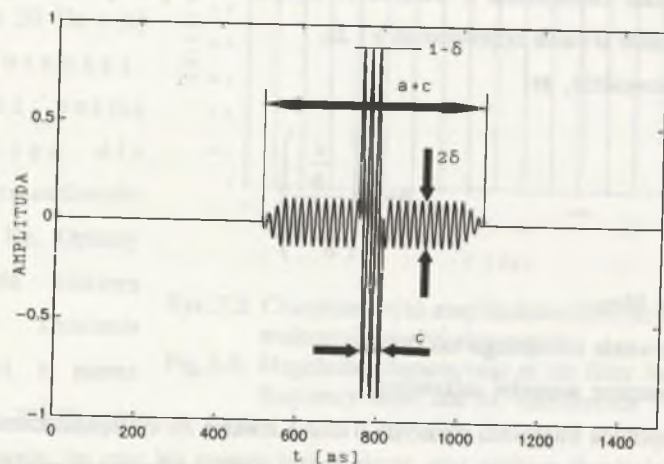


Rys.3.3. Charakterystyka z rysunku 3.2 dla zakresu częstotliwości 0 do 80 Hz

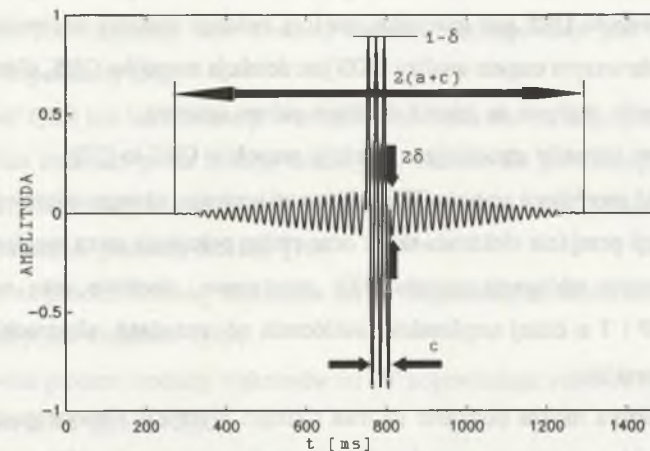
Fig.3.3. Characteristic from Figure 3.2 for frequency band 0 to 80 Hz



Rys.3.4. Sygnał wejściowy opisanego w pracy filtru
Fig.3.4. Input signal of filter described in paper



Rys.3.5. Sygnał wyjściowy filtru dla sygnału z rys.3.4 (filtracja jednokrotna)
Fig.3.5. Filter output signal for input signal from fig.3.4 (single filtering)



Rys.3.6. Sygnał wyjściowy filtru dla sygnału z rys.3.4 (filtracja dwukrotna)
Fig.3.6. Filter output signal for input signal from fig.3.4 (double filtering)

Zaletą przedstawionego filtru jest mały nakład obliczeniowy oraz minimalne zniekształcenia sygnału użytecznego (EKG). Dla każdej próbki sygnału należy na podstawie (3.8, 3.9) wykonać: 5 operacji dodawania, 2 operacje przesuwania zawartości rejestrów oraz 1 operację dzielenia liczb całkowitych.

Należy zaznaczyć, że odpowiednie przygotowanie pacjenta i elektrod przed badaniem ma decydujący wpływ na poziom zakłóceń wolnozmennych i sieciowych. Praktyczne rady podaje praca [214].

3.2. Detekcja zespołów QRS oraz ich wstępne centrowanie

Detektor zespołu QRS jest integralną częścią każdego systemu komputerowej analizy EKG. Ponieważ pierwszym etapem analizy EKG jest detekcja zespołów QRS, dlatego jej jakość w decydujący sposób wpływa na jakość działania całego systemu.

Podstawowe czynniki utrudniające detekcję zespołów QRS to [32]:

- zmienność morfologii zespołu QRS zależna od pacjenta, użytego odprowadzenia, zmian impedancji przejścia elektroda-skóra oraz zmian położenia serca względem elektrod,
- niestacjonarne zakłócenia sygnału EKG: mięśniowe, sieciowe oraz wolnozmiennie, załamki P i T o dużej amplitudzie, zakłócenia od urządzeń elektrochirurgicznych i rentgenowskich.

Błędy detektora można podzielić na dwa rodzaje: wykrycie niewystępującego zespołu QRS (ang. FP - false positive), niewykrycie występującego zespołu QRS (ang. FN - false negative) [76]. Dla dobrego detektora ilość obu rodzajów błędów powinna być minimalna.

Zazwyczaj na detekcję zespołu QRS składają się dwa etapy: wstępne przetwarzanie oryginalnego sygnału EKG, w wyniku którego otrzymujemy tzw. funkcję detekcyjną (DF), oraz estymacja położenia zespołów QRS na osi czasu przez zastosowanie reguł decyzyjnych na funkcji detekcyjnej [173]. Funkcja detekcyjna powinna posiadać jednowierzchołkową, gładką falę dla każdego zespołu QRS, natomiast nie posiadać fal dla innych załamek i zakłóceń. Etap wstępnego przetwarzania składa się z filtracji liniowej oraz nieliniowej transformacji. W pracy [226] przedstawiono zastosowanie sieci neuronowych do konstrukcji detektora zespołów QRS. W pracy [152] autor opisał równoległą koncepcję detekcji wykorzystującą filtry o współczynnikach periodycznie zmiennych w czasie [145], w [210] zastosowano sekwencyjne testowanie hipotez.

W celu liniowej filtracji stosowane są zazwyczaj filtry pasmowoprzepustowe o częstotliwości środkowej od 10 do 25 Hz i paśmie 5 do 10 Hz [173]. Jako etap nieliniowej transformacji stosuje się najczęściej [76]:

- filtr średniej ruchomej zastosowany na sumie modułów sygnałów wyjściowych filtracji liniowej dla stosowanych odprowadzeń,

- filtr średniej ruchomej zastosowany na sumie kwadratów sygnałów wyjściowych filtracji liniowej dla stosowanych odprowadzeń.

W niektórych rozwiązaniach filtr średniej ruchomej zastępowany jest filtrem o trójkątnej odpowiedzi impulsowej [51].

Zespół QRS jest lokalizowany w miejscu przecięcia określonego poziomu detekcji (ang. DT - detection threshold) przez funkcję detekcyjną. Poziom ten jest funkcją maksimum fal DF odpowiadających pewnej liczbie ostatnio wykrytych zespołów QRS. Stosowane są następujące metody wyznaczania poziomu detekcji [76]:

- pewien procent średniej maksimum fal DF odpowiadających określonej liczbie ostatnio wykrytych zespołów QRS,
- pewien procent mediany maksimum fal DF odpowiadających określonej liczbie ostatnio wykrytych zespołów QRS,
- kombinacja liniowa poprzedniego poziomu detekcji i maksimum fali DF dla ostatnio wykrytego zespołu QRS.

Dodatkowymi regułami stosowanymi podczas detekcji są [173]:

- stosowanie okresu niewrażliwości detektora po wykryciu zespołu QRS,
- zmniejszanie o pewien procent poziomu detekcji, gdy zespół QRS nie wystąpi po przewidywanym czasie.

Najczęściej detektor wykorzystuje kilka odprowadzeń. Niesie to ze sobą następujące zalety [32]:

- jeżeli zespół QRS jest mały w jednym odprowadzeniu, to jest duży w innym odprowadzeniu (efekt jest największy dla odprowadzeń ortogonalnych),
- ponieważ zakłócenia w różnych odprowadzeniach są ze sobą nieskorelowane, powoduje to polepszenie stosunku sygnał-szum DF.

W pracy jako filtr liniowy zastosowano filtr pasmowoprzepustowy o częstotliwości środkowej 16.67 Hz i dobroci $Q=4.7$. Powiększa on stosunek sygnał (zespół QRS)-szum (zakłócenia i inne załamki EKG) [211]. Filtr ten składa się z kaskadowego połączenia następujących prostych filtrów cyfrowych [130,131,146,149,184,213]:

filtr I: opisany w poprzednim punkcie filtr do tłumienia zakłóceń wolnozmiennych i sieciowych.

filtr II:

$$f(i) = \frac{1}{4} [z(i+96) - z(i+32) + z(i-32) - z(i-96)] \quad (3.13)$$

gdzie: $z(i)$ - sygnał wyjściowy filtru do tłumienia zakłóceń wolnozmiennych i sieciowych (patrz punkt 3.1).

filtr III:

$$\begin{aligned} g'(i) &= g'(i-1) + f(i) - f(i-40) \\ g(i) &= g'(i)/40 \end{aligned} \quad (3.14)$$

Wszystkie filtry składowe są proste obliczeniowo. Umożliwia to ich łatwą implementację w języku wewnętrznym mikroprocesora, gdyż występują jedynie mnożenia i dzielenia przez potęgę liczby dwa, co sprowadza się do przesuwania zawartości rejestrów.

Sygnały wyjściowe filtru liniowego dla odprowadzeń ortogonalnych X, Y, Z poddane są następującej transformacji nieliniowej:

$$DF(i) = \frac{1}{2N+1} \sum_{j=-N}^N [g_x(i+j)^2 + g_y(i+j)^2 + g_z(i+j)^2] \quad (3.15)$$

gdzie: g_x, g_y, g_z - sygnały wyjściowe filtru (3.14) dla odprowadzeń X, Y, Z.

Zmniejszanie wartości N powoduje że, funkcja detekcyjna ma ostre zbocza, ale wykazuje ząbienia. Natomiast zwiększanie wartości N powoduje, że DF ma małą ostrość zboczy i płaski wierzchołek [129]. Obie te sytuacje nie są korzystne dla precyzji detekcji. Metodę doboru wartości N przedstawiono w [59,60,129,133]. W pracy stosowano wartość $N=100$.

Załamki P i T nawet o bardzo dużej amplitudzie nie powodują powstawania fal DF. Jest to spowodowane odpowiednią konstrukcją filtru dopasowanego, który tłumí częstotliwości poniżej 10 Hz. Natomiast widmo częstotliwościowe załamków P leży całkowicie poniżej 7 Hz, a załamków T poniżej 10 Hz [149]. Należy zauważyć, że zakłócenia wolnozmiennne oraz sieciowe mają nieznaczny wpływ na kształt DF.

Następnym etapem jest zastosowanie reguł decyzyjnych, które mają na celu dokładną lokalizację zespołów QRS na podstawie funkcji detekcyjnej, minimalizując jednocześnie liczby

FP i FN. Lokalizacja ta odbywa się w dwóch etapach. W pierwszym etapie lokalizujemy przybliżone położenie zespołu QRS. W drugim etapie dokonujemy dokładnej lokalizacji zespołów QRS. Etap drugi jest w tym przypadku równoznaczny ze wstępnym centrowaniem zespołów QRS. Jako reguły prowadzącej do przybliżonej lokalizacji zespołów QRS używano powszechnie stosowanej metody: zespół QRS lokalizowano w miejscu przecięcia poziomu detekcji przez DF. Jednak wysokość fali DF dla zespołów QRS zależna jest od pacjenta, stosowanych elektrod, używanych odprowadzeń. Poza tym wysokość fali DF może ulegać powolnej zmianie podczas badania [32], z tych powodów poziom detekcji powinien być wyznaczany adaptacyjnie.

W pracy stosowano następujące rozwiązanie. Przewidywano wartość fali DF dla kolejnego zespołu QRS na podstawie prostego równania rekurencyjnego:

$$DF_{\max}(n+1) = A * DF_{\max}(n) + (1-A) * DF_{\max}(n) \quad (3.16)$$

gdzie: A - stała wartość z przedziału 0 do 1,

$DF_{\max}(n)$ - przewidywana wartość maksymalna fali DF odpowiadającej n-temu zespołowi QRS,

$DF_{\max}(n)$ - wartość maksymalna fali DF odpowiadającej n-temu zespołowi QRS.

Następnie poziom, z którym porównywana jest DF, zwany poziomem detekcji (ang. DT - detection treshold), tworzony jest jako określony procent przewidywanej wartości maksimum DF:

$$DT(n) = B * DF_{\max}(n) \quad (3.17)$$

Sposób wyznaczania parametrów A i B autor przedstawia w pracy [149]. W systemie stosowano wartości: $A=0.85, B=0.25$.

Zespół QRS lokalizujemy wstępnie w miejscu pierwszego przecięcia poziomu detekcji przez DF (na narastającym zboczu fali DF). Następnie wyznaczamy miejsce drugiego przecięcia poziomu detekcji przez DF (na opadającym zboczu fali DF). Dokładnej lokalizacji zespołu QRS dokonujemy przez wyznaczenie punktu maksimum DF pomiędzy wyznaczonymi punktami przecięć poziomu detekcji przez DF:

$$FP(n) = \max_{p_1(n) < t < p_2(n)} DF(i) \quad (3.18)$$

gdzie: $p_1(n)$ - punkt przecięcia DT na narastającym zboczach DF dla n-tego zespołu QRS,

$p_2(n)$ - punkt przecięcia DT na opadającym zboczach DF dla n-tego zespołu QRS.

Istotny jest problem inicjalizacji obliczeń na podstawie równania (3.16). Do wyznaczenia wartości $DF(0)$ zastosowano następujący sposób: powtarzano dla pierwszych 12 sekund przebiegu EKG następujące operacje: wyznaczano maksymalną wartość DF (próbka $DF(\max)$) i zerowano wartości DF dla przedziału $\langle \max - 25\text{ms}, \max + 25\text{ms} \rangle$. Operacje te powtarzano 6 razy. Ostatecznie wyznaczono wartość $DF(0)$ jako maksimum tak przygotowanej DF. Metoda ta ma na celu zabezpieczenie algorytmu przed estymacją $DF(0)$ na podstawie zespołów QRS o dużej amplitudzie (np. pochodzenia komorowego). W tym przypadku metoda ta nie pozwoliłaby na detekcję zespołów QRS o dużo mniejszej amplitudzie.

Szczególnie niebezpieczne jest skokowe obniżenie amplitudy zespołów QRS. Sytuacja taka ma miejsce np. przy obluźwaniu elektrod. W tym przypadku zespoły QRS, dla których fale DF znajdują się poniżej poziomu detekcji, nie będą wykryte, co spowoduje brak aktualizacji poziomu detekcji. W celu zabezpieczenia przed taką sytuacją stosuje się następujące rozwiązanie: jeżeli zespół QRS nie zostanie wykryty po dwukrotnie większym odstępnie czasu od poprzednio wykrytego zespołu QRS niż przewidywany, poziom detekcji jest skokowo obniżany do 50% dotychczasowego poziomu. W następnym punkcie przedstawiona będzie metoda przewidywania odstępnie czasu pomiędzy zespołami QRS.

3.3. Wstępna klasyfikacja zespołów QRS

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. Podobnie przy analizie zmienności odcinków elektrokardiogramu analizujemy jedynie ewolucje serca z rytmu zatokowego. Powstaje problem zaklasyfikowania zespołu QRS do jednej z dwóch klas: klasy dominującej (ang. dominant) oraz klasy innej (ang. aberrant).

Zespoły QRS zaklasyfikowane do klasy innych muszą być wykluczone z dalszej analizy i mogą służyć do detekcji arytmii. Oczywiście etap wstępnej klasyfikacji zespołów QRS jest istotny jedynie ze względu na rozmiar zapisywanego na dysku zbioru typu A (patrz rozdział 2).

W systemach diagnostycznych stosuje się do klasyfikacji zazwyczaj pomiary pewnych cech zespołu QRS [183]. Podejście takie w systemach pracujących w trybie nadążnym nie jest możliwe ze względu na nakład obliczeniowy [217]. Powszechnie stosowane są metody korelacyjne, które również charakteryzują się dużym nakładem obliczeń [174]. Zazwyczaj stosuje się je na sygnale o zredukowanej częstotliwości próbkowania do 100 Hz. Metody te dla wielu kanałów nie są stosowane ze względu na czasochłonność. Niektóre systemy stosują metody korelacyjne dla funkcji detekcyjnej [200]. Inną metodą jest obliczanie dla każdego zespołu QRS jego korelacji wzajemnej ze zbiorem wzorców. Klasyfikacja odbywa się wówczas na podstawie liniowej kombinacji uzyskanych w ten sposób współczynników korelacji wzajemnej [208].

Stosowane są też metody polegające na rozkładzie zespołu QRS na bazę ortogonalną, np. funkcje Hermite'a [170]. Inną metodą jest tworzenie modelu autoregresyjnego (AR) zespołu QRS. Współczynniki autoregresji stosowane są wtedy do klasyfikacji [52, 77, 102, 123, 124, 156]. Stosuje się także częstotliwościowe podejście do klasyfikacji [165, 166]. Jednak wyżej opisane metody są skomplikowane obliczeniowo i nie dają rezultatów lepszych niż poprzednio przedstawiane prostsze metody.

W pracy zastosowana jest metoda klasyfikacji zespołów QRS za pomocą funkcji detekcyjnej. Podobne podejście stosowane było w pracy [38]. Wykorzystano również cechę o dużej mocy dyskryminacyjnej, jaką jest czas pomiędzy kolejnymi załamkami R (RR), dołączaną przez większość autorów do innych cech [71, 72, 86, 165, 220].

Zastosowana metoda klasyfikacji oparta jest na fakcie, że filtr dopasowany detektora ma dużą dobroć i zespoły QRS o różnej morfologii muszą dawać różną moc sygnału wyjściowego tego filtru [129, 135, 148]. Widmowa gęstość mocy sygnału wyjściowego filtru dopasowanego składa się z dwóch składników: pochodzącego od sygnału oraz pochodzącego od zakłóceń. Jeżeli zastosujemy transformację, w wyniku której otrzymujemy funkcję detekcyjną, to możemy FD interpretować jako moc sygnału EKG i zakłóceń zawartą w paśmie przepustowym filtru dopasowanego, a obliczoną w przedziale czasowym $\langle n-N, n+N \rangle$ (N -

parametr ze wzoru (3.15)). Jedynym rodzajem zakłóceń "przepuszczanych" przez filtr dopasowany są zakłócenia mięśniowe. Zakłócenia te powodują wzrost otrzymanej mocy i mogą powodować błędy klasyfikacji. Jeżeli $FD(n)$ nazwiemy mocą liczoną w przedziale $\langle n-N, n+N \rangle$, to:

$$P = \frac{1}{2L+1} \sum_{i=-L}^L FD(FP-i) \quad (3.19)$$

można nazwać uśrednioną mocą w obrębie zespołu QRS (w skrócie mocą zespołu QRS). Z dokładnością do mnożnika jest to pole powierzchni pod FD w przedziale $\langle FP-L, FP+L \rangle$. Falę funkcji detekcyjnej możemy aproksymować trójkątem. W związku z tym obliczamy pole powierzchni jako:

$$AP_{QRS} = 0.5 FD(FP) 2L \quad (3.20)$$

Cechę tę nazywamy aproksymowaną mocą zespołu QRS i stosujemy do klasyfikacji. Powstaje problem wyboru parametru L . Zakłócenia dodane do sygnału EKG powodują zwiększenie wartości przebiegu FD . Jeżeli wyznaczać będziemy $2L$ jako szerokość fali FD (odpowiadającej zespołowi QRS) na poziomie, np. $0.5 FD(FP)$, to zabezpieczymy cechę AP_{QRS} przed wpływem zakłóceń.

Z badań przeprowadzonych przez autora w [148] wynika, że cecha AP_{QRS} wykazuje dużą odporność na zakłócenia, gdyż nawet dla $SNR=3dB$ wartość badanej cechy wzrosła o mniej niż 1%. Dla $SNR=0dB$ uzyskano wynoszącą 0.6% powtarzalność pomiaru cechy AP_{QRS} . Moc dyskryminacyjna cechy AP_{QRS} , wyrażona za pomocą odległości Kołmogorowa, wynosi 0.991, co świadczy, że cecha AP_{QRS} prawie całkowicie rozdziela klasy zatokową i komorową.

Ponieważ zespoły QRS zależą np. od pacjenta i odprowadzenia, należy zastosować klasyfikator adaptacyjny. Idea takiego klasyfikatora jest następująca: stosujemy na bieżąco estymację wartości cechy AP_{QRS} dla zespołów zatokowych (AP_{QRS}^Z), a wartości służące do klasyfikacji obliczamy jako [129]:

$$\begin{aligned} AP_{QRS}^{(1)} &= 0.71 AP_{QRS}^Z \\ AP_{QRS}^{(2)} &= 1.48 AP_{QRS}^Z \end{aligned} \quad (3.21)$$

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

$$AP_{QRS}^{(1)} < AP_{QRS} < AP_{QRS}^{(2)} \quad (3.22)$$

to klasyfikujemy go do klasy zatokowych, w przeciwnym wypadku do klasy komorowych. Wartość cechy AP_{QRS}^Z dla zespołów zatokowych wyznaczamy z równania rekurencyjnego:

$$AP_{QRS}^Z(k+1) = C AP_{QRS}^Z(k) + (1-C) AP_{QRS}(k) \quad (3.23)$$

gdzie: C - parametr, od którego zależy szybkość reagowania AP_{QRS}^Z na zmiany AP_{QRS} .

Ponieważ zmiana morfologii i zespołów QRS jest powolna, przyjmujemy wartość $C=0.9$. Do modyfikacji równania (3.23) używamy tylko zespołów QRS zaklasyfikowanych jako zatokowe. Inicjalizacji obliczeń dokonujemy na podstawie pierwszych 15 sekund sygnału EKG. Wyznaczamy cechę AP_{QRS} dla wszystkich zespołów QRS dla pierwszych 15 sekund zapisu, a jako $AP_{QRS}^Z(0)$ przyjmujemy ich medianę.

Za pomocą cechy AP_{QRS} możemy rozpoznawać zespoły zatokowe i komorowe. Dołączamy cechę RR definiowaną jako:

$$RR(k) = R(k) - R(k-1) \quad (3.24)$$

gdzie: $R(i)$ - czas wystąpienia i -tego załamka R .

Ponieważ najbardziej precyzyjnie załamek R określa położenie punktu centrującego FP , to przyjmujemy:

$$RR(k) = FP(k) - FP(k-1) \quad (3.25)$$

Dołączenie tej cechy pozwoli na rozpoznawanie zespołów QRS przedwcześnie. Idea tej metody jest następująca: estymujemy na bieżąco odległość RR dla zespołów zatokowych (RR_z) i dla każdego zespołu QRS porównujemy jego cechę RR z pewnym procentem RR_z . Zespół jest klasyfikowany jako przedwcześnie, jeżeli:

$$RR(n) < D RR_z(n) \quad (3.26)$$

gdzie: D - parametr.

Cechę RR_z estymujemy za pomocą równania rekurencyjnego:

$$RR_z(k+1) = E RR_z(k) + (1-E) RR(k) \quad (3.27)$$

Na podstawie badań przedstawionych w pracy [76] przyjmujemy $E=0.9$. Natomiast na podstawie badań przedstawionych w [86] przyjmujemy $D=0.88$. Jest to zgodne z wartością wyznaczoną w pracy [71].

Z badań przeprowadzonych przez autora w pracy [148] wynika, że czułość i specyficzność klasyfikacji zatokowych zespołów QRS wynoszą odpowiednio 99.41% i 99.32%. Procent poprawnie klasyfikowanych zespołów QRS wynosi 99.38%.

3.4. Podsumowanie

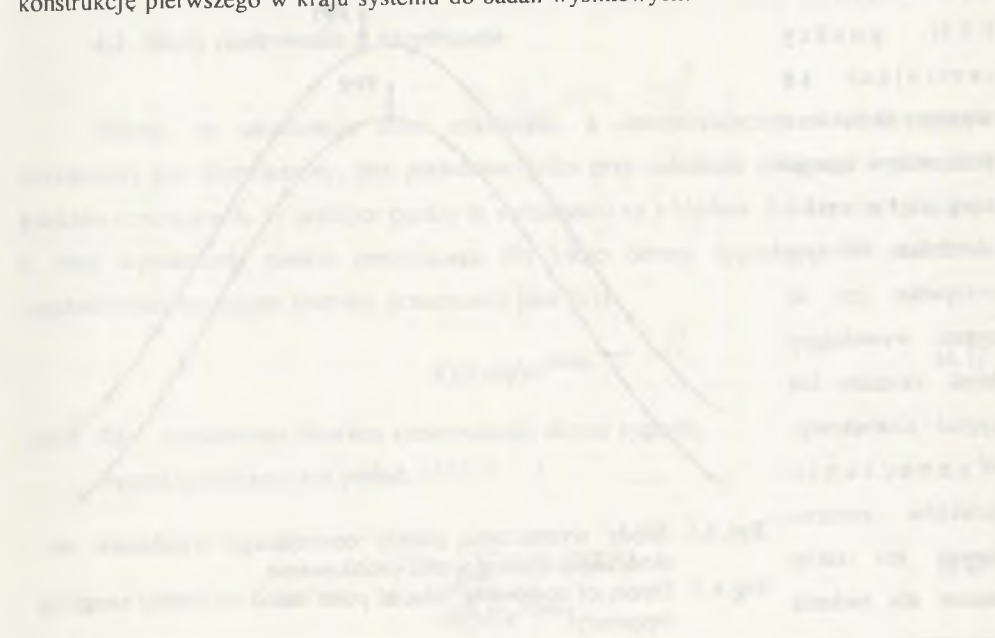
W rozdziale przedstawiono grupę metod do przetwarzania sygnału EKG w trybie nadążnym. Podstawową ich cechą jest mały nakład obliczeniowy. Przedstawiono filtr do tłumienia zakłóceń wolnozmiennych i sieciowych. Jest on łatwy do implementacji w języku wewnętrznym mikroprocesora, posiada prawdziwie liniową charakterystykę fazową. Filtr posiada istotną właściwość minimalnego tłumienia składowych 50 Hz zawartych w zespołach P-QRS-T.

Podano konstrukcję detektora zespołów QRS o dużej odporności na zakłócenia sygnału EKG. Do obliczeń wykorzystywany jest sygnał wyjściowy opisanego filtru do tłumienia zakłóceń wolnozmiennych i sieciowych. Na podstawie funkcji detekcyjnej detektora zespołów QRS przeprowadzane jest wstępne centrowanie zapisywanych na dysk zespołów P-QRS-T oraz ich wstępna klasyfikacja. Zastosowano prostą, lecz skuteczną metodę centrowania. Polega ona na poszukiwaniu w obrębie zespołu QRS próbki funkcji detekcyjnej o maksymalnej wartości. Ponieważ filtr detektora jest statystycznie dopasowany do częstotliwości zawartych w zespołach QRS, to rozwiązanie takie jest znaną z klasycznej teorii detekcji metodą filtracji dopasowanej.

Przedstawiona jest metoda klasyfikacji zespołów QRS dla potrzeb uśredniania sygnału w dziedzinie czasu na podstawie funkcji detekcyjnej. Dla każdego zespołu QRS wyznaczana jest

cecha tzw. aproksymowana moc zespołu QRS, wyznaczana na funkcji detekcyjnej. Drugą cechą jest odległość pomiędzy załawkami R zespołów QRS klasyfikowanego i poprzedzającego. Za pomocą tych cech klasyfikuje się zespoły QRS na: zatokowe, komorowe, przedwczesne nadkomorowe i komorowe. Klasyfikacja zespołów QRS na klasy zatokową i inną jest wystarczająca dla potrzeb selektywnego uśredniania zespołów QRS. Jednak dzięki rozpoznawaniu większej liczby klas można prowadzić detekcję arytmii (pobudzenia przedwczesne, tachykardia komorowa i nadkomorowa). Inną zaletą tej metody klasyfikacji jest wykorzystywanie funkcji detekcyjnej, 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.

Opisane metody mogą służyć do konstrukcji innych systemów komputerowej analizy sygnału EKG, np. wysiłkowych, monitorujących oraz holterowskich. Pozwoliły one na konstrukcję pierwszego w kraju systemu do badań wysiłkowych.

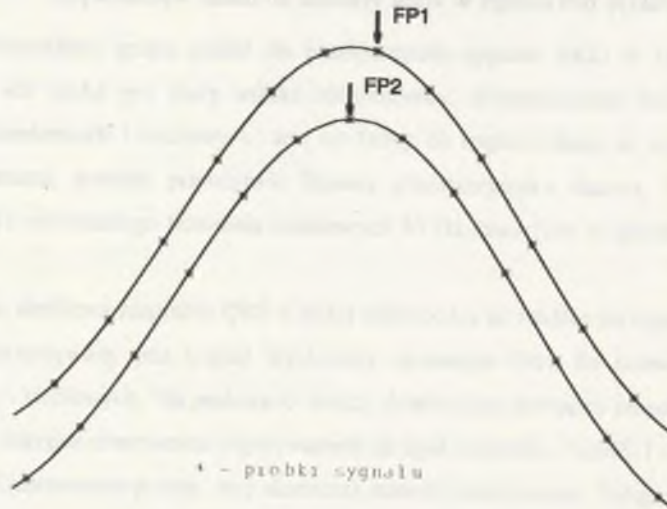


4. PRECYZYJNA METODA CENTROWANIA ZAŁAMKÓW EKG

4.1. Wprowadzenie

Ze względu na quasi-okresowość sygnału EKG powszechnie stosowaną metodą tłumienia zakłóceń tych sygnałów jest uśrednianie. Aby było ono możliwe, niezbędne jest wyznaczenie tzw. punktów centrujących (ang. FP - Fiducial Points), których położenie jest niezmiennie względem uśrednianych okresów sygnału [43]. Dla sygnału EKG punkty centrujące muszą być wyznaczane na podstawie sygnału, który uśredniamy. Jest to sytuacja niekorzystna, gdyż sygnały, którymi dysponujemy, są zakłócone. Dla niektórych sygnałów, np. potencjałów wywołanych w

EEG, punkty centrujące są wyznaczane na podstawie innego sygnału niż uśredniany. W tym przypadku jest to sygnał wywołujący błysk świetlny lub sygnał dźwiękowy. Wyznaczanie punktów centrujących jest także istotne dla badania zmienności rytmu serca.



Rys.4.1. Błędy wyznaczania punktu centrującego wynikające ze skończonej częstotliwości próbkowania
 Fig.4.1. Errors of computing fiducial point based on limited sampling frequency

Najistotniejszą cechą metody wyznaczania punktów centrujących jest ich powtarzalność względem kolejnych okresów sygnału, nawet dla niekorzystnego stosunku sygnał-szum. Na błędy wyznaczania punktów centrujących składają się błędy spowodowane kwantyzacją sygnału w dziedzinie czasu oraz zakłóceniami [173]. Powstawanie pierwszego rodzaju błędów wyjaśnia rysunek 4.1. Przedstawia on dwa okresy sygnału EKG (w obrębie załamka R). W wyniku błędu spowodowanego skończoną częstotliwością próbkowania punkty centrujące zostaną wyznaczone w miejscach zaznaczonych strzałkami (dla metody polegającej na poszukiwaniu próbki o maksymalnej wartości). W tym przypadku sygnały będą przesunięte względem siebie (o odcinek czasu mniejszy niż okres próbkowania). Błędy pierwszego rodzaju można wyeliminować stosując metody wyznaczania punktów centrujących z dokładnością większą niż okres próbkowania [56]. Większym problemem jest minimalizacja błędów drugiego rodzaju.

4.2. Błędy centrowania a uśrednianie

Zdanie, że uśrednianie tłumi zakłócenia, a deterministyczny składnik sygnału (użyteczny) jest niezmienny, jest prawdziwe tylko przy założeniu idealnego wyznaczania punktów centrujących. W praktyce punkty te wyznaczane są z błędem. Jeżeli oznaczymy jako e_i błąd wyznaczenia punktu centrującego dla i -tego okresu sygnału, to w dziedzinie częstotliwości ten sygnał możemy przedstawić jako [61]:

$$X_i(f) = S(f)e^{-j2\pi f e_i} \quad (4.1)$$

gdzie: $S(f)$ - transformata Fouriera centrowanego okresu sygnału.

Sygnał uśredniony ma postać:

$$\begin{aligned} \bar{X}(f) &= \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N X_i(f) = E[X(f)] \\ &= S(f)E[e^{-j2\pi f e_i}] \end{aligned} \quad (4.2)$$

gdzie: e - zmienna losowa o funkcji gęstości prawdopodobieństwa $p(e)$,

N - liczba uśrednianych okresów sygnału.

Stąd:

$$E[e^{-j2\pi fe}] = \int p(e) e^{-j2\pi fe} de \quad (4.3)$$

Dla normalnego rozkładu błędów wyznaczania punktu centrującego o wartości średniej m i wariancji σ^2 mamy:

$$p(e) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(e-m)^2}{2\sigma^2}} \quad (4.4)$$

natomiast [67]:

$$E[e^{-j2\pi fe}] = e^{-j2\pi fm} e^{-2\pi^2 f^2 \sigma^2} \quad (4.5)$$

Definiujemy transmitancję filtra zniekształcającego sygnał podczas uśredniania:

$$K(f) = \frac{\bar{X}(f)}{S(f)} = E[e^{-j2\pi f\tau}] \quad (4.6)$$

Dla normalnego rozkładu błędów wyznaczania punktów centrujących otrzymujemy:

$$|K_n(f)| = e^{-2\pi^2 f^2 \sigma^2} \quad (4.7)$$

$$\Phi_n(f) = -2\pi mf \quad (4.8)$$

gdzie: $|K|$ - charakterystyka amplitudowa,

Φ - charakterystyka fazowa.

Wykonując analogiczne obliczenia dla błędów wyznaczania punktów centrujących o rozkładzie równomiernym o wartości średniej m i wariancji σ^2 otrzymujemy:

$$|K_r(f)| = \frac{\sin(\sqrt{12}\pi f\sigma)}{\sqrt{12}\pi f\sigma} \quad (4.9)$$

$$\Phi_r(f) = -2\pi mf \quad (4.10)$$

Na podstawie (4.8), (4.10) widzimy, że oba filtry posiadają liniową charakterystykę fazową. Inaczej mówiąc, filtry powodują przesunięcie sygnału o m . Charakterystyki amplitudowe tych filtrów przedstawiają równania (4.7), (4.9). Są to filtry dolnoprzepustowe o górnych częstotliwościach granicznych odpowiednio:

$$f_g^n = \frac{0.13250}{\sigma [ms]} [Hz] \quad (4.11)$$

$$f_g^r = \frac{0.12787}{\sigma [ms]} [Hz] \quad (4.12)$$

Dla obu filtrów wraz ze wzrostem odchylenia standardowego błędów centrowania rosną zniekształcenia wywołane uśrednianiem (ograniczenie pasma sygnału).

4.3. Stosowane metody wyznaczania punktów centrujących

Niektóre metody wyznaczania punktów centrujących pozwalają na wyznaczenie bezwzględnego położenia (na osi czasu) punktów centrujących na uśrednianych okresach sygnału (np. metoda double-level, DL). Natomiast inne wyznaczają względne przemieszczenie (na osi czasu) punktów centrujących w dwóch dowolnych okresach sygnału (np. metoda korelacyjna). Oba rodzaje metod są jednakowo przydatne dla uśredniania sygnałów. W przypadku analizy zmienności sygnałów można zastosować następujące rozumowanie: najpierw przeprowadzamy wstępne centrowanie metodą, która wyznacza bezwzględne położenie punktów centrujących (FP), i dokonujemy pomiaru interesujących nas odcinków czasu. Następnie stosujemy metodę wyznaczającą względne położenie punktów centrujących. Modyfikujemy zmierzone uprzednio odcinki czasu o różnicę pomiędzy punktami centrującymi wyznaczonymi obiema metodami. Oczywiście metoda ta ma jedynie sens, gdy metoda druga charakteryzuje się mniejszymi błędami. Takie rozwiązanie zastosowano w systemie KARDIOASSIST. Jako

wstępne centrowanie stosowano opisaną w punkcie 3.2 metodę polegającą na poszukiwaniu maksymalnej wartości fali funkcji detekcyjnej. Metoda ta jest odmianą metody filtru dopasowanego (patrz dalej).

Do najprostszych metod wyznaczania położenia punktów centrujących należą: wyznaczanie położenia próbki o największej amplitudzie, wyznaczenie punktu przejścia przez zero pierwszej pochodnej sygnału, punkt przecięcia sygnału przez pewien poziom (ang. single level) oraz najlepsza z metod prostych double-level [127,190]. Metoda ta polega na wyznaczeniu średniej arytmetycznej położenia punktów przecięcia na wznoszącej i opadającej części fali sygnału z pewnym poziomem. Poziom ten jest zazwyczaj wyznaczany jako pewien procent maksymalnej amplitudy centrowanej fali sygnału. Najczęściej stosowana jest wartość 50 %. Metoda ta jest atrakcyjna ze względów obliczeniowych. Wyznacza ona bezwzględne położenie punktów centrujących.

Do najprecyzyjniejszych metod należy wywodząca się z klasycznej teorii detekcji metoda filtracji dopasowanej (MF - Matched Filtering) [61]. Punkt centrujący wyznacza się w miejscu maksimum sygnału wyjściowego filtru liniowego. Odpowiedź impulsowa tego filtru ma postać:

$$h(n)=s(-n) \tag{4.13}$$

gdzie: $s(n)$ - niezakłócony sygnał użyteczny, który centrujemy.

Jest to metoda o dużym nakładzie obliczeniowym, wyznaczająca bezwzględne położenie punktów centrujących. Największym problemem tej metody jest brak informacji a priori o $s(n)$. Stosowane jest zazwyczaj rozwiązanie [88]: wstępnie centrujemy okresy sygnału inną metodą (często double-level), uśredniamy tak scentrowane okresy sygnału, przyjmujemy za $s(n)$ sygnał uśredniony.

Koncepcyjnie podobna jest metoda korelacyjna [87,125,164]. Wyznacza ona wzajemne przesunięcie punktów centrujących w dowolnych okresach sygnałów. Metoda polega na poszukiwaniu takiego wzajemnego położenia centrowanych okresów sygnału, aby maksymalizować współczynnik korelacji wzajemnej. Najczęściej wzorzec jest modyfikowany po każdym wyznaczeniu punktu centrującego zgodnie z równaniem [41,42]:

$$w(n)_{k+1}=a w(n)_k+(1-a) s_k(n+e_k) \tag{4.14}$$

gdzie: $w(n)_k$ - wzorzec w k-tej iteracji,

$s_k(n+e_k)$ - scentrowany k-ty okres sygnału,

a - wartość stała.

Metodą, pozwalającą wyznaczać punkty centrujące z rozdzielczością większą niż okres próbkowania, jest metoda normalizowanych całek (NI - Normalized Integral) [95,189]. Definiujemy normalizowaną całkę dla i-tego okresu sygnału:

$$S_i(t)=\frac{\int_{-\infty}^t s_i(\tau)d\tau}{\int_{-\infty}^{\infty} s_i(\tau)d\tau} \tag{4.15}$$

Jeżeli przez $S_j(t)$ oznaczymy normalizowaną całkę dla j-tego okresu sygnału, to wzajemne przesunięcie d punktów centrujących tych okresów wyznaczamy na podstawie:

$$d=\int_{-\infty}^{\infty} [S_i(\tau)-S_j(\tau)]d\tau \tag{4.16}$$

Metoda charakteryzuje się stosunkowo niewielkim nakładem obliczeń.

W pracach [57,60,129] przedstawiono metodę będącą odmianą filtracji dopasowanej. Bazuje ona na funkcji detekcyjnej detektora zespołów QRS. Metoda ta została zastosowana do wstępnego centrowania w systemie KARDIOASSIST (patrz punkt 3.2). W pracy [56] pokazano sposób zwiększania precyzji centrowania metod wyznaczających punkty centrujące z dokładnością do próbki sygnału. W [160] przedstawiono metodę centrowania okresów sygnału EMG w dziedzinie częstotliwości. W następnym punkcie przedstawiona będzie modyfikacja tej metody zwiększająca precyzję centrowania [151].

4.4. Metoda przesunięć fourierowskich

Jeżeli oznaczymy i-ty okres sygnału składający się z N próbek jako $x_i(k)$; $k=1, \dots, N$, to stosując dyskretne przekształcenie Fouriera otrzymujemy [172]:

$$X_i(n) = \sum_{k=0}^{N-1} x_i(k+1) e^{-j \frac{2\pi nk}{N}}; n=0, \dots, N-1 \quad (4.17)$$

gdzie: $X_i(n)$ - współczynniki przekształcenia Fouriera dla i-tego okresu sygnału. W skróconej formie (4.17) możemy zapisać następująco:

$$X_i(n) = \mathcal{F}[x_i(k)] \quad (4.18)$$

Dla i-tego okresu sygnału przesuniętego o d próbek zależność (4.18) ma postać:

$$X_{i,d}(n) = \mathcal{F}[x_i(k+d)] \quad (4.19)$$

Z właściwości przekształcenia Fouriera wynika, że [172]:

$$X_{i,d}(n) = X_i(n) e^{j \frac{2\pi nd}{N}} \quad (4.20)$$

Błąd dopasowania i-tego okresu sygnału przesuniętego o d próbek oraz j-tego okresu sygnału definiujemy jako:

$$e_{ij}(d) = \sum_{n=1}^N [\bar{x}_i(n+d) - \bar{x}_j(n)]^2 \quad (4.21)$$

gdzie:

$$\bar{x}_i(n) = h(n) * x_i(n) \quad (4.22)$$

$h(n)$ - odpowiedź impulsowa pewnego filtru,

* - operacja splotu.

W dziedzinie częstotliwości (4.22) ma postać:

$$\bar{X}_i(k) = H(k) X_i(k) \quad (4.23)$$

Stąd na podstawie faktu, że sygnał jest rzeczywisty, oraz twierdzenia Parsevala otrzymujemy [171]:

$$e_{ij}(d) = \frac{2}{N} \sum_{k=0}^{\frac{N}{2}-1} | \bar{X}_{i,d}(k) - \bar{X}_j(k) |^2 \quad (4.24)$$

Na podstawie (4.23):

$$e_{ij}(d) = \frac{2}{N} \sum_{k=1}^{\frac{N}{2}-1} H^2(k) | X_{i,d}(k) - X_j(k) |^2 \quad (4.25)$$

Przesunięcie i-tego oraz j-tego okresu sygnału znajdujemy jako:

$$d_{ij} = \min_d e_{ij}(d) \quad (4.26)$$

Dla dwóch jednakowych okresów sygnału przesuniętych względem siebie o d mamy:

$$e_{ij}(d) = \frac{2}{N} \sum_{k=1}^{\frac{N}{2}-1} H^2(k) X_j^2(k) \left| e^{j \frac{2\pi kd}{N}} - 1 \right|^2 = \frac{4}{N} \sum_{k=1}^{\frac{N}{2}-1} H^2(k) X_j^2(k) \text{SIN}^2 \left(\frac{\pi kd}{N} \right) \quad (4.27)$$

Dla małych wartości d:

$$e_{ij}(d) = \frac{4}{N} \sum_{k=1}^{\frac{N}{2}-1} H^2(k) X_j^2(k) \left(\frac{\pi kd}{N} \right)^2 = d^2 \frac{4}{N} \sum_{k=1}^{\frac{N}{2}-1} H^2(k) X_j^2(k) \left(\frac{\pi k}{N} \right)^2 \quad (4.28)$$

Stąd widzimy, że e_{ij} jest kwadratową funkcją błędu dopasowania okresów sygnału. W związku z tym nieliniowy problem minimalizacji (4.26) rozwiązujemy metodą Newtona-Raphsona [155]. Metody ta wymaga następujących pochodnych:

$$\frac{\partial e_{ij}(d)}{\partial d} = \frac{4}{N} \sum_{k=1}^{\frac{N-1}{2}} \left(\frac{2\pi k}{N} \right) \text{Im} \left(\overline{X_{i,d}(k)} X_j^*(k) \right) \quad (4.29)$$

$$\frac{\partial^2 e_{ij}(d)}{\partial d^2} = \frac{4}{N} \sum_{k=1}^{\frac{N-1}{2}} \left(\frac{2\pi k}{N} \right)^2 \text{Re} \left(\overline{X_{i,d}(k)} X_j^*(k) \right) \quad (4.30)$$

Przesunięcie dwóch okresów sygnału wyznaczamy iteracyjnie:

$$d^{(k+1)} = d^{(k)} - \xi \frac{\frac{\partial e}{\partial d} \Big|_{d=d^{(k)}}}{\frac{\partial^2 e}{\partial d^2} \Big|_{d=d^{(k)}}} \quad (4.31)$$

gdzie: ξ - współczynnik poprawiający zbieżność algorytmu,

k - krok iteracji.

Dla każdej iteracji przyjmowano $\xi = 1$, a gdy $e_{ij}(d^{(k+1)}) \geq e_{ij}(d^{(k)})$, to zmniejszano wartość ξ o połowę. Aby zabezpieczyć algorytm przed obraniem złego kierunku, badamy warunek [155]:

$$-\xi \frac{\left(\frac{\partial e}{\partial d} \Big|_{d=d^{(k)}} \right)^2}{\frac{\partial^2 e}{\partial d^2} \Big|_{d=d^{(k)}}} < 0 \quad (4.32)$$

Jeżeli warunek ten nie jest spełniony, to zmieniamy znak ξ . Jako warunek stopu zastosowano:

$$|d^{(k+1)} - d^{(k)}| \leq 0.01 \quad (4.33)$$

Przedstawiona metoda umożliwia wzajemne centrowanie dwóch dowolnych okresów sygnału. Można zastosować następujący pomysł poprawiający jakość centrowania. Centrowanie

kolejnych okresów sygnału przeprowadzamy w stosunku do wzorca ($X_w(k)$ - współczynniki Fouriera wzorca), który modyfikujemy po każdym centrowaniu zgodnie z zależnością:

$$\forall k \begin{cases} X_w(k)^{(p+1)} = \frac{p X_w(k)^{(p)} + X_{p,d_w}(k)}{p+1} \\ X_w(k)^{(1)} = X_1(k) \end{cases} \quad (4.34)$$

Dzięki tej modyfikacji tworzymy wzorec o wyższym stosunku sygnał-szum. W ten sposób rośnie dokładność centrowania. Filtr z (4.23) tworzymy na podstawie zależności:

$$\forall k \quad H(k) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N X_i(k) \quad (4.35)$$

gdzie N - liczba okresów sygnału.

Jest to powszechnie stosowana metoda wyznaczania współczynników filtru dopasowanego (patrz punkt 4.3) [88]. W ten sposób przedstawiona metoda sprowadza się do minimalizacji energii różnicy centrowanych sygnałów po filtracji dopasowanej, realizowanej w dziedzinie częstotliwości. Ze względu na realizowane przesuwania sygnałów w dziedzinie częstotliwości (4.20) metodzie tej nadano nazwę metoda przesunięć fourierowskich (ang. Fourier Shift Method - FSM).

4.5. Badania porównawcze metod wyznaczania punktów centrujących

Opisane w punkcie 4.3 metody wyznaczania punktów centrujących oraz metodę FSM testowano stosując następującą metodykę. Do testowania użyto po 10 zespołów QRS, załamek P oraz T. Były to sygnały osób zdrowych (5) oraz chorych (5). Sygnały próbkowane były z częstotliwością 2000 Hz i kwantowane przetwornikiem analogowo-cyfrowym o rozdzielczości 16 bitów. Były to sygnały o wysokim stosunku sygnał-szum (SNR). Najgorszy SNR dla zespołów QRS wynosił 40 dB, dla załamek P 22 dB oraz dla załamek T 34 dB. Wszystkie sygnały miały tłumione zakłócenia wolnozmiennie i sieciowe zgodnie z opisem z punktu 3.1. Następnie tak uzyskane sygnały modelowano liniową kombinacją funkcji Hermite'a zgodnie z

metodą opisaną w pracy [112,170]. Stosowano pierwsze trzy funkcje Hermite'a. Dzięki modelowaniu oryginalnych sygnałów możliwe było generowanie przesuniętych o dowolną wartość sygnałów testowych.

Tak uzyskane sygnały zakłócano białym szumem gaussowskim lub sinusoidą o częstotliwości 50 Hz lub sinusoidą o częstotliwości 0.5 Hz. Sinusoidą o częstotliwości 50 Hz modelowano zakłócenia sieciowe. Dla każdej realizacji faza tej sinusoidy była zmienną losową o rozkładzie równomiernym na przedziale $\langle -\pi, +\pi \rangle$. Sinusoidą o częstotliwości 0.5 Hz modelowano zakłócenia wolnozmiennie. W tym przypadku faza również była zmienną losową. Zakłócenia mięśniowe modelowano białym szumem gaussowskim [55,203]. Wykorzystano w tym celu generator Boxa-Müllera [228]. Wszystkie metody testowane były dla następujących SNR: 20, 10, 5, 0, -5 dB. Stosunek sygnał-szum definiowany był jako:

$$SNR[dB] = 10 \log \frac{P_s}{P_n} \quad (4.36)$$

gdzie: P_s - moc sygnału w obrębie testowanego załamka,

P_n - moc zakłóceń.

Generator liczb losowych o rozkładzie równomiernym stosowany do modelowania zakłóceń został poddany testom parametrycznym oraz nieparametrycznym [228]. Za pomocą testu t-Studenta testowano hipotezę o zerowej wartości średniej. Hipotezę o równomierności rozkładu testowano testem χ^2 . Natomiast białość procesu metodą periodogramu kumulacyjnego [155]. Dla poziomu istotności 0.05 i 10000 liczb nie było podstaw do odrzucenia tych hipotez.

Dla każdego fragmentu sygnału generowano 200 sygnałów przesuniętych względem siebie na osi czasu o wartość a_i . Aby modelować sytuację braku synchronizmu próbkowania z występowaniem załamków EKG, wartości a_i były realizacjami zmiennej losowej o rozkładzie równomiernym na przedziale $\langle -20ms, +20ms \rangle$. Były to wartości należące do zbioru liczb rzeczywistych. Każdy tak uzyskany sygnał zakłócano realizacją modelowanych zakłóceń. Następnie znane przesunięcia a_i wyznaczano testowanymi metodami wyznaczania punktów centrujących. W wyniku uzyskano przesunięcia d_i . Definiujemy błąd wyznaczenia punktu centrującego:

$$e_i = a_i - d_i \quad (4.37)$$

oraz wartość średnią i odchylenie standardowe błędu wyznaczenia punktów centrujących:

$$\bar{e} = \frac{1}{2000} \sum_{i=1}^{2000} e_i \quad (4.38)$$

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{2000} \sum_{i=1}^{2000} (e_i - \bar{e})^2} \quad (4.39)$$

Wartości tych parametrów dla zespołów QRS, załamków P i T dla stosowanych SNR przedstawiają tabele 4.1 - 4.3. W tabelach tych zastosowano następujące skróty dla testowanych metod: DL - Double Level, FSM - metoda przesunięć fourierowskich (z ang. Fourier Shift Method), KOR - metoda KORelacyjna, MF - Matched Filtering, NI - Normalized Integral. Dla wygody oceny wartości te przedstawiono graficznie na rysunkach 4.2 do 4.10. Na rysunkach 4.11 do 4.20 przedstawiono charakterystyki częstotliwościowe filtrów zniekształcających sygnał podczas uśredniania. Charakterystyki te zostały wyznaczone na podstawie (4.6) w postaci:

$$|K(f)| = |E[e^{j2\pi f e}]| \quad (4.40)$$

gdzie: e - zmienna losowa błędu wyznaczania punktów centrujących.

Ostatecznie charakterystyki te wyznaczamy z równania:

$$|K(f)| = \left| \frac{1}{200} \sum_{i=1}^{200} e^{-j2\pi f e_i} \right| \quad (4.41)$$

Obliczenia według tego równania przeprowadzone były dla realizacji najbardziej zbliżonej do średniej, ocenianej za pomocą odchylenia standardowego σ .

4.6. Omówienie wyników

Dla zakłóceń mięśniowych przy centrowaniu zespołami QRS najmniejsze odchylenie standardowe błędów centrowania wykazywała metoda opisana w pracy (FSM). Przewaga tej metody jest tym większa, im korzystniejszy jest SNR (rys.4.2 i tabela 4.1). Dla $SNR = -5$ dB metoda filtracji dopasowanej (MF) dawała rezultaty zbliżone do metody FSM. Stąd można powiedzieć, że trafny jest wybór tej metody do wstępnego centrowania przetwarzanych następnie okresów sygnału w systemie KARDIOASSIST (patrz punkt 3.2).

Dla załamek P również metoda FSM prowadziła do najlepszych rezultatów (rys.4.3 i tabela 4.1). Dla wysokich SNR metoda całkowita (NI) dawała zbliżone wyniki. Metoda ta została opracowana właśnie do centrowania załamek P elektrokardiogramu [95,189]. Natomiast dla niskich SNR zbliżone wyniki uzyskiwano dla metody filtracji dopasowanej (MF).

Dla załamek T wysokich SNR najlepsze wyniki dawała metoda całkowita (NI). Jednak poniżej $SNR = 15$ dB lepsze rezultaty dawała metoda FSM (rys.4.4, tabela 4.2). Reasumując, jeśli chodzi o zakłócenia mięśniowe, to najmniejsze odchylenie standardowe błędów centrowania daje metoda opisana w pracy (FSM). Metodami, które w pewnych przypadkach (rodzaj załamek, SNR) prowadzą do zbliżonych rezultatów, są metody całkowita i filtracji dopasowanej.

Dla zakłóceń sieciowych przy centrowaniu zespołami QRS dla $SNR > -3$ dB najlepsze rezultaty daje metoda FSM (rys.4.6, 4.7, tabela 4.2). Dla niższych SNR lepsze rezultaty daje metoda całkowita. Dla załamek P i T wyniki są podobne. Jednak należy nadmienić, że metoda FSM daje zdecydowanie lepsze wyniki od innych testowanych metod dla korzystnych SNR (> 0 dB). W praktyce w systemie KARDIOASSIST zakłócenia sieciowe są tłumione (patrz punkt 3.1) i przetwarzany dalej sygnał ma korzystny SNR.

Dla zakłóceń wolnozmiennych i centrowania zespołami QRS opisana w pracy metoda FSM daje zdecydowanie lepsze rezultaty niż inne testowane metody (rys.4.8, tabela 4.3). Jeżeli chodzi o centrowanie załamek P i T, to metoda FSM jest mało odporna na tego rodzaju zakłócenia (rys.4.9, 4.10, tabela 4.3). Dlatego należy stłumić w centrowanych sygnałach zakłócenia wolnozmiennie przed zastosowaniem metody FSM. W systemie KARDIOASSIST jako pierwszy etap cyfrowego przetwarzania sygnałów zastosowano filtr tłumiący zakłócenia

wolnozmiennie (punkt 3.1). Dla zakłóceń wolnozmiennych i załamek P i T najlepsze rezultaty daje metoda najprostsza double-level.

Reasumując dotychczasowe rozważania, można powiedzieć, że opisana w pracy metoda FSM pozwala uzyskiwać największą precyzję centrowania. Wynika to z najmniejszego wpływu zakłóceń mięśniowych na odchylenie standardowe błędów centrowania. Wpływ zakłóceń sieciowych i wolnozmiennych nie jest tak istotny ze względu na łatwość ich stłumienia w sygnałach EKG. W praktyce istotne jest, aby po stłumieniu ich wpływ na błędy centrowania był pomijalny w stosunku do wpływu zakłóceń mięśniowych. Ważny jest również fakt, że zakłócenia sieciowe i wolnozmiennie powodują dużo mniejsze błędy centrowania niż mięśniowe. Uwzględniając to, w dalszej części rozważane będą jedynie zakłócenia mięśniowe. Jest to postępowanie zgodne ze stosowanym w [88,127].

Aby pokazać wpływ błędów centrowania na charakterystykę filtru zniekształcającego sygnał uśredniony przedstawiono rys.4.11 - 4.15. Rysunki te pokazują charakterystyki dla testowanych w pracy metod dla różnych SNR (zakłócenia mięśniowe).

Na rysunkach 4.16 - 4.20 pokazano charakterystyki filtrów zniekształcających sygnał uśredniony wyznaczone przy założeniu normalnego rozkładu błędów centrowania (linia ciągła), równomiernego rozkładu błędów centrowania (linia przerywana) oraz rzeczywiste charakterystyki filtrów według (4.41) (linia kropkowana). Rysunki te przedstawiają przypadek $SNR = 5$ dB. Wynika z nich, że dla wszystkich testowanych metod centrowania oprócz double-level rzeczywiste charakterystyki były bardzo zbliżone do charakterystyk uzyskanych przy założeniu normalnego rozkładu błędów centrowania.

Górne częstotliwości graniczne filtrów zniekształcających zostały podane w tabeli 4.4. Podano również poziomy istotności α , przy których nie mamy podstaw do odrzucenia hipotezy o normalnym rozkładzie błędów centrowania. Stosowano test χ^2 . Dane te potwierdzają wyniki pokazane na rysunkach 4.16 - 4.20. Na rys.4.21 przedstawiono nakład obliczeniowy dla testowanych metod centrowania (dla centrowania 200 okresów sygnału). Widać, że metoda FSM należy do metod o dużym nakładzie obliczeniowym. Jednak jest to nakład jedynie nieco większy niż dla metody MF i mniejszy niż dla metody korelacyjnej.

Tabela 4.1

Wyniki testowania metod centrowania załamków EKG dla zakłóceń mięśniowych

	SNR	20 dB		10 dB		5 dB		0 dB		-5 dB	
		Metoda	\bar{e} [ms]	σ [ms]	\bar{e} [ms]	σ [ms]	\bar{e} [ms]	σ [ms]	\bar{e} [ms]	σ [ms]	\bar{e} [ms]
QRS	FSM	-0.181	0.0274	-0.017	0.0868	-0.016	0.1544	-0.015	0.2750	-0.022	0.4911
	DL	0.021	0.1302	-0.714	0.3362	0.306	0.7597	-0.699	1.6646	-1.119	12.7887
	NI	-0.000	0.0956	-0.047	0.5103	-0.136	1.2399	-0.293	2.5002	-0.453	3.7510
	MF	0.008	0.1478	0.012	0.1692	0.013	0.2074	0.009	0.3027	0.014	0.4934
	KOR	-0.004	0.1536	-0.030	0.2966	-0.050	0.4860	-0.075	0.8301	-0.182	1.4046
P	FSM	0.020	0.1195	0.105	0.3783	0.203	0.6739	0.406	1.2034	0.721	2.1640
	DL	-0.463	0.4859	-3.577	1.8471	0.146	4.2451	1.370	6.2242	-3.626	21.5722
	NI	0.069	0.1142	0.701	0.5393	1.869	1.2646	3.901	2.5124	5.933	3.7488
	MF	-0.187	0.2880	-0.206	0.6210	-0.194	0.9568	-0.172	1.5470	-0.209	2.4811
	KOR	-0.201	0.3510	-0.623	1.0160	-1.170	1.6786	-1.982	2.8536	-3.170	5.1267
T	FSM	0.019	0.1851	-0.051	0.5803	-0.134	1.0372	0.236	w.8615	0.438	3.3043
	DL	0.720	0.9129	3.874	5.8581	8.705	8.5772	-16.20	12.974	-11.36	29.2813
	NI	-0.096	0.1690	-0.860	0.6330	-2.249	1.3476	-4.851	2.5923	-7.226	3.7306
	MF	-0.158	0.6261	-0.143	1.3511	-0.084	2.0740	-0.198	3.1391	-0.138	4.8959
	KOR	-0.137	0.5536	-0.458	1.5088	0.516	2.4374	-0.846	4.4208	-0.294	7.8065

- 46 -

Tabela 4.2

Wyniki testowania metod centrowania załamków EKG dla zakłóceń sieciowych

	SNR	20 dB		10 dB		5 dB		0 dB		-5 dB	
		Metoda	\bar{e} [ms]	σ [ms]	\bar{e} [ms]	σ [ms]	\bar{e} [ms]	σ [ms]	\bar{e} [ms]	σ [ms]	\bar{e} [ms]
QRS	FSM	-0.020	0.0102	0.022	0.0312	-0.037	0.0723	-1.322	0.2451	-0.252	5.2710
	DL	-0.207	0.2829	-0.998	0.6700	1.021	1.2523	3.290	2.1852	3.093	3.9752
	NI	-0.020	0.3144	-0.123	0.8746	-0.213	1.2677	-0.353	1.4664	-0.5697	1.4786
	MF	0.007	0.1678	0.039	0.2880	0.021	0.5550	-0.008	0.6915	0.326	7.2164
	KOR	-0.072	0.2057	-0.360	0.7214	0.146	2.3955	0.206	4.6520	0.293	5.2238
P	FSM	-0.032	0.0001	-0.026	0.0116	-0.014	0.0209	-0.507	0.0548	-0.060	5.5924
	DL	-0.583	1.2252	2.032	1.7554	-0.858	4.7153	-2.417	5.2499	-3.947	5.5623
	NI	0.153	0.0285	1.314	0.2500	3.037	0.5831	5.240	0.9893	6.734	1.2799
	MF	0.005	0.1473	0.042	0.2881	0.030	1.3130	-0.001	2.5283	0.088	4.8548
	KOR	-0.019	1.1133	0.024	4.7717	-0.135	5.3761	-0.330	5.5898	0.056	5.6405
T	FSM	-0.031	0.0105	-0.093	0.0346	-0.115	0.0643	-0.781	0.1314	-0.041	5.6341
	DL	3.045	2.4339	1.978	4.1661	-2.428	5.4452	-4.403	5.6030	-6.039	5.8187
	NI	-0.187	0.0286	-1.585	0.2501	-3.707	0.5843	-6.370	0.9892	-8.310	1.2794
	MF	0.004	0.1580	0.046	0.6491	0.000	3.1744	0.023	4.2893	0.090	5.2724
	KOR	-0.291	2.5499	0.894	5.3047	0.622	5.6109	-0.236	5.7162	-0.067	5.7365

- 47 -

Tabela 4.3

Wyniki testowania metod centrowania załamek EKG dla zakłóceń wolnozmiennych

	SNR	20 dB		10 dB		5 dB		0 dB		-5 dB	
		Metoda	\bar{e} [ms]	σ [ms]	\bar{e} [ms]	σ [ms]	\bar{e} [ms]	σ [ms]	\bar{e} [ms]	σ [ms]	\bar{e} [ms]
Q R S	FSM	-0.033	0.0000	0.026	0.0001	0.013	0.0003	0.009	0.0010	0.047	0.0068
	DL	0.000	0.0000	0.012	0.0547	0.033	0.0853	0.042	0.1037	0.023	0.1151
	NI	-0.004	0.4480	-0.046	3.8598	0.216	9.2136	-0.007	17.794	-0.658	27.262
	MF	0.006	0.1416	0.030	0.1437	0.001	0.1446	0.1456	-0.032	7.8407	7.8407
	KOR	-0.000	0.1421	-0.002	0.1445	-0.005	0.1730	-4.010	72.937	23.21	79.281
P	FSM	-0.003	0.2823	-0.189	0.8854	-0.532	1.6571	0.407	3.1886	3.788	8.5929
	DL	0.072	0.1445	0.320	0.3863	-0.344	0.6981	-1.843	1.3681	-6.152	3.0552
	NI	0.143	0.5131	1.220	4.5239	3.504	12.215	5.422	23.212	5.784	32.376
	MF	0.006	0.1817	0.025	0.3657	-9.039	25.421	-26.05	37.075	-30.48	37.781
	KOR	-0.030	0.1816	0.444	0.4306	0.330	1.5367	-4.848	65.776	22.72	73.666
T	FSM	0.019	0.7490	-0.487	2.3373	-1.434	4.4280	1.243	8.7500	8.321	21.388
	DL	-0.071	0.2447	-0.266	0.7229	-1.785	1.3240	2.635	2.5874	6.153	4.6972
	NI	-0.243	0.6975	-2.387	5.3959	-5.172	14.466	-7.178	26.251	-8.812	34.902
	MF	0.007	0.3775	0.026	1.0890	-20.36	38.576	-32.93	43.639	-36.69	43.411
	KOR	-0.288	0.3728	0.965	0.9451	2.954	4.3077	31.56	55.365	35.45	66.344

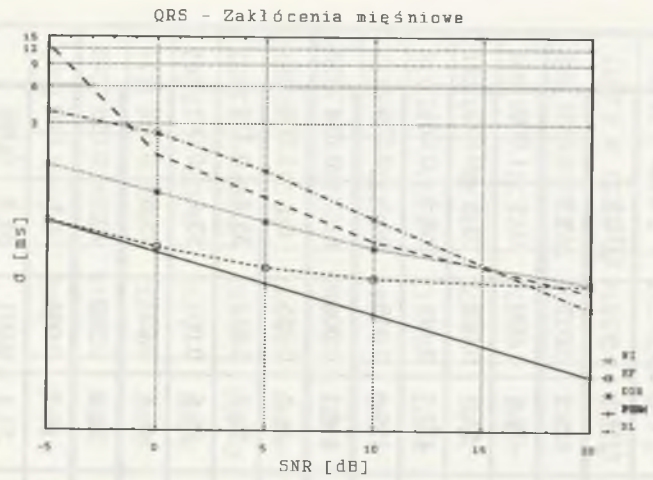
- 48 -

Tabela 4.4

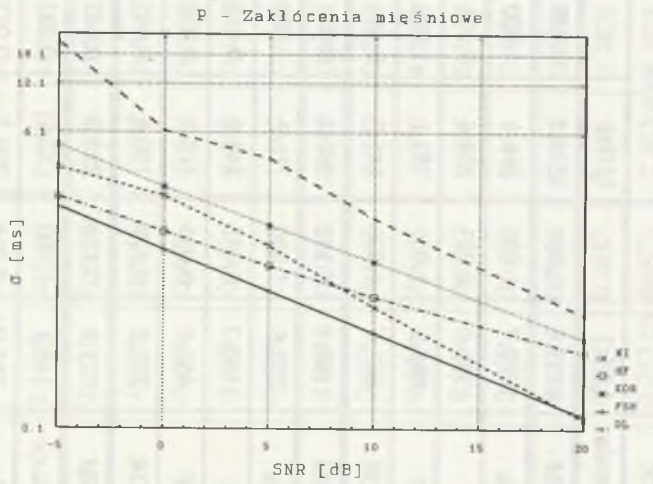
Częstotliwości graniczne filtru zniekształcającego sygnał uśredniony (SNR dla zakłóceń mięśniowych) oraz poziomy istotności (α) dla testu normalności rozkładu błędów centrowania

	SNR	20 dB		10 dB		5 dB		0 dB		-5 dB	
		Metoda	f_g [Hz]	α	f_g [Hz]	α	f_g [Hz]	α	f_g [Hz]	α	f_g [Hz]
Q R S	FSM	4835.8	0.001	1526.5	0.005	858.2	0.001	481.8	0.012	269.8	0.089
	DL	1017.7	1.000	394.1	1.000	174.4	1.000	79.6	1.000	10.3	1.000
	NI	1386.0	0.083	259.6	0.001	106.9	0.074	53.0	0.002	35.3	0.023
	MF	896.5	1.000	783.1	1.000	638.9	0.200	437.7	0.145	268.5	0.001
	KOR	862.6	1.000	446.7	0.691	272.6	0.049	159.6	0.019	94.3	0.076
P	FSM	1108.8	0.142	350.2	0.025	196.6	0.001	110.1	0.006	61.2	0.034
	DL	272.6	1.000	71.7	1.000	31.2	0.865	21.2	0.955	6.1	1.000
	NI	1160.2	0.042	245.6	0.016	104.7	0.001	52.7	0.012	35.3	0.119
	MF	460.0	0.035	213.3	0.020	138.4	0.057	85.6	0.001	53.4	0.001
	KOR	377.5	0.579	130.4	0.445	78.9	0.012	46.4	0.021	25.8	0.019
T	FSM	715.8	0.113	228.3	0.142	127.7	0.033	71.2	0.260	40.1	0.053
	DL	145.1	1.000	22.6	0.923	15.4	0.003	10.2	0.003	4.5	1.000
	NI	784.0	0.266	209.3	0.017	98.3	0.026	51.4	0.001	35.5	0.357
	MF	211.6	0.481	98.0	0.155	63.8	0.003	42.2	0.036	27.0	0.766
	KOR	239.3	0.631	87.8	0.439	54.3	0.050	30.0	0.365	17.0	0.046

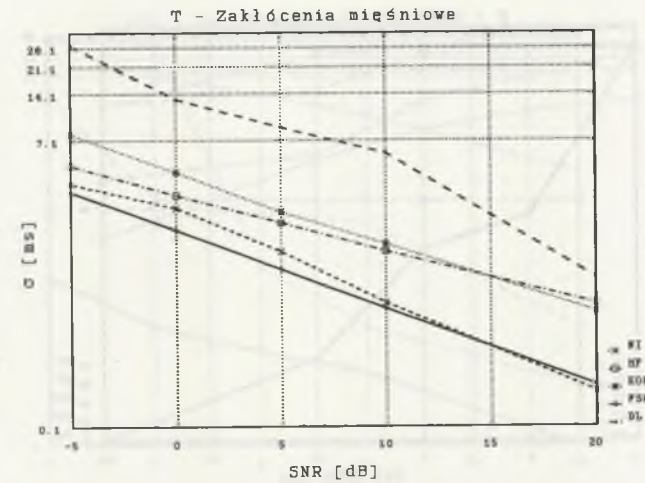
- 49 -



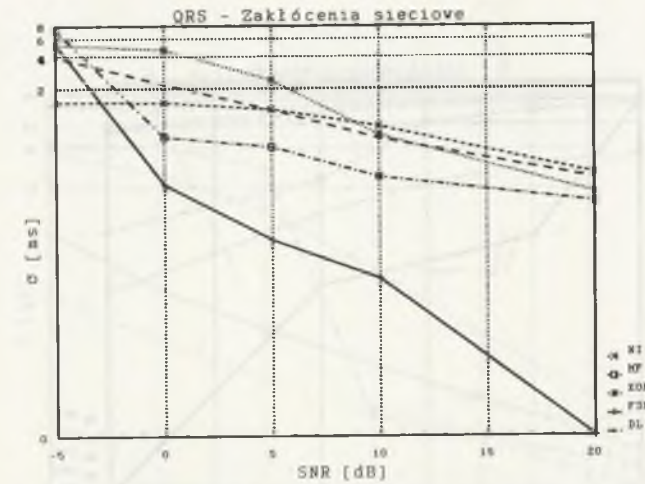
Rys.4.2. Odchylenie standardowe błędu wyznaczania punktów centrujących zespołów QRS dla zakłóceń mięśniowych
 Fig.4.2. Errors SD for computing FP for QRS complex and muscle noise



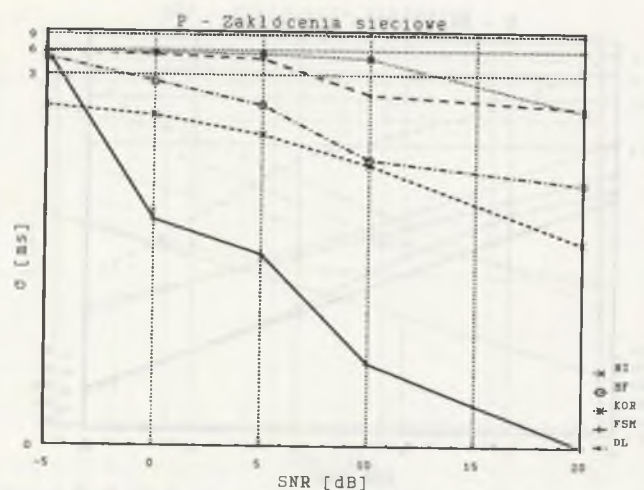
Rys.4.3. Odchylenie standardowe błędu wyznaczania punktów centrujących załamków P dla zakłóceń mięśniowych
 Fig.4.3. Errors SD for computing FP for P wave and muscle noise



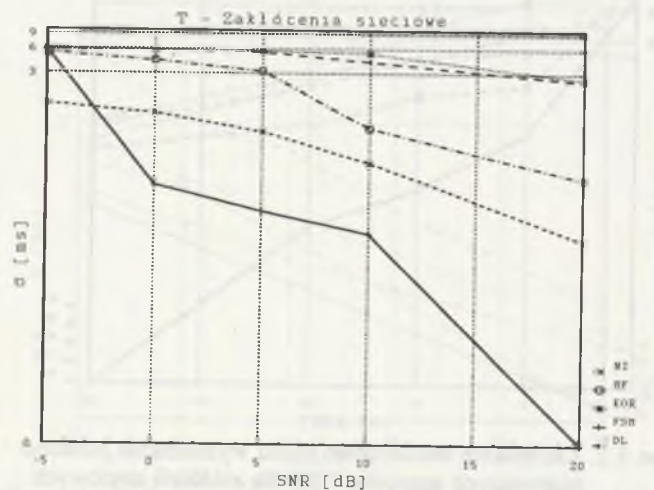
Rys.4.4. Odchylenie standardowe błędu wyznaczania punktów centrujących załamków T dla zakłóceń mięśniowych
 Fig.4.4. Errors SD for computing FP for T wave and muscle noise



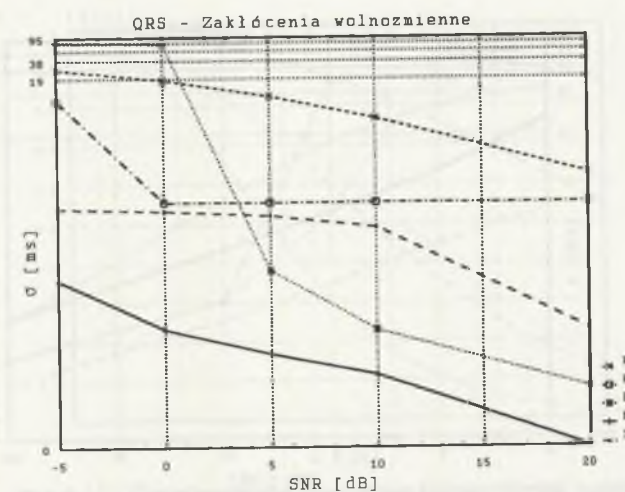
Rys.4.5. Odchylenie standardowe błędu wyznaczania punktów centrujących zespołów QRS dla zakłóceń sieciowych
 Fig.4.5. Errors SD for computing FP for QRS complex and AC interference



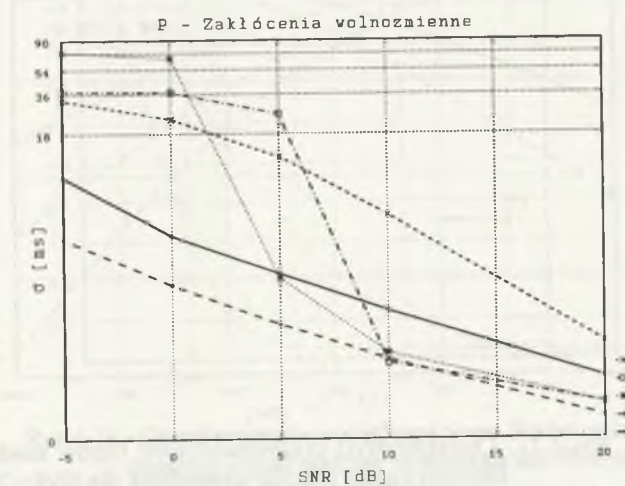
Rys.4.6. Odchylenie standardowe błędów wyznaczania punktów centrujących załamków P dla zakłóceń sieciowych
Fig.4.6. Errors SD for computing FP for P wave and AC interference



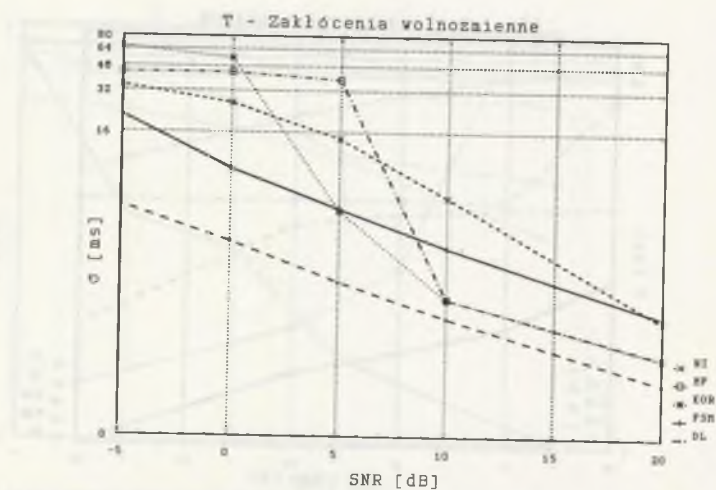
Rys.4.7. Odchylenie standardowe błędów wyznaczania punktów centrujących załamków T dla zakłóceń sieciowych
Fig.4.7. Errors SD for computing FP for T wave and AC interference



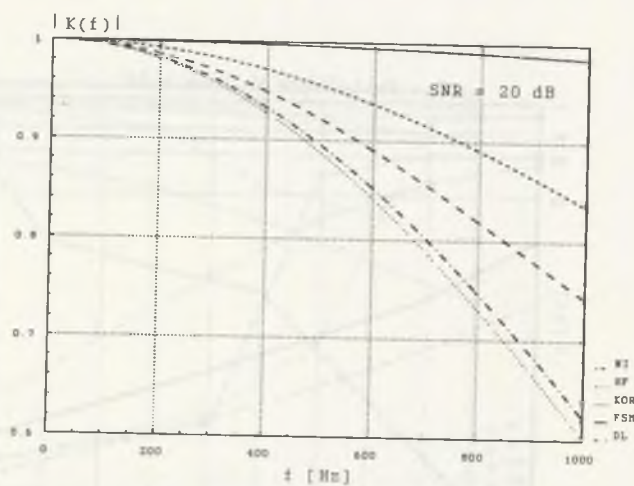
Rys.4.8. Odchylenie standardowe błędów wyznaczania punktów centrujących zespołów QRS dla zakłóceń wolnozmiennej
Fig.4.8. Errors SD for computing FP for QRS complex



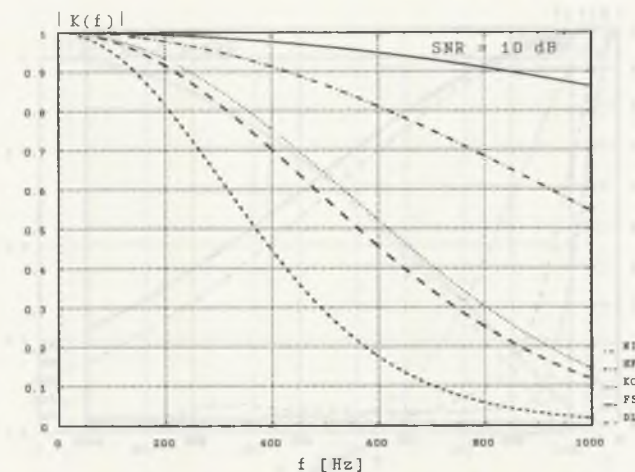
Rys.4.9. Odchylenie standardowe błędów wyznaczania punktów centrujących załamków P dla zakłóceń wolnozmiennej
Fig.4.9. Errors SD for computing FP for P wave



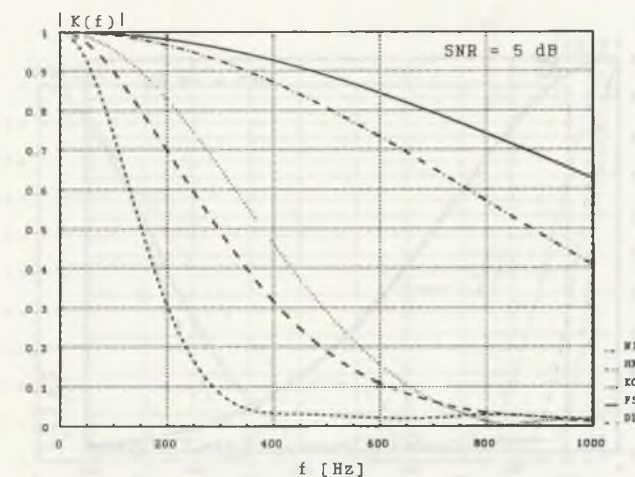
Rys.4.10. Odchylenie standardowe błędów wyznaczania punktów centrujących załamek T dla zakłóceń wolnozmiennych
 Fig.4.10. Errors SD for computing FP for T wave and low-frequency noise



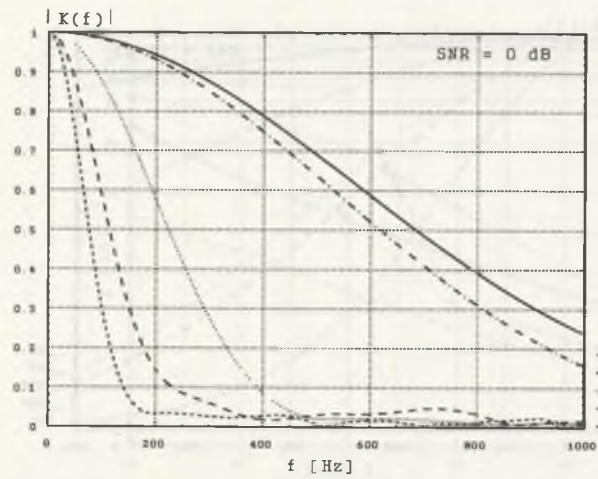
Rys.4.11. Charakterystyki częstotliwościowe filtrów zniekształcających sygnał podczas uśredniania dla SNR=20 dB (centrowanie zespołami QRS)
 Fig.4.11. Characteristic of distortion for averaging, 20 dB



Rys.4.12. Charakterystyki częstotliwościowe filtrów zniekształcających sygnał podczas uśredniania dla SNR=10 dB (centrowanie zespołami QRS)
 Fig.4.12. Characteristic of distortion for averaging, 10 dB

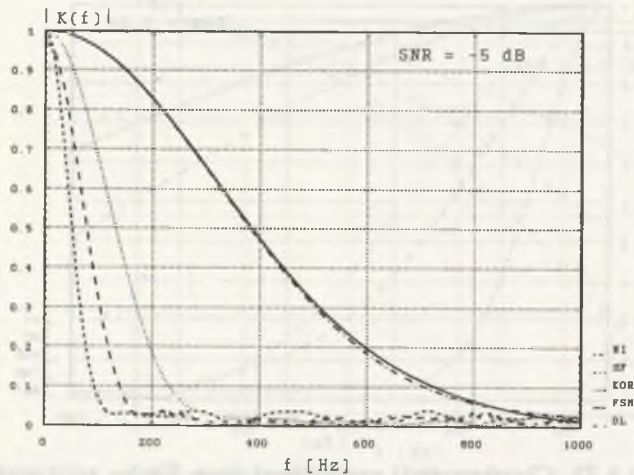


Rys.4.13. Charakterystyki częstotliwościowe filtrów zniekształcających sygnał podczas uśredniania dla SNR=5 dB (centrowanie zespołami QRS)
 Fig.4.13. Characteristic of distortion for averaging, 5 dB



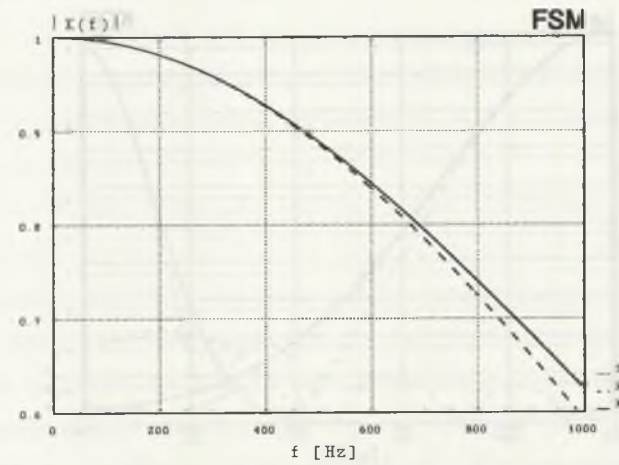
Rys.4.14. Charakterystyki częstotliwościowe filtrów zniekształcających sygnał podczas uśredniania dla SNR=0 dB (centrowanie zespołami QRS)

Fig.4.14. Characteristic of distortion for averaging, 0 dB



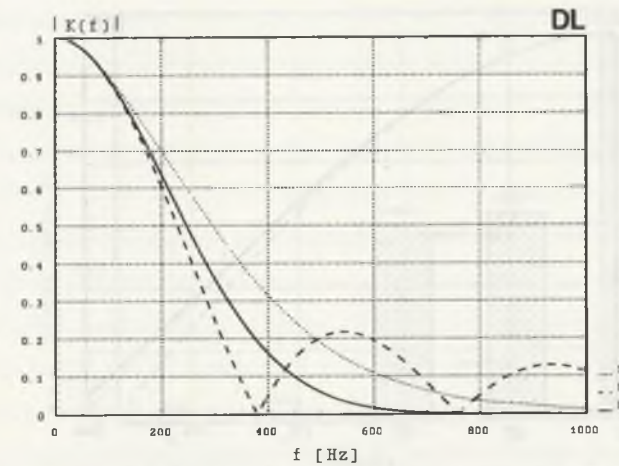
Rys.4.15. Charakterystyki częstotliwościowe filtrów zniekształcających sygnał podczas uśredniania dla SNR=-5 dB (centrowanie zespołami QRS)

Fig.4.15. Characteristic of distortion for averaging, -5 dB



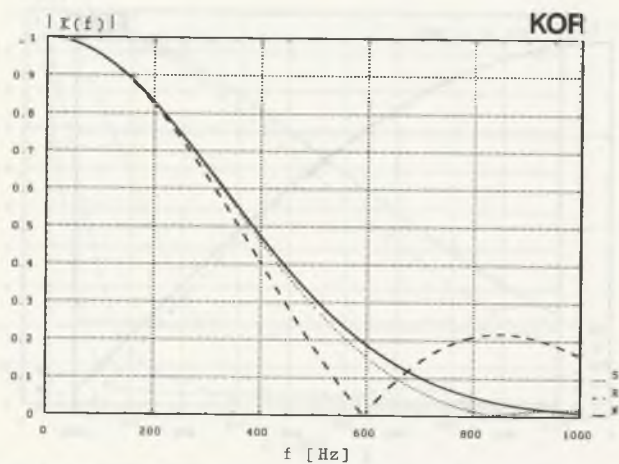
Rys.4.16. Charakterystyki częstotliwościowe filtrów zniekształcających sygnał podczas uśredniania dla metody FSM

Fig.4.16. Characteristic of distortion for averaging for FSM method

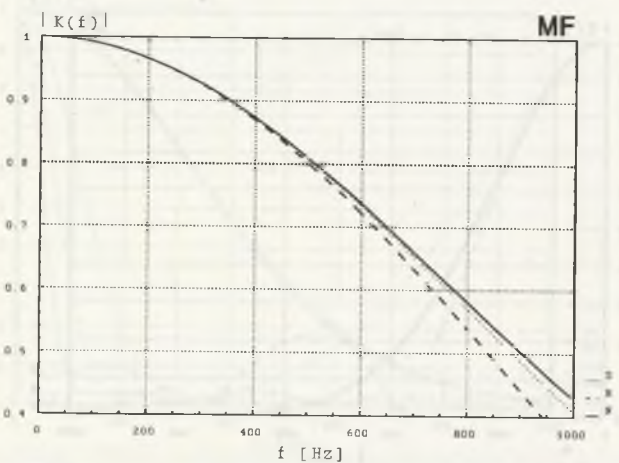


Rys.4.17. Charakterystyki częstotliwościowe filtrów zniekształcających sygnał podczas uśredniania dla metody DL

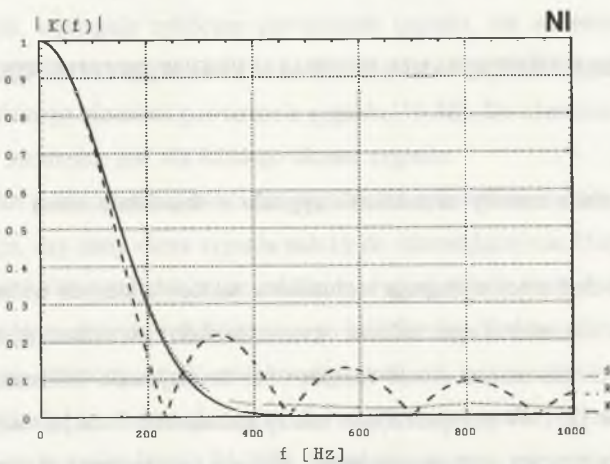
Fig.4.17. Characteristic of distortion for averaging for DL method



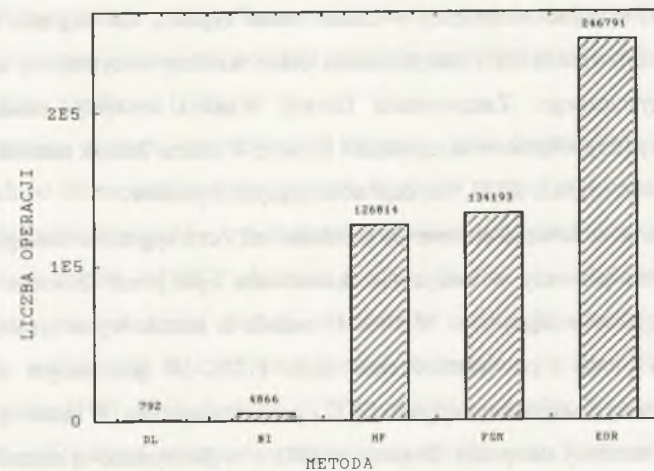
Rys.4.18. Charakterystyki częstotliwościowe filtrów zniekształcających sygnał podczas uśredniania dla metody KOR
 Fig.4.18. Characteristic of distortion for averaging for KOR method



Rys.4.19. Charakterystyki częstotliwościowe filtrów zniekształcających sygnał podczas uśredniania dla metody MF
 Fig.4.19. Characteristic of distortion for averaging for MF method



Rys.4.20. Charakterystyki częstotliwościowe filtrów zniekształcających sygnał podczas uśredniania dla metody NI
 Fig.4.20. Characteristic of distortion for averaging for NI method



Rys.4.21. Porównanie nakładu obliczeniowego opisywanych metod wyznaczania punktów centrujących
 Fig.4.21. Comparing of time-consuming for described methods of computing FP

5. METODA UŚREDNIANIA SYGNAŁU EKG W DZIEDZINIE CZASU

5.1. Stosowane metody uśredniania sygnału w dziedzinie czasu

Szczególne trudności występują w tłumieniu zakłóceń, których widmo pokrywa się z widmem sygnału dla szerokiego zakresu częstotliwości. Metodami klasycznych filtrów częstotliwościowych nie można tłumić zakłóceń bez zmniejszania informacji diagnostycznej zawartej w sygnale [55]. W przypadku tym należy zastosować filtrację statystyczną Wienera lub Kalmana. Inną metodą, gdy dysponujemy wieloma zakłóconymi okresami sygnału, jest zastosowanie uśredniania statystycznego. Zastosowanie filtracji Kalmana możemy znaleźć w pracach [12,128,135]. W przypadku tym wymagana jest jednoczesna estymacja stanu i parametrów modelu sygnału oraz statystyk zakłóceń. Pomijając trudności w uzyskaniu stabilnych algorytmów, istotny jest fakt, że sygnał EKG jest niestacjonarny. W tym przypadku popełniamy błąd, stosując niezmienny w czasie model sygnału. Ze względu na okresowość (quasi-okresowość) sygnału EKG zdecydowanie lepsze rezultaty otrzymujemy stosując metodę uśredniania statystycznego. Zastosowanie filtracji Wienera możemy znaleźć w pracach [4,5,90]. W pracy [63] połączono uśrednianie i filtrację Wienera. Jednak metoda ta, ze względu na niestacjonarność sygnału EKG, nie daje obiecujących wyników.

Powszechnie stosowana obecnie do tłumienia zakłóceń sygnałów biologicznych metoda uśredniania po raz pierwszy w medycynie zastosowana była przez Dawsona w 1947 r. do rejestracji potencjałów mózgowych. W 1968 r. metoda ta została wykorzystana do estymacji morfologii EKG płodu z powierzchni ciała matki [122]. W tym samym roku Eddlemon zastosował tę metodę do rejestracji sygnału EKG z powierzchni ciała. W latach tych uśrednianie nie znalazło powszechnej akceptacji. Dopiero w 1973 r. wykorzystano tę metodę do rejestracji aktywności elektrycznej układu bódźcotwórczo-przewodzącego serca [29], badanego do tego czasu jedynie metodami inwazyjnymi [26,75,82,193]. Od tego czasu metoda uśredniania sygnału jest powszechnie akceptowana do tłumienia zakłóceń sygnałów EKG.

Metoda uśredniania sygnału w dziedzinie czasu wykorzystuje fakty, że sygnał EKG jest quasi-okresowy, tzn. występuje cykliczne powtarzanie sygnału, ale ze zmiennym okresem, zakłócenia są nieskorelowane z sygnałem oraz funkcja autokorelacji zakłóceń przyjmuje wartość zero, dla odstępu równego okresowi powtarzania sygnału [16,56]. Do uśredniania sygnału EKG w dziedzinie czasu niezbędne jest dla każdego okresu sygnału:

- wyznaczenie punktu centrującego (ze względu na quasi-okresowość),
- klasyfikacja, czy dany okres sygnału należy do interesującej nas klasy.

Metoda uśredniania wykorzystuje fakt, że zakłócony sygnał składa się z dwóch składników: deterministycznego (sygnał) oraz probabilistycznego (zakłócenie). Podczas uśredniania składnik probabilistyczny jest tłumiony, czyli zwiększamy stosunek sygnał-szum. Jeżeli założymy stacjonarność zakłóceń, to wariancja zakłóceń zostaje zmniejszona N razy (N - liczba uśrednionych okresów sygnału) [14,16,21,225]. Jednak jest to ocena optymistyczna, prawdziwa jedynie w przypadku występowania zakłóceń stacjonarnych.

Dwoma najczęściej stosowanymi estymatami morfologii zespołu P-QRS-T są: średnia i mediana wartości próbek sygnału EKG centrowanych za pomocą punktu centrującego FP [174]. Estymaty te liczone są punkt po punkcie, tzn. estymata każdego punktu liczona jest niezależnie od estymaty innego punktu. Zastosowanie średniej prowadzi do większego tłumienia zakłóceń. Z drugiej strony stosowanie mediany powoduje mniejszą czułość estymaty na próbki "obce", np. artefakty szpilkowe [174].

Inną stosowaną metodą jest obliczanie estymaty jako średniej z wartości próbek uporządkowanych po odrzuceniu wartości ekstremalnych. W pracy [163] opisana jest metoda oddzielnego przetwarzania nisko- i wysokoczęstotliwościowych składników sygnału EKG. Estymata morfologii zespołu P-QRS-T obliczana jest jako średnia obu składników. W pracach [89,113] przedstawiono połączenie metody uśredniania z filtracją adaptacyjną. W [197] zastosowano tzw. uśrednianie logiczne do estymacji potencjałów pęczyka Hisa. Krytykę tej metody zawiera praca [179]. W pracach [65,177] przedstawiono analizę błędów wynikających ze skończonej długości słowa maszynowego na proces uśredniania. Stosowane jest również przetwarzanie rekurencyjne [174]:

$$x_k(l) = x_k(l-1) + \alpha \psi[z_k(l) - x_k(l-1)] \quad (5.1)$$

gdzie: $z_k(l)$ - wartość k-tej próbki l-tego zakłóconego zespołu P-QRS-T,

$x_k(l)$ - wartość k-tej próbki l-tego uśrednionego zespołu P-QRS-T,

α - stały parametr,

$\psi(\cdot)$ - pewna funkcja,

Stosowane jest rozwiązanie $\psi(x) = x$. Współczynnik α wybierany jest z zakresu $\langle 0, 1 \rangle$.

Decyduje on o wadze, z jaką uwzględniana jest poprzednia estymata P-QRS-T, oraz wyznacza pamięć algorytmu:

$$N_M = \frac{1 - \alpha}{\alpha} \quad (5.2)$$

gdzie: N_M - liczba zespołów P-QRS-T uwzględnianych przy obliczaniu estymaty.

Jeżeli $z_k(l)$ odpowiada "obcej" próbce, wtedy $z_k(l) - x_k(l-1)$ przyjmuje dużą wartość i ma duży wpływ na obliczenie estymaty. Prosta metodą zapobiegającą temu jest zastosowanie $\psi(x) = \text{sign}(x)$ oraz dodatniego współczynnika α . W ten sposób w zależności od znaku różnicy $z_k(l) - x_k(l-1)$ modyfikujemy α poprzednią wartość estymaty. Przez zwiększanie wartości α powodujemy, że estymata P-QRS-T nadąża za zmianami sygnału, ale obniżamy tłumienie zakłóceń. Ze względu na tłumienie zakłóceń oraz prostotę najczęściej stosowana jest metoda wyznaczania wartości średniej. Metodę tę możemy rozumieć jako liniową kombinację z równymi wagami zakłóconych okresów sygnału. Jest intuicyjnie oczywiste, im mniejszy poziom zakłóceń okresu sygnału, tym większa powinna być jego waga w liniowej kombinacji. Rozumowanie to prowadzi do koncepcji uśredniania ważonego. Celem jest dobranie takich wag, aby maksymalizować stosunek sygnał-szum sygnału uśrednionego. Pomysł ten po raz pierwszy zastosował Hoke [53] w 1984 r. do uśredniania potencjalów wywołanych. W 1988 r. autor zastosował tę koncepcję do uśredniania sygnału EKG w badaniach wysiłkowych [36,129,137,140]. W rozwiązaniu tym wykorzystywano do wyznaczania wag uśrednianych okresów sygnału teorię filtru Kalmana. Metoda ta prowadziła do wariancji zakłóceń uśrednionego sygnału mniejszej niż najmniejsza wariancja zakłóceń uśrednianych okresów sygnału [129,144]. Można udowodnić, że dzięki tej metodzie uzyskujemy dla zakłóceń

niestacjonarnych zawsze mniejszą wariancję zakłóceń niż dla metody tradycyjnego uśredniania z równymi wagami [134]. Metoda tradycyjna jest optymalna (w sensie minimalizacji wariancji zakłóceń) dla zakłóceń stacjonarnych [129,147]. Występujące w praktyce zakłócenia sygnału EKG nie są stacjonarne [32,49].

W ostatnich latach obserwujemy wzrost zainteresowania ważonym uśrednianiem do tłumienia zakłóceń sygnałów biologicznych. W [53] przedstawiono metodę wyznaczania wag opartą na minimalizacji energii sygnału uśrednionego. Metoda wymaga odwracania macierzy o wymiarze $N \times N$ (N -liczba uśrednianych okresów). W pracy [54] podano metodę wymagającą zamiast odwracania wyznaczania wektorów własnych macierzy o tych samych wymiarach. W pracy [48] podano metodę maksymalizacji stosunku sygnał-szum uśrednionego sygnału. Metoda prowadzi do wyznaczania uogólnionych wektorów własnych macierzy o wymiarach $N \times N$ w przypadku założenia niestacjonarności zakłóceń. Dla zakłóceń stacjonarnych metoda uwzględnia modulację amplitudy uśrednianych okresów sygnału. W następnym punkcie przedstawiona będzie nowa metoda uśredniania sygnałów EKG uwzględniająca niestacjonarność zakłóceń oraz efekt modulacji amplitudy tych sygnałów.

5.2. Wykorzystanie filtru Kalmana do uśredniania sygnału

Sygnał EKG jest quasi-okresowy, tzn. sygnał ten powtarza się ze zmiennym okresem. W wyniku akcji oddechowej występuje efekt modulacji amplitudy sygnału EKG. Zakładamy, że zmienność amplitudy sygnału występuje tylko z okresu na okres sygnału. Inaczej mówiąc, nie występuje modulacja amplitudy sygnału w obrębie pojedynczego okresu sygnału. Do przyjęcia takiego modelu upoważnia nas wolnozmienność akcji oddechowej w porównaniu z szybkością akcji serca oraz czynniki natury pragmatycznej [175,187]. Na podstawie [190] możemy stwierdzić, że amplituda poszczególnych okresów sygnału jest zmienną losową o rozkładzie równomiernym. Podczas spoczynku maksymalna zmienność amplitudy dochodzić może do 24%. Oczywiście podczas wysiłku zmienność ta może być jeszcze większa. Model sygnału EKG uwzględniający jego quasi-okresowość oraz efekt modulacji amplitudy ma postać:

$$\begin{cases} x(k+1) = a(k)x(k) \\ z(k) = x(k) + v(k) \end{cases} \quad (5.3)$$

gdzie:

$$x(k) = \begin{bmatrix} x_{1,k} \\ x_{2,k} \\ \vdots \\ x_{CP,k} \\ \vdots \\ x_{j,k} \end{bmatrix} \quad (5.4)$$

$x_{1,k}, x_{2,k}, \dots, x_{CP,k}, \dots, x_{j,k}$ - kolejne próbki sygnału EKG odpowiadające k-temu okresowi sygnału,
 $x_{CP,k}$ - próbka sygnału, dla której został wyznaczony punkt centrujący k-tego okresu sygnału,
 $a(k)$ - czynnik uwzględniający zmianę amplitudy sygnału,
 $z(k)$ - wektor wyjściowy odpowiadający k-temu zakłóconemu okresowi sygnału,
 $v(k)$ - wektor zakłóceń,
 k - wskaźnik okresów sygnału.

Pomiędzy składowymi wektora stanu a sygnałem EKG zachodzi zależność:

$$\forall_{CP-1 \leq l \leq CP-j} x_{CP-l,k} = x(FP(k)-l) \quad (5.5)$$

gdzie: $FP(k)$ - numer próbki, dla której wyznaczono punkt centrujący dla k-tego okresu sygnału.

Ponieważ funkcja autokorelacji zakłóceń v spada do zera, dla odstępu równego okresowi powtarzania sygnału EKG modelujemy zakłócenia szumem białym. Jest to szum gaussowski, ponieważ jest wynikiem sumowania wielu procesów losowych [96]. Ponieważ v jest szumem białym, model sygnału EKG możemy zapisać jako:

$$\forall_{1 \leq i \leq j} \begin{cases} x_i(k+1) = a(k)x_i(k) \\ z_i(k) = x_i(k) + v_i(k) \end{cases} \quad (5.6)$$

Dalsze rozważania przeprowadzane będą dla pewnej wartości wskaźnika i . Dzięki temu uproszczono przekształcenia, a nie zrezygnowano z ogólności. Szum $v(k)$ spełnia następujące założenia:

$$E[v(k)] = 0 \quad (5.7)$$

$$E[v(k)v(l)] = R(k)\delta_{k,l} \quad (5.8)$$

gdzie: $k, l = 0, 1, 2, \dots$

$\delta_{k,l}$ - delta Kroneckera.

Jest to gaussowski proces losowy:

$$f[v(k)] = \frac{1}{\sqrt{2\pi R(k)}} e^{-\frac{v^2(k)}{2R(k)}} \quad (5.9)$$

Zakładamy ponadto, że stan początkowy układu jest zmienną losową gaussowską o wartości średniej x_0 i wariancji P_0 :

$$E[x(0)] = x_0 \quad (5.10)$$

$$E\{[x(0) - x_0][x(0) - x_0]\} = P_0 \quad (5.11)$$

$$E[x(0)v(k)] = 0 \quad (5.12)$$

Należy zaznaczyć, że warunek (5.12) sprowadza się w tym przypadku do wymagania, aby funkcja autokorelacji zakłóceń opadała do zera przy odstępie równym odległości pomiędzy uśrednianymi zespołami QRS. W pracy [161] udowodniono, że warunek (5.12) jest równoważny wymaganiu nieskorelowania sygnału z szumem. Wiadomo z [16], że wymaganie to jest spełnione.

Przez $\hat{x}(k/j)$ oznaczmy estymatę wartości $x(k)$ otrzymaną na podstawie pomiarów $z(i); i=0,1,2,\dots,j$. W pracy interesować nas będzie estymata $\hat{x}(k/k)$. Definiujemy tzw. dopuszczalną funkcję strat $L(q)$, która ma następujące właściwości [161]:

- $L(0)=0$,
- L jest symetryczna,
- jest to niemalejąca funkcja skalarna.

Najczęściej stosowana jest funkcja strat

$$L(x) = \bar{x}^T \bar{x} .$$

gdzie: $\bar{x}(k/k) = x(k) - \hat{x}(k/k)$ - błąd estymacji.

Tworzymy wskaźnik jakości:

$$J[\hat{x}(k|k)] = E\{L[\hat{x}(k|k)]\} \quad (5.13)$$

Minimalizując wskaźnik jakości J , przy poczynionych założeniach, otrzymujemy równania filtru Kalmana [7, 120]:

$$\hat{x}(k+1|k) = a(k)\hat{x}(k|k) \quad (5.14)$$

$$\hat{x}(k+1|k+1) = \hat{x}(k+1|k) + K(k+1)[z(k+1) - \hat{x}(k+1|k)] \quad (5.15)$$

$$K(k+1) = \frac{P(k+1|k)}{P(k+1|k) + R(k+1)} \quad (5.16)$$

$$P(k+1|k) = a(k)^2 P(k|k) \quad (5.17)$$

$$P(k+1|k+1) = [1 - K(k+1)] P(k+1|k) \quad (5.18)$$

Upraszczając te równania, otrzymujemy:

$$\hat{x}(k+1|k+1) = a(k)\hat{x}(k|k) + K(k+1)[z(k+1) - a(k)\hat{x}(k|k)] \quad (5.19)$$

$$K(k+1) = \frac{a(k)^2 P(k|k)}{a(k)^2 P(k|k) + R(k+1)} \quad (5.20)$$

$$P(k+1|k+1) = [1 - K(k+1)] a(k)^2 P(k|k) \quad (5.21)$$

gdzie:

$$P(k|k) = E\{[x(k) - \hat{x}(k|k)][x(k) - \hat{x}(k|k)]\} \quad (5.22)$$

- wariancja błędu estymacji.

Konieczne jest także przyjęcie warunków początkowych. Jako wartość estymaty sygnału na początku obliczeń przyjmujemy pierwszy dostępny pomiarowo zakłócony okres sygnału. Wariancja błędu tak przyjętej estymaty jest równa wariancji zakłóceń tego okresu sygnału:

$$\hat{x}(0|0) = z(0) \quad (5.23)$$

$$P(0|0) = R(0) \quad (5.24)$$

Przekształcając równania (5.20), (5.21), otrzymujemy:

$$P(k+1|k+1) = \frac{a(k)^2 P(k|k) R(k+1)}{a(k)^2 P(k|k) + R(k+1)} \quad (5.25)$$

Stąd porównując równania (5.25), (5.20):

$$P(k+1|k+1) = K(k+1) R(k+1) \quad (5.26)$$

Wprowadzając do równania (5.20) równanie (5.26), otrzymujemy rekurencyjną zależność wzmocnienia filtru Kalmana:

$$K(k+1) = \frac{1}{1 + \frac{R(k+1)}{a(k)^2 K(k) R(k)}} \quad (5.27)$$

K(1) obliczamy na podstawie równania (5.20):

$$k(1) = \frac{R(0)}{R(0) + R(1)} \quad (5.28)$$

W ten sposób możemy rekurencyjnie obliczać wzmocnienie filtru Kalmana, dysponując wariancją zakłóceń dodanych do sygnału EKG oraz wartością czynnika skalującego a(k). Można udowodnić, że prawdziwa jest równość:

$$\begin{aligned} \hat{x}(i|i) = & z(0) \prod_{n=1}^i a(n-1) [1-K(n)] + \\ & \sum_{n=1}^{i-1} z(n) K(n) \prod_{l=n+1}^i a(l-1) [1-k(l)] \\ & + z(i) K(i) \end{aligned} \quad (5.29)$$

Na podstawie tej równości możemy inaczej zapisać estymatę sygnału:

$$\hat{x}(i|i) = \sum_{k=0}^i b(k) z(k) \quad (5.30)$$

gdzie:

$$b(0) = \prod_{n=1}^i a(n-1) [1-K(n)] \quad (5.31)$$

$$\forall 0 < n < i \quad b(n) = K(n) \prod_{l=n+1}^i a(l-1) [1-K(l)] \quad (5.32)$$

$$b(i) = K(i) \quad (5.33)$$

Czyli estymata sygnału jest liniową kombinacją wartości zakłóconych okresów sygnału, z wagą zależną od wariancji zakłóceń oraz amplitudy.

Prawdziwe jest następujące równanie:

$$K(k) = \frac{1}{1 + \sum_{l=0}^{k-1} \frac{R(k)}{\prod_{i=l}^{k-1} a(i)^2 R(l)}} \quad (5.34)$$

Podstawiając równanie (5.25) do (5.34), otrzymujemy:

$$P(k|k) = \frac{1}{\frac{1}{R(k)} + \sum_{l=0}^{k-1} \frac{1}{R(l) \prod_{i=l}^{k-1} a(i)^2}} \quad (5.35)$$

Jest to zależność, która umożliwi obliczanie wariancji zakłóceń estymaty po uśrednieniu k+1 okresów sygnału na podstawie znajomości wariancji zakłóceń tych okresów. Obliczymy wariancję zakłóceń estymaty dla tradycyjnego uśredniania przy niestacjonarnych zakłóceniach. Tradycyjne uśrednianie można zapisać jako:

$$x_{sr}(i) = \frac{1}{i+1} \sum_{n=0}^i z(n) \quad (5.36)$$

Ale każdy okres sygnału składa się ze składnika deterministycznego x(n) oraz zakłóceń v(n):

$$z(n) = x(n) + v(n) \quad (5.37)$$

Czyli:

$$\bar{x} = E[x_{sr}] = \frac{1}{i+1} \sum_{n=0}^i E[x(n) + v(n)] = \frac{1}{i+1} \sum_{n=0}^i x(n) \quad (5.38)$$

natomiast wariancja [67]:

$$E[(x_{sr} - \bar{x})^2] = \left[\frac{1}{i+1} \sum_{n=0}^i v(n) \right]^2 = \frac{1}{(i+1)^2} \sum_{n=0}^i R(n) \quad (5.39)$$

Zauważmy, że wariancja estymaty otrzymanej za pomocą metody tradycyjnej jest równa średniej wariancji zakłóceń podzielonej przez liczbę uśrednianych okresów sygnału. Natomiast wariancja estymaty otrzymanej metodą filtru Kalmana jest mniejsza od najmniejszej wariancji zakłóceń. Ceną, jaką płacimy za optymalność estymaty otrzymanej metodą filtru Kalmana, jest konieczność posiadania wiedzy o wariancji zakłóceń.

W dalszej części pracy zakładamy stałość wariancji zakłóceń w obrębie jednego okresu sygnału. W związku z tym, na podstawie (5.20) wzmocnienie filtru Kalmana będzie stałe w obrębie każdego okresu sygnału. Natomiast estymata wartości dla każdej próbki obliczana będzie oddzielnie na podstawie równania (5.19). Przedstawiona będzie teraz metoda estymacji wartości współczynników skalujących. Okresy sygnału o wskaźnikach p i $p+1$ możemy przedstawić jako:

$$\begin{aligned} x(p) &= \mu_p s \\ x(p+1) &= \mu_{p+1} s \end{aligned} \quad (5.40)$$

gdzie: μ_p, μ_{p+1} - stałe skalarne,

s - hipotetyczny sygnał o jednostkowej energii ($s^T s = 1$).

Na podstawie (5.3) widzimy, że współczynnik skalujący otrzymujemy jako:

$$a(p) = \frac{\mu_{p+1}}{\mu_p} \quad (5.41)$$

Współczynniki μ możemy wyznaczyć na podstawie zależności:

$$\begin{aligned} s^T x(p) &= \mu_p s^T s = \mu_p \\ s^T x(p+1) &= \mu_{p+1} s^T s = \mu_{p+1} \end{aligned} \quad (5.42)$$

Jednak w praktyce nie dysponujemy sygnałami s i $x(p)$. Definiujemy sygnał:

$$x_{sr}^p = \frac{1}{i-1} \sum_{\substack{n=0 \\ n \neq p \\ n \neq p+1}}^i z(n) \quad (5.43)$$

Jest to sygnał, który otrzymujemy przez tradycyjne uśrednienie okresów sygnału z wyłączeniem okresów sygnału o wskaźnikach $p, p+1$. Sygnał ten możemy przedstawić w postaci:

$$x_{sr}^p = \mu_{sr}^p s + v_{sr}^p \quad (5.44)$$

gdzie:

$$v_{sr}^p = \frac{1}{i-1} \sum_{\substack{n=0 \\ n \neq p \\ n \neq p+1}}^i v(n) \quad (5.45)$$

Wyznamy wartość iloczynu:

$$x_{sr}^T z(p) = [\mu_{sr}^p s + v_{sr}^p]^T [x(p) + v(p)] \quad (5.46)$$

oraz jego wartość oczekiwaną:

$$\begin{aligned} E[x_{sr}^T z(p)] &= \\ &= E[\mu_{sr}^p s^T x(p) + \mu_{sr}^p s^T v(p) + (v_{sr}^p)^T x(p) + (v_{sr}^p)^T v(p)] \end{aligned} \quad (5.47)$$

Uwzględniając (5.8), (5.40), otrzymujemy:

$$E[(x_{sr}^p)^T z(p)] = \mu_p \mu_{sr}^p s^T s = \mu_p \mu_{sr}^p \quad (5.48)$$

Stąd otrzymujemy estymatę czynnika skalującego $a(p)$:

$$\hat{a}(p) = \frac{(x_{sr}^p)^T z(p+1)}{(x_{sr}^p)^T z(p)} = \frac{\mu_p \mu_{sr}^p}{\mu_{p+1} \mu_{sr}^p} = \frac{\mu_{p+1}}{\mu_p} \quad (5.49)$$

Przedstawiona będzie teraz metoda wyznaczania wariancji zakłóceń okresów sygnału.

Definiujemy proces innowacyjny filtru Kalmana jako sygnał:

$$\tilde{z}(k) = z(k+1) - a(k) \hat{x}(k|k) \quad (5.50)$$

Proces innowacyjny jest szumem białym o wariancji [7]:

$$\hat{V}_z(k) = a(k)^2 P(k|k) + R(k+1) \quad (5.51)$$

Czyli, aby obliczyć wariancję zakłóceń, należy obliczyć wariancję procesu innowacyjnego. Ponieważ założyliśmy stałość wariancji zakłóceń w obrębie jednego okresu sygnału, to wariancja procesu innowacyjnego jest również stała w obrębie jednego okresu.

Wariancję procesu innowacyjnego dla k-tego okresu sygnału obliczamy na podstawie równania:

$$\hat{V}_z(k) = \frac{1}{j} \sum_{i=1}^j [\hat{z}_i(k)]^2 \quad (5.52)$$

gdzie: $\hat{z}_i(k)$ - oznacza scentrowaną (odjęcie wartości średniej) wartość procesu innowacyjnego dla i-tej próbki k-tego okresu sygnału:

$$\hat{z}_i(k) = \tilde{z}_i(k) - E[\tilde{z}(k)] \quad (5.53)$$

gdzie: $\tilde{z}_i(k)$ - oznacza wartość procesu innowacyjnego dla i-tej próbki k-tego zespołu P-QRS-T.

Przekształcając równanie (5.51), otrzymujemy:

$$R(k+1) = \hat{V}_z(k) - a(k)^2 P(k|k) \quad (5.54)$$

W ten sposób możemy na podstawie znajomości wariancji procesu innowacyjnego obliczyć wariancję zakłóceń na bieżąco, podczas estymacji sygnału. Ponieważ znamy wariancję procesu innowacyjnego, możemy w prosty sposób usuwać wpływ próbek "obcych" na estymatę sygnału. Przyjmujemy wzmocnienie filtru Kalmana równe zero dla próbek, dla których proces innowacyjny ma wartość większą niż $3V_z(k)$. Postępowanie takie jest uzasadnione przyjęciem gaussowskiego charakteru zakłóceń. Wtedy proces innowacyjny ma również rozkład gaussowski [161] i odrzucamy "ogony" rozkładu. Przyjęcie zerowej wartości wzmocnienia filtru Kalmana

prowadzi do wartości estymaty dla danej próbki równej wartości tej estymaty w poprzednim kroku iteracji (5.19).

Powstaje problem inicjalizacji obliczeń. Za pomocą prezentowanej metody możemy obliczyć dopiero wariancję zakłóceń dla wskaźnika $k=2$. Natomiast do obliczenia $K(1)$ potrzebne są $R(0)$ i $R(1)$. Wariancję zakłóceń dla okresu o wskaźniku 0 wyznaczamy:

$$\hat{R}(0) = E\{[a_x x_{sr}^0 - z(0)]^2\} \quad (5.55)$$

gdzie: a_x - czynnik skalujący wyznaczany zgodnie z zasadą przedstawioną powyżej na podstawie zależności:

$$\hat{a}_x = \frac{x(0)^T x_{sr}^0}{(x_{sr})^T x_{sr}^0} = \frac{\mu_{sr}^0 \mu_0}{\mu_{sr}^0 \mu_{sr}} = \frac{\mu_0}{\mu_{sr}} \quad (5.56)$$

Estymatę wariancji okresu sygnału o wskaźniku 1 wyznaczamy na podstawie:

$$\hat{R}(1) = E\{[a(0)x(0) - x(1)]^2\} - a(0)^2 \hat{R}(0) \quad (5.57)$$

Zaletą prezentowanej metody tłumienia zakłóceń jest możliwość zastosowania jej do przetwarzania blokowego lub rekurencyjnego. Zastosowanie do przetwarzania rekurencyjnego jest oczywiste i nie wymaga wyjaśnień. Natomiast przetwarzanie blokowe możemy łatwo uzyskać przez inicjację obliczeń na podstawie obliczonych wariancji zakłóceń oraz estymaty sygnału na podstawie poprzedniego bloku danych. Inicjację dla pierwszego bloku przeprowadzamy tak samo jak dla przetwarzania rekurencyjnego. Inną zaletą prezentowanej metody jest możliwość ciągłej oceny wariancji zakłóceń dodanych do uśrednionego zespołu QRS na podstawie obliczeń $P(k/k)$. W ten sposób możemy przy przetwarzaniu blokowym rozpoczynać obliczenia następnego bloku, gdy poziom zakłóceń uśrednionego sygnału będzie mniejszy niż założony. Oczywiście potrzebne jest ograniczenie na maksymalną liczbę uśrednionych zespołów ze względu na śledzenie zmian sygnału EKG.

Należy zaznaczyć, że jeżeli zakłócenia dodane do sygnału EKG nie będą miały gaussowskiego rozkładu amplitud, to filtr Kalmana będzie najlepszym estymatorem z klasy estymatorów liniowych [120].

5.3. Testowanie metod uśredniania sygnału EKG w dziedzinie czasu

Przeprowadzono następujące testowanie porównawcze metody uśredniania tradycyjnego, metod uśredniania ważonego i opartej na filtrze Kalmana. Z bazy danych wybrano losowo 10 zespołów P-QRS-T o wysokim stosunku sygnał-szum. Na podstawie każdego z nich generowano 100 okresów sygnału. Generacja polegała na zmianie amplitudy poszczególnych okresów sygnału, tak aby ich amplituda była zmienną losową o rozkładzie równomiernym. Przyjęto zmienność amplitudy 15% [190]. Tak uzyskane okresy sygnału zakłócano białym szumem gaussowskim. Stosunek sygnał-szum był zmienną losową o rozkładzie normalnym i określonej wartości średniej oraz odchyleniu standardowym. Tak uzyskane okresy sygnału uśredniano metodami:

- tradycyjną (uśrednianie z równymi wagami),
- opisaną w pracy,
- opisaną w pracy przy założeniu niezmienności amplitudy (współczynniki $a(k) = 1$) [129],
- minimalizującą energię sygnału uśrednionego [54],
- maksymalizującą stosunek sygnał-szum sygnału uśrednionego [48],
- jak powyżej przy założeniu niezmienności amplitudy.

Stosunek sygnał-szum oceniano dwoma znanymi z literatury estymatorami: największej wiarygodności [48]:

$$SNR_{ML} = \frac{2 \sum_{i=1}^n x_{1i} x_{2i}}{\sum_{i=1}^n (x_{1i} - x_{2i})^2} \quad (5.58)$$

oraz opartym na współczynniku korelacji:

$$SNR_R = \exp\left(\frac{-2}{n-3}\right) \left[\frac{r}{1-r} - \frac{1}{2} \right] + \frac{1}{2} \quad (5.59)$$

gdzie:

$$r = \frac{\sum_{i=1}^n x_{1i} x_{2i}}{\sqrt{\sum_{i=1}^n x_{1i}^2 \sum_{i=1}^n x_{2i}^2}} \quad (5.60)$$

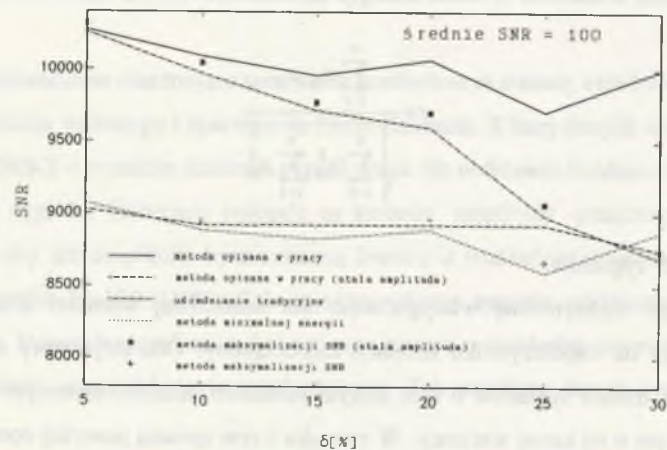
n - ilość próbek sygnałów.

Estymator maksymalnej wiarygodności dla skończonej wartości n jest obciążony, natomiast oparty na współczynniku korelacji nieobciążony. Oba estymatory do wyznaczenia SNR wymagają dwóch sygnałów o tym samym składniku deterministycznym oraz składniku probabilistycznym o tej samej wariancji. W związku z tym opisaną powyżej operację tworzenia zakłóconych okresów sygnału oraz uśredniania wykonywano dwa razy. Przy czym zakłócenia posiadały tę samą wariancję, ale były to różne realizacje. Przyjęto następujące średnie wartości SNR: 1, 10, 100. Odchylenie standardowe SNR określano jako pewien procent SNR średniego (SNR):

$$\delta := \frac{\sigma_{SNR}}{SNR} 100\% \quad (5.61)$$

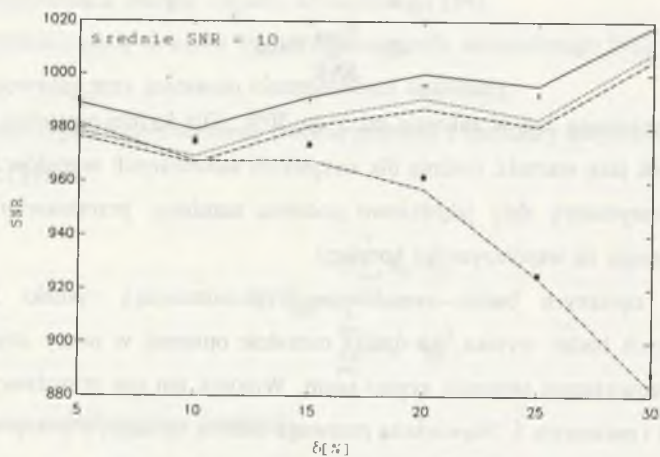
Parametr ten zmieniany był w zakresie od 5 do 30%. Dla każdej wartości tego parametru wyznaczano SNR jako wartość średnią dla wszystkich stosowanych zespołów QRS. Ponieważ oba używane estymatory dały jakościowo podobne rezultaty, przedstawiono dalej wyniki estymatora opartej na współczynniku korelacji.

Wyniki opisanych badań symulacyjnych przedstawiają rysunki 5.1 - 5.3. Z przeprowadzonych badań wynika, że dzięki metodzie opisanej w pracy uzyskujemy sygnał uśredniony o najwyższym stosunku sygnał-szum. Wniosek ten jest prawdziwy niezależnie od średniego SNR i parametru δ . Największą przewagę metody opisanej w pracy obserwujemy dla korzystnych średnich SNR. Dla niekorzystnych średnich SNR opisana w pracy [48] metoda uśredniania ważonego prowadzi do zbliżonego tłumienia zakłóceń. Ale metoda ta charakteryzuje się dużym nakładem obliczeniowym (wyznaczanie uogólnionych wektorów własnych).



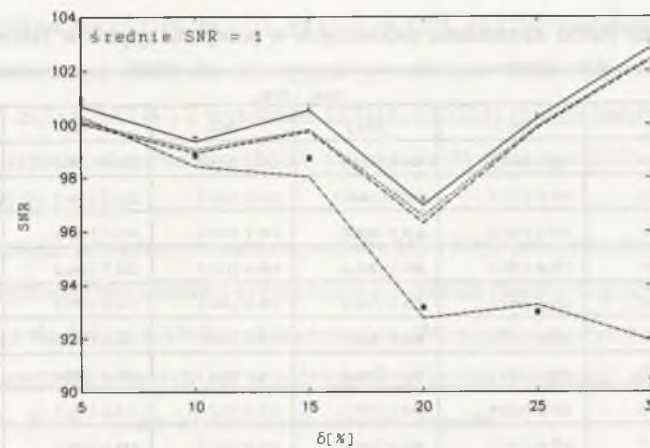
Rys.5.1. SNR sygnału uśrednionego metodami testowanymi w pracy. Średnie SNR=100

Fig.5.1. SNR for averaged signal by methods tested in paper. Mean SNR=100



Rys.5.2. SNR sygnału uśrednionego metodami testowanymi w pracy. Średnie SNR=10

Fig.5.2. SNR for averaged signal by tested in paper methods. Mean SNR=10



Rys.5.3. SNR sygnału uśrednionego metodami testowanymi w pracy. Średnie SNR=1

Fig.5.3. SNR for signal averaged by tested in paper methods. Mean SNR=1

Oprócz badań symulacyjnych wykonano badania metod uśredniania dla sygnałów rzeczywistych. Zapisano po 100 okresów sygnału EKG dla 24 pacjentów. 14 zapisów wykonano podczas spoczynku (ECG1 - ECG14), a 10 podczas wysiłku (ECG15 - ECG24). Dla każdego pacjenta metodą losową podzielono ten zbiór na dwa rozłączne, po 50 okresów sygnału każdy. Okresy sygnałów zostały scentrowane metodą opisaną w rozdziale 4. Każdy z tych podzbiorów uśredniono testowanymi metodami. Następnie wyznaczono SNR za pomocą estymatorów opisanych powyżej (5.58, 5.59). Wyniki zebrane są w tabeli 5.1. Przy czym każdy z wyników jest wynikiem średnim dla 75 różnych podziałów na podzbiory. W tabeli tej zastosowano oznaczenia: TA - uśrednianie tradycyjne, KAL1 - uśrednianie przedstawione w pracy ($a(k)=1$), KAL2 - uśrednianie opisane w pracy, EIG1 - metoda maksymalizacji SNR (bez uwzględnienia efektu modulacji amplitudy), EIG2 - metoda maksymalizacji SNR, ME - metoda minimalizacji energii sygnału uśrednionego.

Tabela 5.1

Wyniki badań metod uśredniania testowanych w pracy dla sygnałów rzeczywistych

	SNR _s SNR _n					
	TA	KAL1	KAL2	EIG1	ME	EIG2
ECG1	157.7 142.9	431.3 394.5	434.8 421.8	159.2 144.6	231.3 209.7	230.5 211.1
ECG2	206.0 140.3	889.0 573.0	1937.1 1640.1	208.7 143.9	292.2 206.8	310.2 282.7
ECG3	203.2 199.5	383.2 363.8	414.5 406.0	192.7 193.4	463.1 445.8	457.7 440.5
ECG4	131.7 123.1	170.6 155.6	209.1 201.4	138.6 132.7	285.7 264.0	288.7 270.2
ECG5	390.6 384.5	659.5 642.7	731.5 726.9	390.5 384.3	374.8 377.2	380.7 378.1
ECG6	306.9 294.1	473.8 445.9	506.4 498.9	309.3 296.4	320.4 306.2	320.7 306.24
ECG7	304.7 297.2	479.2 349.3	660.6 581.5	354.6 288.2	499.8 337.4	588.0 439.7
ECG8	350.4 333.3	437.5 414.9	519.3 496.7	349.3 332.3	333.5 312.3	329.1 308.6
ECG9	125.4 116.7	157.0 145.3	162.8 141.9	124.9 117.2	148.6 137.1	149.5 139.0
ECG10	152.2 138.9	235.0 206.4	238.6 227.8	154.7 141.0	133.4 120.2	135.7 122.0
ECG11	769.5 739.9	1053.2 986.6	1085.0 992.6	764.3 734.8	860.8 814.6	861.6 815.8
ECG12	512.0 434.5	1116.8 962.5	1200.7 1124.1	514.8 439.8	520.5 459.1	524.2 466.2
ECG13	190.4 173.1	225.9 118.1	261.8 242.7	190.7 172.7	132.0 120.4	130.1 117.9
ECG14	294.8 281.2	373.6 342.9	399.9 387.8	292.6 279.7	288.5 270.9	286.8 270.0
ECG15	160.8 160.8	234.1 234.0	286.9 286.1	148.9 148.9	278.3 277.7	274.5 273.9
ECG16	125.0 125.2	168.9 125.2	273.5 273.5	116.1 116.3	223.2 222.5	216.7 216.4
ECG17	76.5 76.6	198.9 197.6	398.6 397.1	59.7 59.6	332.7 330.0	326.1 323.5
ECG18	192.3 191.2	301.0 292.9	418.2 411.3	184.2 183.3	439.9 433.6	432.3 425.8
ECG19	77.3 77.1	100.4 99.9	192.4 191.5	71.2 70.7	131.5 130.8	128.8 127.9
ECG20	112.9 112.7	147.7 146.2	187.8 186.5	107.4 107.2	181.9 180.1	180.8 179.2
ECG21	191.5 190.3	161.4 160.1	212.4 211.8	188.0 186.8	213.9 211.4	212.6 210.1
ECG22	349.3 346.1	302.8 299.6	479.2 478.1	344.0 340.8	483.7 478.7	479.1 473.8
ECG23	98.7 96.1	124.9 124.8	172.2 171.2	82.2 81.1	173.1 172.1	162.9 162.6
ECG24	176.8 176.1	242.5 241.1	317.0 316.6	192.4 191.8	319.7 318.6	314.7 313.9

Z wyników przedstawionych w tabeli wynika, że przedstawiona w pracy metoda (KAL2) prowadzi do sygnału uśrednionego o zawsze wyższym stosunku sygnał-szum w porównaniu z metodami: tradycyjną (TA), metodą opartą na filtracji Kalmana (bez uwzględniania efektu modulacji amplitudy - KAL1) oraz metodą maksymalizacji stosunku sygnał-szum (bez

uwzględnienia efektu modulacji amplitudy - EIG1). Dla 7 zapisów EKG (2 spoczynkowe ECG3, ECG4 i 5 wysiłkowych ECG18, ECG21, ECG22, ECG23, ECG24) metoda minimalizacji energii sygnału uśrednionego (ME) dawała sygnał o wyższym SNR. Dla 4 zapisów EKG (2 spoczynkowe ECG3, ECG4 i 2 wysiłkowe ECG18, ECG21) metoda maksymalizacji stosunku sygnał-szum sygnału uśrednionego (EIG2) prowadziła do wyższego SNR niż metoda opisana w pracy (KAL2).

Reasumując powyższe rozważania, metody ME i EIG2 prowadzą dla niektórych zapisów EKG do korzystniejszego stosunku sygnał-szum niż metoda opisana w pracy. Jednak metody te charakteryzują się dużym nakładem obliczeniowym. Wymagają one wyznaczenia odpowiednio: wektorów i wartości własnych lub uogólnionych wektorów i wartości własnych macierzy o wymiarze $N \times N$; N - liczba uśrednianych okresów sygnału.

5.4. Podsumowanie

W rozdziale przedstawiono nową metodę tłumienia zakłóceń, których widmo częstotliwościowe nakłada się na widmo sygnału EKG dla szerokiego zakresu częstotliwości. Przedstawiona metoda wykorzystuje teorię filtru Kalmana.

Wykazano teoretycznie i praktycznie, że przedstawiona w pracy ważona metoda uśredniania sygnału EKG w dziedzinie czasu prowadzi do lepszego tłumienia zakłóceń niż metoda tradycyjna. Przypadek, gdy obie metody prowadzą do takiego samego tłumienia zakłóceń sygnału EKG, występuje wtedy, gdy zakłócenia są stacjonarne i brak jest efektu modulacji amplitudy. W praktyce założenia te nie są spełnione, dlatego tradycyjna metoda nie jest optymalna. Inne znane z literatury metody uśredniania ważonego prowadzą zazwyczaj do gorszego tłumienia zakłóceń oraz charakteryzują się dużym nakładem obliczeniowym. Innymi zaletami przedstawionej metody są:

- możliwość ciągłej oceny jakości tłumienia zakłóceń,
- możliwość zastosowania do przetwarzania rekurencyjnego lub blokowego,
- możliwość usuwania próbek "obcych" bez pogorszenia jakości sygnału.

Przedstawiona metoda daje wariancję zakłóceń uśrednionego sygnału mniejszą od najmniejszej wariancji zakłóceń uśrednianych okresów EKG. Natomiast metoda tradycyjna prowadzi do wariancji zakłóceń uśrednionego sygnału równej średniej wariancji zakłóceń uśrednianych okresów EKG podzielonej przez ich liczbę.

Reasumując, możemy stwierdzić, że dzięki metodzie omawianej w pracy możliwe jest efektywniejsze tłumienie zakłóceń sygnału, a tym samym analizowanie go przy bardziej niekorzystnym stosunku sygnał-szum niż przy zastosowaniu metody tradycyjnej i innych znanych z literatury metod uśredniania ważonego.

6. ANALIZA PÓŹNYCH POTENCJAŁÓW KOMOROWYCH

6.1. Wprowadzenie

Znaczny procent zgonów z powodów kardiologicznych występuje w sposób nagły i nieoczekiwany. Badania holterowskie oraz monitorowanie pomogły wykazać, że bezpośrednią przyczyną śmierci są komorowe zaburzenia rytmu, najczęściej migotanie [44]. Do prognozowania zagrożenia nagłą śmiercią sercową stosuje się: rutynowe badanie EKG, badania wysiłkowe, holterowskie, obliczanie frakcji wyrzutowej oraz programowaną stymulację komór [222]. Z literatury wynika, że największą czułość i specyficzność prognostyczną posiada metoda ostatnia. Jednak jest to metoda inwazyjna i niebezpieczna dla pacjenta [44].

W ostatnim dwudziestoleciu duże znaczenie przywiązuje się do tzw. późnych potencjałów komorowych. Wykrycie ich świadczy o zwiększonej arytmogenności komór. Potencjały te występują w końcowej części zespołu QRS i są wyrazem opóźnionego pobudzenia stref leżących w obrębie uszkodzonego mięśnia sercowego. Obszary pobudzane z opóźnieniem mogą być źródłem ponownej depolaryzacji otaczającego je zdrowego mięśnia sercowego. Obszary te są źródłem potencjałów późnych, jak również podłożem dla częstoskurczu komorowego w mechanizmie reentry. Oprócz takich obszarów muszą istnieć inne czynniki wywołujące częstoskurcz. Mogą nimi być: dodatkowe pobudzenia przedwczesne komorowe, autonomiczny system nerwowy oraz niedokrwienie [17,22,28,30,64,227,230].

W 1973 r. Boineau oraz Cox udowodnili, że podczas eksperymentalnego zawału serca u psa dochodziło do takiego opóźnienia przewodzenia, że mogło ono powtórnie depolaryzować mięsień sercowy [227]. Badania te wykonane były elektrodami wewnątrzsercowymi. Pierwsze badania potencjałów późnych u ludzi wykonali w 1978 r. Josephson oraz Fontaine. Badania wykonywane były elektrodami wewnątrzsercowymi oraz nasierdziowymi. Stosowanie takich elektrod było wymuszone bardzo małą amplitudą potencjałów późnych. Wynika ona z małej objętości obszarów mięśnia sercowego generujących te potencjały [44]. Dlatego przelomowa

była praca [17] Barbariego (1978 r.), w której wykazał on, że potencjały późne można rejestrować z powierzchni skóry. Eksperyment ten wykonywano na psach, a rejestrację tak małych potencjałów (rzędu mikrowoltów) uzyskano dzięki zastosowaniu metody uśredniania sygnału w dziedzinie czasu. W latach 1981-83 wiele grup badawczych badało tą metodą potencjały późne u ludzi: Rozaliński, Marcus, Simson, Breithardt, Denes [27,44]. Najdokładniej charakterystykę potencjału późnego oraz metodę jego wykrywania opracował Simson. Metoda Simsona stosowana była przez wielu badaczy z pewnymi modyfikacjami. Jest ona stosowana do dnia dzisiejszego [83] i będzie opisana dokładnie w następnym punkcie. Należy nadmienić, że w ostatnich latach coraz częściej opisywane są systemy analizy późnych potencjałów komorowych na podstawie zapisów holterowskich [84,105,207]. Jednakże ze względu na jakość zapisywanych sygnałów jest to rozwiązanie wątpliwe [20]. Istnieją również systemy do "mappingu" potencjałów późnych [111].

6.2. Analiza potencjałów późnych w dziedzinie czasu

W pierwszych pracach dotyczących wykrywania potencjałów późnych stosowano kryteria opisane w dziedzinie czasu. Barbari [17] wyznaczał czas trwania zespołu QRS i potencjału późnego. W innych pracach stosowano kryteria, które ogólnie można opisać jako poszukiwanie "zafalowań" w określonej minimalnej odległości od końca zespołu QRS oraz o maksymalnej amplitudzie przekraczającej pewną wartość (najczęściej związaną z poziomem zakłóceń) [30,85,227].

W 1981 r. Simson podał metodę wykrywania potencjałów późnych [222]. Metoda ta bazuje na uśrednionych w dziedzinie czasu sygnałach z odprowadzeń ortogonalnych X, Y, Z. Zalecany poziom zakłóceń sygnału uśrednionego powinien być mniejszy od $0.3 \mu\text{V}$. Tak uzyskane sygnały filtrowano pasmowoprzepustowo filtrem o paśmie przepustowym 25 - 250 Hz. Aby nie zniekształcać fazy sygnału, stosowano filtr dwukierunkowy o nieskończonej długości odpowiedzi impulsowej. Filtrację tę stosowano dla tłumienia wolnozmiennych składników sygnału występujących w obszarze odcinka ST oraz załamka T. Na podstawie tak uzyskanych sygnałów wyznaczano długość wektora:

$$V = \sqrt{X_f^2 + Y_f^2 + Z_f^2} \quad (6.1)$$

gdzie: X_f , Y_f , Z_f - filtrowane pasmowoprzepustowo uśrednione sygnały z odprowadzeń ortogonalnych.

Na wielkości V dokonywano wyznaczenia początku i końca fali odpowiadającej zespołowi QRS. Definiowano czas trwania zespołu QRS jako różnicę tych wielkości oraz napięcie skuteczne (RMS) końcowych 40 ms odpowiadających zespołowi QRS sygnału V . Przyjęto następujące kryterium występowania potencjałów późnych: czas trwania QRS większy niż 110 ms i RMS mniejszy niż $25 \mu\text{V}$.

Podobną metodykę stosował Kuchar. Używał on filtru o górnej częstotliwości granicznej 40 Hz. Stosował on kryterium: czas trwania QRS większy niż 120 ms lub RMS mniejszy niż $20 \mu\text{V}$. Gomes w swoich badaniach w porównaniu z Kucharem wyznaczał dodatkowo na sygnale V czas trwania końcowej części zespołu QRS o amplitudzie mniejszej niż $40 \mu\text{V}$ (LAS). Stosował kryterium: czas trwania QRS większy niż 114 ms lub RMS mniejsze niż $25 \mu\text{V}$ lub LAS większe niż 38 ms [109,222]. W pracy [116] wykazano, że decydująca dla poprawności analizy w dziedzinie czasu przy wykorzystaniu długości wektora jest równość poziomu zakłóceń uśrednionych sygnałów dla odprowadzeń X, Y, Z.

6.3. Analiza potencjałów późnych w dziedzinie częstotliwości

Po raz pierwszy w 1952 r. Langner zwrócił uwagę, że występowanie wysokich częstotliwości w sygnale EKG jest związane z chorobą niedokrwienną i zawałem serca [19]. Badania te przeprowadzane były za pomocą oscyloskopu i aparatu fotograficznego. Podobne wyniki uzyskała Flowers w 1969 r. Początki zastosowania analizy częstotliwościowej dla sygnału EKG przedstawił Franke (1962 r.). Stosował on analogowe filtry pasmowoprzepustowe do oceny widmowej zawartości zespołów QRS. Analiza widmowa przy zastosowaniu dyskretnej transformaty Fouriera zastosowana była po raz pierwszy przez Riggsa w 1979 r. [18]. W 1984 r. Cain analizował za pomocą szybkiego przekształcenia Fouriera (FFT) końcową

część zespołu QRS w celu wykrywania potencjałów późnych [118]. W 1988 r. Landner, uznając fakt, że sygnał EKG jest niestacjonarny, zastosował czasowo-częstotliwościową analizę końcowej części zespołu QRS, za pomocą krótkookresowej transformaty Fouriera (SFT) [19]. W 1990 r. Haberl zastosował modelowanie autoregresyjne do estymacji widma sygnału EKG [74,194]. W 1992 r. Karoubi i wsp. zastosowali rozkład Wignera, a Dickhaus i wsp. transformatę falową (wavelet transform) do analizy potencjałów późnych [50,101].

Dla analizy w dziedzinie częstotliwości brak jest jednolitych i powszechnie akceptowanych kryteriów oceny występowania potencjałów późnych. Najczęściej stosowanym kryterium dla analizy częstotliwościowej jest pomiar stosunku pól powierzchni pod wykresem widmowej gęstości mocy [33,104]. Przykładowo w pracy [73] stosuje się stosunek powierzchni dla zakresów (60-120Hz)/(0-30Hz). Widmową gęstość mocy sygnału wyznacza się na podstawie przekształcenia Fouriera dla odcinka 120 ms. Początek tego odcinka znajduje się 20 ms "w głąb" zespołu QRS.

W analizie czasowo-częstotliwościowej jedynym opisanym kryterium oceny występowania potencjałów późnych jest FN (factor of normality) [74,194]. Wskaźnik ten definiowany jest jako stosunek energii sygnału EKG w paśmie 60-180 Hz dla odcinka ST (punkt J+32ms) i końcowej części zespołu QRS (J-36 ms). Jako granicę normalności przyjęto wartość 0.3.

6.4. Analiza potencjałów późnych w dziedzinie czasu w systemie KARDIOASSIST

Analiza ta opiera się na pomiarach wykonywanych na długości wektora (6.1). Jest to metoda przyjęta jako jedyny standard w raporcie AHA [31]. W analizie tej posługujemy się uśrednionymi (w module uśredniania) sygnałami ortogonalnymi X, Y, Z. Następnym etapem jest filtracja filtrem górnoprzepustowym o dolnej częstotliwości granicznej 25 lub 40 Hz. Zgodnie z zaleceniami AHA zastosowany został filtr Butterwortha 4 rzędu (24 dB/oktawę). Jest to filtr o nieskończonej odpowiedzi impulsowej (IIR). Celem uzyskania liniowej charakterystyki fazowej filtracja przeprowadzana jest w trybie dwukierunkowym. Raport AHA nie wyklucza stosowania innych filtrów. W systemie możliwe jest zastosowanie filtracji wykorzystującej

odwrotne przekształcenie Fouriera [15,40] lub filtru o skończonej odpowiedzi impulsowej (FIR). Użytkownik decyduje o wyborze wymienionych filtrów oraz o jego częstotliwości granicznej (25 lub 40 Hz). Filtr FIR posiada liniową charakterystykę fazową. Został zaprojektowany metodą Remeza (długość odpowiedzi impulsowej 15). Filtracja z wykorzystaniem odwrotnego przekształcenia Fouriera stosuje okno Keisera-Bessela. Oba typy filtrów przedstawione są w pracach [34,117,118].

Zgodnie z zaleceniami AHA w systemie nie przeprowadza się filtracji dolnoprzepustowej. Pasma sygnału jest ograniczone jedynie przez filtrację wynikającą z błędów centrowania uśrednianych okresów sygnału (patrz rozdział 4). Po wyciszeniu na podstawie filtrowanych górnoprzepustowo sygnałów długości wektora automatycznie znajdujemy początek i koniec zespołu QRS. Definiowane są one jako punkty środkowe odcinka o długości 5 ms, w którym średnia amplituda przekracza średnią plus trzy odchylenia standardowe zakłóceń [117,206]. Zgodnie z raportem AHA położenie tych punktów może być zmieniane ręcznie. Po ustaleniu punktów początku i końca zespołu QRS obliczane są pomiary:

- czas trwania zespołu QRS,
- napięcie skuteczne końcowych 40 ms wektora,
- czas końcowej części zespołu QRS nie przekraczającej poziomu $40 \mu\text{V}$,
- oraz dodatkowo średnie napięcie końcowych 40 ms wektora.

System posiada kryteria Kuchara, Simsona, Gomesa, Denesa oraz ustalone przez użytkownika.

Podsumowując, należy stwierdzić, że moduł analizy potencjałów późnych spełnia wymagania raportu AHA [31] z nadmiarem.

6.5. Analiza potencjałów późnych w dziedzinie częstotliwości w systemie KARDIOASSIST

System umożliwia wyznaczanie widmowej gęstości mocy na podstawie przekształcenia Fouriera. Długość analizowanego odcinka sygnału i jego położenie względem końca zespołu QRS może być ustawiane dowolnie przez użytkownika. Dodatkowo istnieje możliwość automatycznego umieszczenia początku analizowanego fragmentu sygnału w miejscu, w którym

długość wektora przekracza wartość $40 \mu\text{V}$. Stosowane jest okno widmowe Blackmana-Harrisa, Nuttalla oraz gaussowskie według wyboru użytkownika [34,157]. Wykres widmowej gęstości mocy prezentowany jest bez normalizacji, w skali logarytmicznej. System wyskalowany jest tak, że sinusoida 100 Hz o amplitudzie $0.1 \mu\text{V}$ odpowiada poziomowi 0 dB. Dla tak wyznaczonej widmowej gęstości mocy system umożliwia wyznaczanie dowolnego stosunku pól oraz pomiaru dowolnej amplitudy. Ponadto istnieje możliwość prezentacji wszystkich stosunków pól w postaci trójwymiarowego wykresu lub mapy. Interpretacja odbywa się na podstawie wybranego stosunku pól.

6.6. Analiza potencjałów późnych w dziedzinie czasowo-częstotliwościowej w systemie KARDIOASSIST

Opisana w poprzednim punkcie metoda pozwala analizować pewien wybrany odcinek sygnału EKG. Brak jakichkolwiek przesłanek co do stałego położenia potencjału późnego względem końca zespołu QRS. Stąd do analizy powinien być stosowany jak najdłuższy odcinek sygnału. To jednak powoduje zmniejszenie czułości analizy. Analiza czasowo-częstotliwościowa łączy te sprzeczne wymagania i pozwala analizować cały interesujący nas obszar sygnału, tj. końcową część zespołu QRS oraz odcinek ST. W analizie tej poznajemy czasowo-częstotliwościowy rozkład energii sygnału EKG.

System umożliwia analizę sygnału EKG z odprowadzeń X, Y, Z o długości 110 ms i dowolnym położeniu względem końca zespołu QRS. Istnieje możliwość analizy tego odcinka metodami: krótkookresowej transformaty Fouriera, modelowania autoregresyjnego, unormowanej największej wiarygodności Lagunasa, transformatą falową oraz uogólnionym rozkładem Wignera. Metody te zostaną omówione szczegółowo w następnych podpunktach. Efektem działania każdej z tych metod jest trójwymiarowy wykres widmowej gęstości mocy. Istnieje możliwość prezentacji dowolnego przekroju w osi czasu i częstotliwości, czasowych zmian dowolnego stosunku pól. Wykres ten jest prezentowany i skalowany zgodnie z opisem z punktu 6.4. W celu lepszej oceny czasowo-częstotliwościowego rozkładu energii sygnału prezentowana jest mapa konturów o tej samej wartości widmowej gęstości mocy.

6.6.1. Zastosowanie krótkookresowej transformaty Fouriera

Krótkookresowe przekształcenie Fouriera definiujemy w następujący sposób [97]:

$$S(n, \omega) = \left| \sum_{m=-\infty}^{+\infty} x(m)h(n-m)e^{-jm\omega} \right|^2 \quad (6.2)$$

gdzie: $x(n)$ - dyskretny analizowany sygnał,

$h(n)$ - dyskretna funkcja okna.

Funkcja okna posiada właściwość: $h(n) = 0$ dla $|n| > N$. Inaczej mówiąc, funkcja ta przyjmuje wartości niezerowe dla argumentu od $-N$ do $+N$ (długość $2N+1$). W praktyce nie realizujemy obliczeń na podstawie (6.2), lecz dzielimy przetwarzany odcinek sygnału na nakładające się czasowo fragmenty o długości $2N+1$. Każdy z tych fragmentów mnożymy przez funkcję okna i przetwarzamy za pomocą szybkiego przekształcenia Fouriera, a spektrogram otrzymujemy jako kwadrat modułu uzyskanych współczynników [157]. Oczywiście w ten sposób mamy spektrogram dla dyskretnego zbioru pulsacji. Istotny jest wybór funkcji okna $h(n)$. Od wyboru tego zależą właściwości spektrogramu [103]. Wybór funkcji okna jest kompromisem pomiędzy pasmem przepustowym listka głównego a wielkością listków bocznych. Im węższe pasmo przepustowe listka głównego, tym wyższe listki boczne [172]. W naszym przypadku długość analizowanych fragmentów sygnału wynosi 32 ms; stąd rozdzielczość widmowa tej metody jest nie lepsza niż 30 Hz. W systemie dostępne są następujące funkcje okna: gaussowskie, Nuttalla oraz Blackmana-Harrisa 4 rzędu (-92 dB) [78,157]. Wybór tych okien jest arbitralny. Okno Blackmana-Harrisa jest najczęściej stosowanym oknem przy częstotliwościowej analizie sygnału EKG, okno Nuttalla zapewnia minimalny poziom listków bocznych (-98 dB), okno gaussowskie minimalny iloczyn czasowo-częstotliwościowy.

6.6.2. Zastosowanie modelowania autoregresyjnego

Metoda ta polega na modelowaniu analizowanego sygnału $x(n)$:

$$x(n) = \sum_{k=1}^p a_k x(n-k) + e(n) \quad (6.3)$$

gdzie: p - rząd modelu autoregresyjnego,

a_k - współczynniki modelu,

$e(n)$ - dyskretny szum biały.

Współczynniki a_k dobierane są tak, aby minimalizować wariancję błędu predykcji $e(n)$:

$$\sigma_e^2 = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N e^2(j) \quad (6.4)$$

gdzie:

$$e(n) = x(n) - \hat{x}(n) \quad (6.5)$$

Widmową gęstość mocy sygnału wyznaczamy na podstawie [158]:

$$P(\omega) = \frac{T \sigma_e^2}{\left| 1 + \sum_{k=1}^p a_k e^{j\omega k T} \right|^2} \quad (6.6)$$

gdzie: T - okres próbkowania.

Burg podał interpretację tej metody, opierając się na teorii informacji. Stąd metodę tę nazywa się również metodą maksymalnej entropii [80]. Istnieje w literaturze wiele algorytmów minimalizacji kryterium (6.4), np. rozwiązanie równań Youle'a-Walkera, algorytm Levinsona czy algorytm PARCOR [81,99,103]. W systemie wykorzystywany jest algorytm Burga [154,157]. Wybór rzędu modelu p ma istotny wpływ na uzyskiwane widmo sygnału. W systemie zastosowano wybór rzędu modelu na podstawie kryterium Akaike (AIC - Akaike Information Criterion) [80]. Rząd modelu wybierany był z zakresu 17 - 30.

Opisana metoda umożliwia uzyskiwanie wiarygodnego widma sygnału na podstawie krótkich fragmentów sygnału; nie występuje tu efekt przecieku widma. Istotną cechą tej metody jest wysoka rozdzielczość widmowa dla krótkich fragmentów sygnału [103].

6.6.3. Zastosowanie unormowanej metody największej wiarygodności

Metoda największej wiarygodności po raz pierwszy zastosowana była przez Lacossa i Capona [80]. Jest ona zaliczana do metod o niskiej rozdzielczości widmowej. Jednak w tym przypadku estymowany jest poziom mocy, a nie widmowa gęstość mocy. Lagunas [114] przedstawił modyfikację tej metody, wykazującą dużą rozdzielczość widmową i estymującą widmową gęstość mocy. Ponieważ metoda ta w przeciwieństwie do opisanych powyżej jest mniej znana, będzie omówiona dokładniej. W metodzie tej estymujemy moc widma w otoczeniu pulsacji ω_0 przez pomiar mocy sygnału wyjściowego filtra o pulsacji środkowej ω_0 . Jeżeli oznaczymy odpowiedź impulsową tego filtra jako:

$$h^T = [h(0)h(1)\dots h(q)] \quad (6.7)$$

oraz sygnał wejściowy jako:

$$X(n)^T = [x(n)x(n-1)\dots x(n-q)] \quad (6.8)$$

to sygnał wyjściowy możemy przedstawić w postaci:

$$e(n) = h^T X(n) \quad (6.9)$$

Moc sygnału w paśmie przepustowym filtra uzyskujemy jako:

$$P = E [e(n)^2] = E [h^T X(n) X(n)^T h] = h^T R_x h \quad (6.10)$$

gdzie: R_x - macierz autokorelacji sygnału x . Oczywiście filtr h posiada charakterystykę częstotliwościową:

$$H(\omega) = \sum_{k=0}^q h(k) e^{-jk\omega} \quad (6.11)$$

Jeżeli oznaczymy widmową gęstość mocy sygnału x jako $S_x(\omega)$, to dla filtra o pulsacji środkowej ω_0 , mamy:

$$S_x(\omega) = \hat{S}_x(\omega) + \tilde{S}_x(\omega) \quad (6.12)$$

gdzie:

$$\hat{S}_x(\omega) = \begin{cases} S_x(\omega) & \omega \in \langle \omega_0 - \varepsilon, \omega_0 + \varepsilon \rangle \\ 0 & \omega \notin \langle \omega_0 - \varepsilon, \omega_0 + \varepsilon \rangle \end{cases} \quad (6.13)$$

$$\tilde{S}_x(\omega) = \begin{cases} 0 & \omega \in \langle \omega_0 - \varepsilon, \omega_0 + \varepsilon \rangle \\ S_x(\omega) & \omega \notin \langle \omega_0 - \varepsilon, \omega_0 + \varepsilon \rangle \end{cases} \quad (6.14)$$

Problem polega na wyborze takiego filtra, który nie tłumi \hat{S} , jednocześnie minimalizując moc

\tilde{S} . Równanie (6.12) możemy zapisać w formie:

$$S_x(\omega) = P(\omega_0) \delta(\omega - \omega_0) + \tilde{S}_x(\omega) \quad (6.15)$$

P estymowano na podstawie mocy sygnału wyjściowego filtra:

$$\begin{aligned} \hat{P}(\omega_0) &= \frac{1}{2\pi} \int_{-\pi}^{+\pi} |H(\omega)|^2 S_x(\omega) d\omega \\ &= P(\omega_0) |H(\omega_0)|^2 + \frac{1}{2\pi} \int_{-\pi}^{+\pi} |H(\omega)|^2 \tilde{S}_x(\omega) d\omega \end{aligned} \quad (6.16)$$

Z równania tego wynika, że powstaje błąd wynikający z oddziaływania składnika \tilde{S} na sygnał wyjściowy filtra. Oddziaływanie to należy minimalizować. Ale ponieważ $H(\omega_0)$ jest stała, to minimalizujemy wyrażenie:

$$\frac{1}{2\pi} \int_{-\pi}^{+\pi} |H(\omega)|^2 \tilde{S}_x(\omega) d\omega \quad (6.17)$$

przy ograniczeniu równościowym: $H(\omega_0) = 1$.

Warunek ten możemy zapisać w dziedzinie czasu jako minimalizację:

$$P = h^T R_x h \quad (6.18)$$

przy ograniczeniu: $h^T E(\omega_0) = 1$, gdzie:

$$E(\omega)^T = [1 \quad e^{-j\omega} \quad e^{-j2\omega} \dots e^{-jq\omega}] \quad (6.19)$$

Stosując metodę mnożników Lagrange'a, uzyskujemy [115]:

$$h = \frac{R_x^{-1} E(\omega)}{E(\omega)^T R_x^{-1} E(\omega)} \quad (6.20)$$

Na podstawie (6.10) uzyskujemy estymatę mocy:

$$P(\omega) = \frac{1}{E(\omega)^T R_x^{-1} E(\omega)} \quad (6.21)$$

Aby uzyskać widmową gęstość mocy, należy uzyskaną estymatę (6.21) podzielić przez efektywne pasmo przepustowe filtra H. Pasma to definiujemy jako:

$$B = \frac{\frac{1}{2\pi} \int_{-\pi}^{+\pi} |H(\omega)|^2 d\omega}{|H(\omega_0)|^2} \quad (6.22)$$

Na podstawie warunku $H(\omega_0) = 1$ i twierdzenia Parsevala otrzymujemy:

$$B = h^T h \quad (6.23)$$

Stąd na podstawie (6.20):

$$B = \frac{E(\omega)^T R_x^{-1} E(\omega)}{E(\omega)^T R_x^{-2} E(\omega)} \quad (6.24)$$

oraz:

$$\hat{S}_x(\omega) = \frac{E(\omega)^T R_x^{-1} E(\omega)}{E(\omega)^T R_x^{-2} E(\omega)} \quad (6.25)$$

Estymator ten nazywany jest normalizowanym największej wiarygodności [115].

6.6.4. Zastosowanie transformaty falowej

Sygnal EKG jest niestacjonarny [202]. Stosując opisane powyżej metody analizy czasowo-częstotliwościowej, zakładamy, że sygnał jest stacjonarny na odcinku o czasie trwania równym analizowanym fragmentom sygnału (w naszym przypadku 32 ms). Oczywiście założenie to jest spełnione tylko w przybliżeniu. W punkcie tym omówione będzie zastosowanie transformaty falowej (wavelet transform) do analizy sygnału EKG. Transformatę falową definiujemy następująco [188]:

$$WT(t,a) = \frac{1}{\sqrt{|a|}} \int_{-\infty}^{+\infty} x(\tau) h\left(\frac{\tau-t}{a}\right) d\tau \quad (6.26)$$

gdzie: $h(t)$ - fala podstawowa.

Podobnie jak przekształcenie Fouriera transformatę falową możemy rozważać jako bank filtrów o odpowiedziach impulsowych odpowiednio [98]:

$$h(t)e^{j\omega t} \text{ i } \frac{1}{\sqrt{|a|}} h\left(\frac{t}{a}\right) \quad (6.27)$$

Jednak w przypadku przekształcenia Fouriera filtry te mają stałą szerokość pasma przepustowego. Powoduje to, że rozdzielczość czasowa i częstotliwościowa jest taka sama dla niskich i wysokich częstotliwości. Dla WT szerokość pasma przepustowego filtrów jest zmienna, lecz filtry te posiadają stałą dobroć. Powoduje to, że uzyskujemy niską rozdzielczość częstotliwościową, a wysoką czasową dla wysokich częstotliwości i odwrotnie dla niskich.

Fala podstawowa musi spełniać warunek [188]:

$$\int_{-\infty}^{+\infty} |H(f)|^2 \frac{df}{f} = 1 \quad (6.28)$$

gdzie: $H(f)$ - przekształcenie Fouriera funkcji $h(t)$.

Warunek ten w dziedzinie czasu odpowiada wymaganiu, aby fala podstawowa posiadała zerową wartość średnią. Wymaganie to wymusza, aby $h(t)$ była odpowiedzią impulsową filtru pasmowoprzepustowego. Typowo stosuje się modulowany impuls gaussowski [98]:

$$h(t) = e^{j\omega_0 t} e^{-\frac{t^2}{2}} \quad (6.29)$$

Powyższy opis dotyczy sygnałów ciągłych. Schematy obliczeń dla sygnałów dyskretnych prezentują prace [195,223]. Metody te opierają się na decymacji sygnałów i powodują zmniejszenie rozdzielczości czasowej dla wysokich częstotliwości.

W systemie zastosowano dyskretną falę podstawową [98]:

$$h(n) = e^{j5.33n} e^{-\frac{n^2}{2}} \quad (6.30)$$

a filtrację dla poszczególnych filtrów z banku wykonywano przez zastosowanie odwrotnego przekształcenia Fouriera. Parametr skalujący a dobierano tak, aby uzyskać liniowy rozkład częstotliwości środkowych filtrów z banku.

6.6.5. Zastosowanie uogólnionego przekształcenia Wignera

Obecne badania czasowo-częstotliwościowej reprezentacji sygnału koncentrują się wokół rozkładu Wignera. Rozkład ten zastosowano po raz pierwszy w fizyce w 1932 r., a we wczesnych latach osiemdziesiątych do przetwarzania sygnałów. Rozkład Wignera definiujemy następująco [97]:

$$WD(t,\omega) = \int_{-\infty}^{+\infty} x\left(t-\frac{\tau}{2}\right) x\left(t+\frac{\tau}{2}\right) e^{-j\omega\tau} d\tau \quad (6.31)$$

Podstawową wadą tak definiowanego rozkładu jest występowanie interferencji pomiędzy składnikami analizowanego sygnału [98]. Mają one amplitudę dwukrotnie większą od amplitudy składników analizowanego sygnału. W pracy [93] Jeong i Williams przedstawili nową klasę rozkładów - RID (Reduced Interference Distribution):

$$RID(t, \omega) = \int_{-\infty}^{+\infty} R(t, \tau) e^{-j\omega\tau} d\tau \quad (6.32)$$

gdzie:

$$R(t, \tau) = r(t, \tau) *_{t} h(t, \tau) \quad (6.33)$$

$$r(t, \tau) = x\left(t - \frac{\tau}{2}\right) x\left(t + \frac{\tau}{2}\right) \quad (6.34)$$

*_t - splot względem zmiennej t,

h(t, τ) - funkcja wygładzająca.

Powyższy opis dotyczy sygnałów ciągłych. W pracy [94] Jeong i Williams opisali dyskretną wersję tego rozkładu:

$$RID(n, \omega) = \sum_{k=-\infty}^{+\infty} R(n, 2k) e^{-j2k\omega} \quad (6.35)$$

gdzie:

$$R(n, 2k) = \sum_{m=-\infty}^{+\infty} x(m-k) x(m+k) h(n-m, 2k) \quad (6.36)$$

Oczywiście dla h(n, 2k) = 2δ(n) uzyskujemy dyskretny rozkład Wignera.

Na podstawie (6.36) widzimy, że do przekształcenia tego wykorzystywana jest jedynie "co druga" próbka sygnału. Powoduje to pojawienie się efektu aliasingu [94]. W [94] opisany jest rozkład bez tego efektu (Alias-Free Distributions):

$$R^{AF}(n, k) = \sum_{m \in ZU'Z'} R(m, k) h_{AF}(n-m, k) \quad (6.37)$$

gdzie: Z - zbiór liczb całkowitych,

$$Z' = \{ n+0.5; n \in Z \}.$$

W tym przypadku stosowana jest specjalna wersja funkcji h oznaczona h_{AF}. Ostatecznie dyskretny rozkład uzyskujemy na podstawie równości:

$$AFRID(n, \omega) = \sum_{k \in Z} R^{AF}(n, k) e^{-jk\omega} \quad (6.38)$$

AFRID - Alias-Free Reduced Interference Distribution.

W pracach [93, 94] przedstawiono wymagania, jakie powinna spełniać funkcja h oraz h_{AF}.

W systemie wykorzystywana jest funkcja [219]:

$$h_{AF}(m, k) = \left(\frac{|k|}{m + \frac{|k|}{2}} \right)^{2-|k|} \quad (6.39)$$

Wybór tej funkcji jest korzystny ze względów obliczeniowych. Elementy funkcji h_{AF} w tym przypadku mogą być generowane na podstawie schematu trójkąta Pascala.

6.7. Badania kliniczne

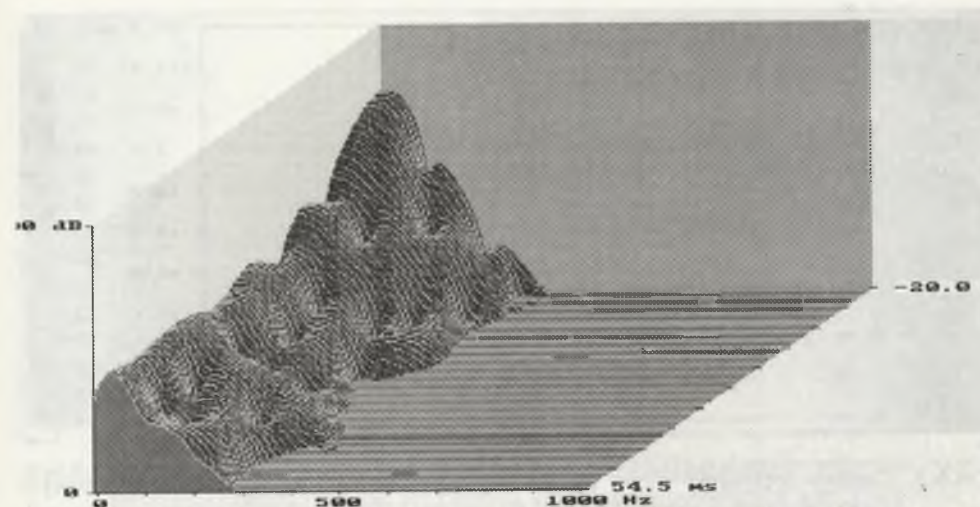
Kliniczne badania modułu opisanego w poprzednich podpunktach przeprowadzono w III Klinice Kardiologii Śląskiej Akademii Medycznej w Katowicach. Efektem tych badań jest praca doktorska [44] wykonana przez Z. Czyżę. W pracy tej porównano opisane w punktach 6.3 i 6.4 metody wykrywania późnych potencjałów komorowych w dziedzinie czasu oraz częstotliwości. Badano 70 osób, które można podzielić na cztery grupy: zdrowych, z utrwalonym częstoskurczem komorowym lub migotaniem komór, po zawale serca bez objawów utrwalonego częstoskurczu komorowego oraz osoby z pierwotną kardiomiopatią przerostową. Pierwszym istotnym wnioskiem jest stwierdzenie większej czułości i specyficzności wykrywania

potencjałów późnych w dziedzinie czasu przy zastosowaniu częstotliwości granicznej filtru górnoprzepustowego 40 Hz. W tym przypadku czułość i specyficzność wynoszą odpowiednio 78 i 93 %. Dla porównania - przy częstotliwości granicznej 25 Hz mamy wartości 22 i 96%.

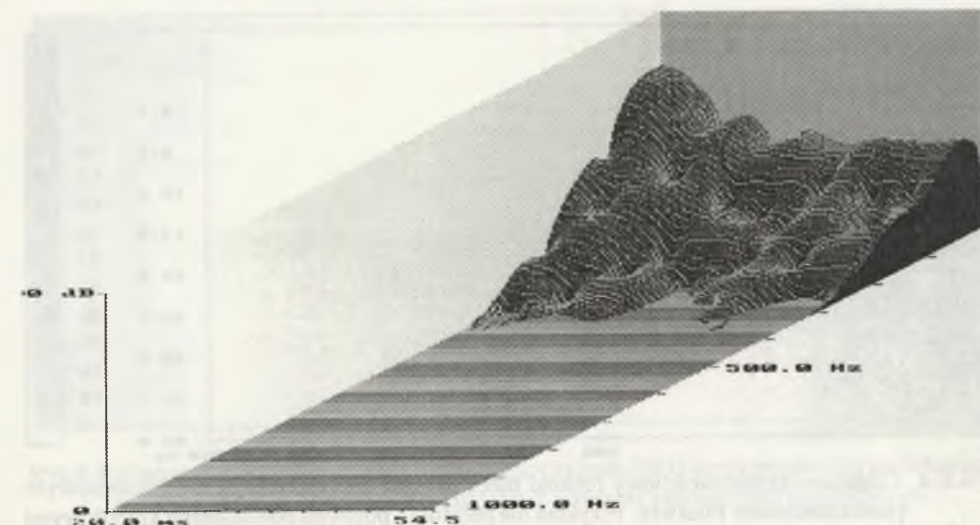
Przeprowadzone badania metod w dziedzinie częstotliwości wykazały, że największą czułość i specyficzność uzyskujemy dla stosunków pól (60-120 Hz)/(0-120 Hz). Stosowano okno o długości 120 ms, początek 20 ms "w głąb" zespołu QRS. Metoda ta daje 90% czułość i 98% specyficzność. Należy wspomnieć, że dla analizy w dziedzinie częstotliwości nie było konieczne wyłączać pacjentów z blokami odnogi pęczka Hisa.

W pracy badano również chorych z pierwotnymi kardiomiopatiami przerostowymi z towarzyszącymi groźnymi dla życia komorowymi zaburzeniami rytmu. Dla pacjentów tych najbardziej charakterystyczny był stosunek pól (60-120 Hz)/(0-500 Hz). W tym przypadku stosowano te same parametry okna. Czułość i specyficzność wynosiły odpowiednio 85 i 92%. Chorych z pierwotną kardiomiopatią przerostową można odróżnić od osób zdrowych za pomocą tego samego parametru z czułością 100% i specyficznością 96%. Czułość i specyficzność szybko spadają przy ograniczaniu pasma mianownika. Jest to pierwsze tego typu doniesienie dotyczące kardiomiopatii przerostowych. W tym przypadku decydująca jest precyzja wyznaczania punktów centrujących przy uśrednianiu, a tym samym pasmo uzyskiwanego sygnału (patrz rozdział 4).

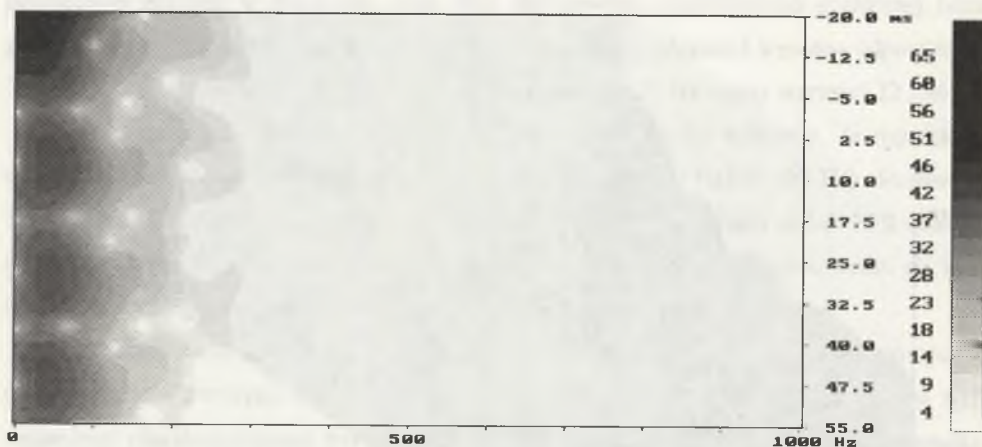
Obecnie prowadzone są badania przydatności opisanych w punkcie 6.5 metod czasowo-częstotliwościowej analizy sygnału EKG. Przykładowe wyniki analiz czasowo-częstotliwościowych wykonane za pomocą krótkookresowej transformaty Fouriera przedstawia rys.6.1 (na osi czasu odstęp liczony od końca zespołu QRS). Rysunek 6.2 przedstawia wynik z rys. 6.1 dla zamienionych osi czasu i częstotliwości. Rysunki 6.3 - 6.12 przedstawiają przykładowe wyniki analiz czasowo-częstotliwościowych sygnału EKG metodami opisanymi w punkcie 6.5. Wyniki tych analiz przedstawione są w wygodnej do wizualnej oceny formie map. Poziomymi szarości przedstawione są obszary o takiej samej wartości widmowej gęstości mocy. W systemie KARDIOASSIST są to mapy barwne. Przedstawione są przykładowe wyniki analizy dla pacjenta bez i z późnymi potencjałami komorowymi.



Rys.6.1. Analiza czasowo-częstotliwościowa sygnału EKG wykorzystująca krótkookresowe przekształcenie Fouriera
Fig.6.1. Short-time Fourier transformation time-frequency ECG signal analysis

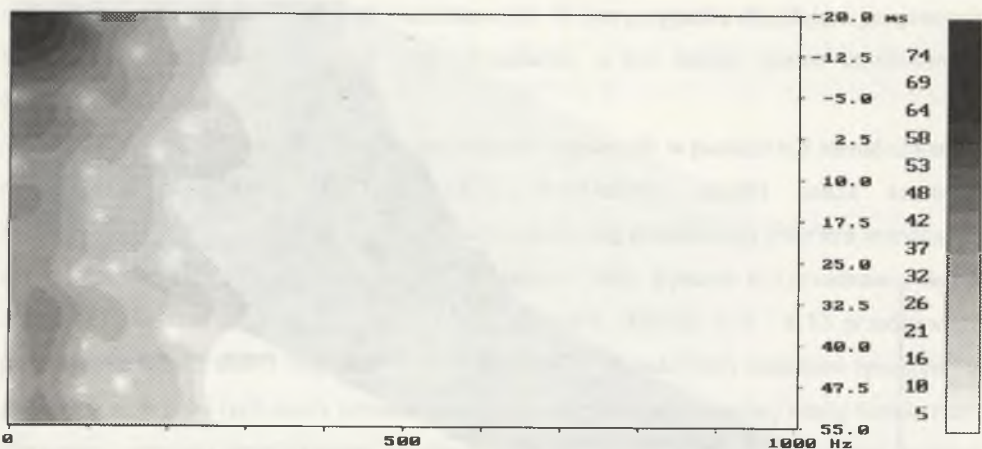


Rys.6.2. Analiza z rys.6.1 przy zamienionych osiach czasu i częstotliwości
Fig.6.2. Analysis from fig.6.1 for inverted time and frequency axis



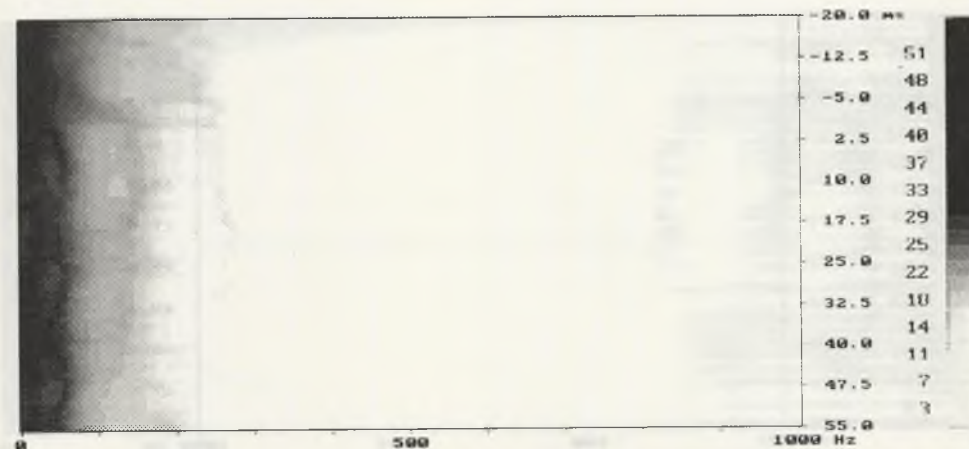
Rys.6.3. Czasowo-częstotliwościowy rozkład mocy sygnału EKG uzyskany krótkookresowym przekształceniem Fouriera. Przykład dla pacjenta bez późnych potencjałów komorowych

Fig.6.3. Time-frequency power distribution for ECG signal computed by short-time Fourier transformation. Without late potentials subject



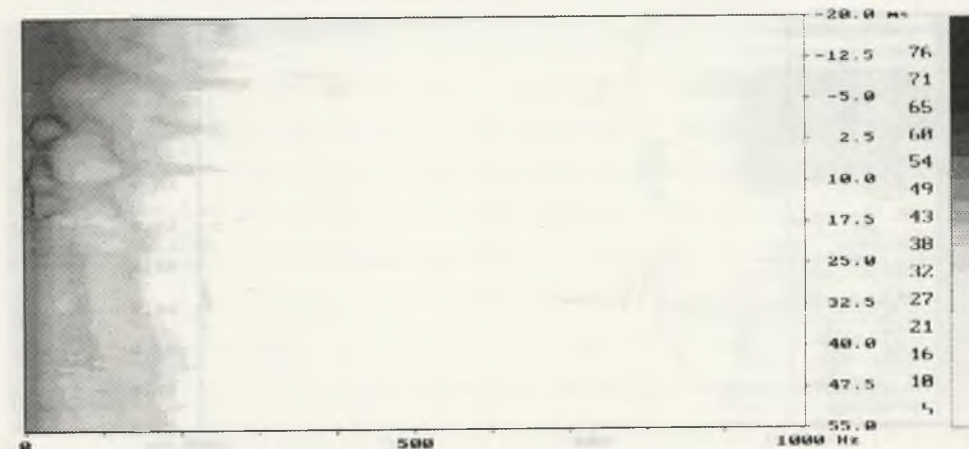
Rys.6.4. Czasowo-częstotliwościowy rozkład mocy sygnału EKG uzyskany krótkookresowym przekształceniem Fouriera. Przykład dla pacjenta z późnymi potencjałami komorowymi

Fig.6.4. Time-frequency power distribution for ECG signal computed by short-time Fourier transformation. With late potentials subject



Rys.6.5. Czasowo-częstotliwościowy rozkład mocy sygnału EKG uzyskany metodą modelowania autoregresyjnego. Przykład dla pacjenta bez późnych potencjałów komorowych

Fig.6.5. Time-frequency power distribution for ECG signal computed by autoregressive modeling. Without late potentials subject



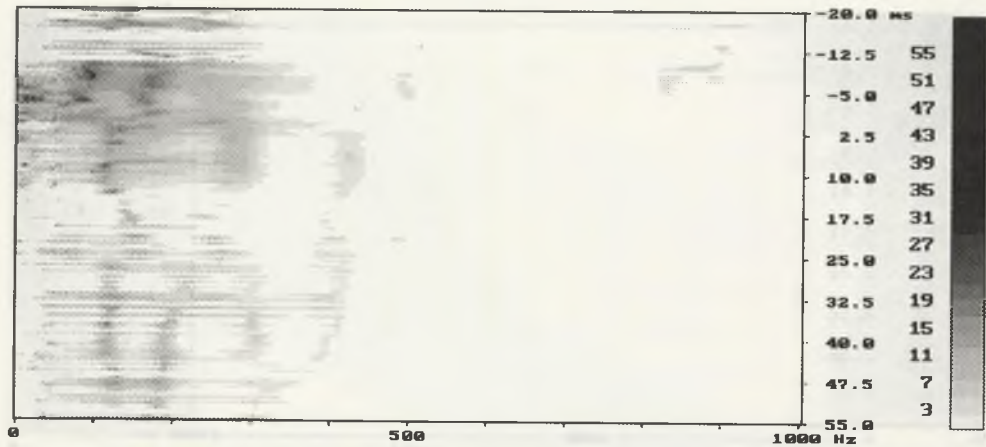
Rys.6.6. Czasowo-częstotliwościowy rozkład mocy sygnału EKG uzyskany metodą modelowania autoregresyjnego. Przykład dla pacjenta z późnymi potencjałami komorowymi

Fig.6.6. Time-frequency power distribution for ECG signal computed by autoregressive modeling. With late potentials subject



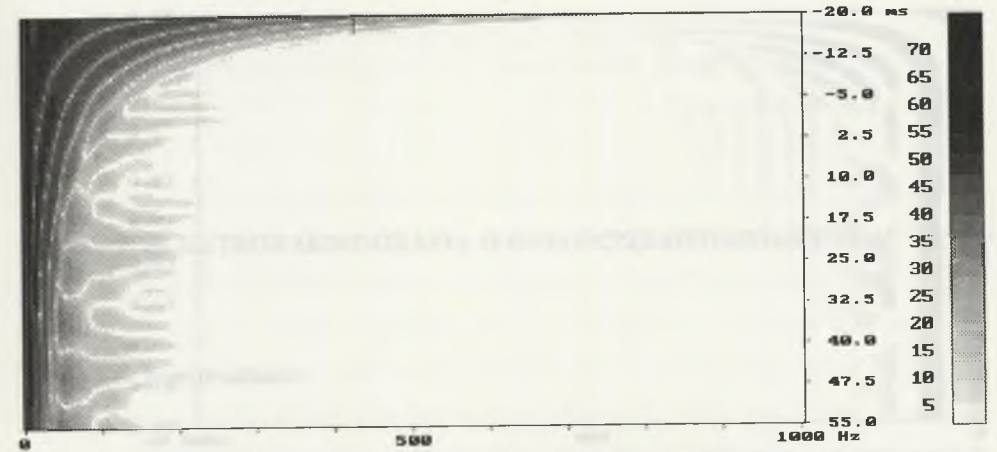
Rys.6.7. Czasowo-częstotliwościowy rozkład mocy sygnału EKG uzyskany unormowaną metodą ML. Przykład dla pacjenta bez późnych potencjałów komorowych

Fig.6.7. Time-frequency power distribution for ECG signal computed by normalized maximum likelihood method. Without late potentials subject



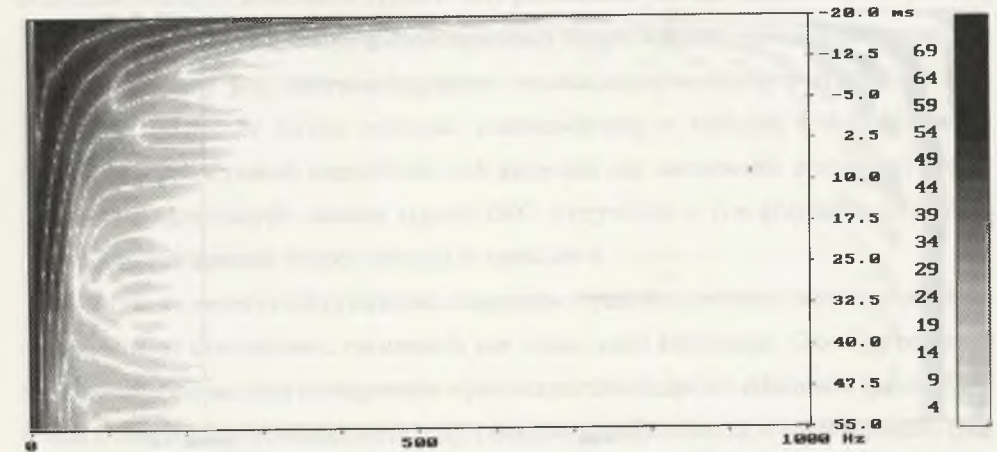
Rys.6.8. Czasowo-częstotliwościowy rozkład mocy sygnału EKG uzyskany unormowaną metodą ML. Przykład dla pacjenta z późnymi potencjałami komorowymi

Fig.6.8. Time-frequency power distribution for ECG signal computed by normalized ML method. With late potentials subject



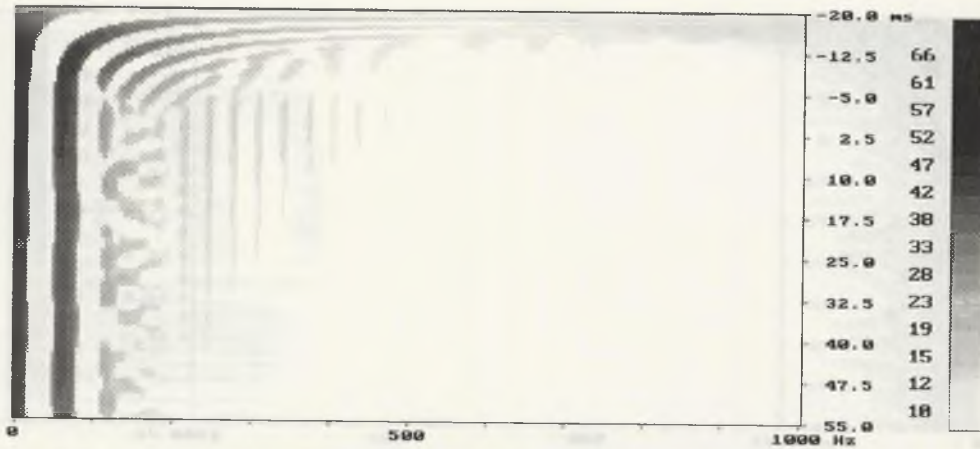
Rys.6.9. Czasowo-częstotliwościowy rozkład mocy sygnału EKG uzyskany za pomocą transformaty falowej. Przykład dla pacjenta bez późnych potencjałów komorowych

Fig.6.9. Time-frequency power distribution for ECG signal computed by wavelet transformation. Without late potentials subject



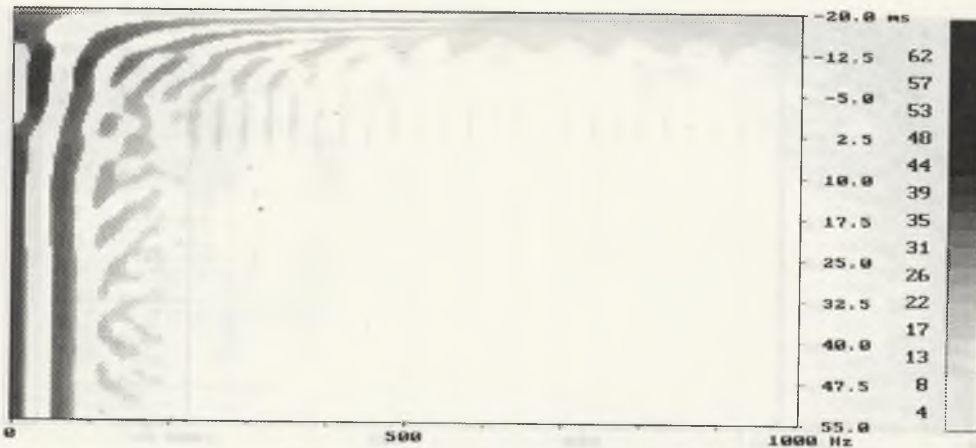
Rys.6.10. Czasowo-częstotliwościowy rozkład mocy sygnału EKG uzyskany za pomocą transformaty falowej. Przykład dla pacjenta z późnymi potencjałami komorowymi

Fig.6.10. Time-frequency power distribution for ECG signal computed by wavelet transformation. With late potentials subject



Rys.6.11. Czasowo-częstotliwościowy rozkład mocy sygnału EKG uzyskany za pomocą transformaty RID. Przykład dla pacjenta bez późnych potencjałów komorowych

Fig.6.11. Time-frequency power distribution for ECG signal computed by RID transformation. Without late potentials subject



Rys.6.12. Czasowo-częstotliwościowy rozkład mocy sygnału EKG uzyskany za pomocą transformaty RID. Przykład dla pacjenta z późnymi potencjałami komorowymi

Fig.6.12. Time-frequency power distribution for ECG signal computed by RID transformation. With late potentials subject

7. ELEKTROKARDIOGRAFIA WYSOKOCZĘSTOTLIWOŚCIOWA

7.1. Wprowadzenie

Na początku lat pięćdziesiątych Langner jako pierwszy zwrócił uwagę na występowanie wysokoczęstotliwościowych składników sygnału EKG u osób chorych z niedokrwieniem serca lub po zawale serca. Pierwsze badania polegały na poszukiwaniu "wcięć" i "zamazań" (ang. notches and slurs) sygnału EKG w obrębie zespołu QRS [19]. Obecnie analiza wysokoczęstotliwościowych składników sygnału EKG prowadzona jest dla częstotliwości powyżej 150 Hz. Sygnał EKG filtrowany górnoprzepustowo filtrem o dolnej częstotliwości granicznej 150 Hz nazywany jest elektrokardiogramem wysokoczęstotliwościowym (HFECG - High Frequency EKG). W świetle rozważań przedstawionych w rozdziale 4 do analizowania składników o tak wysokich częstotliwościach konieczne jest zastosowanie precyzyjnej metody centrowania uśrednianych okresów sygnału EKG. Oczywiście w tym przypadku szczególnie celowe jest zastosowanie metody opisanej w rozdziale 4.

Mimo że metody analizy elektrokardiogramów wysokoczęstotliwościowych są rozwijane od około dwóch dziesięcioleci, nie uzyskały one zastosowania klinicznego. Głównym powodem jest brak teorii tłumaczącej występowanie wysokoczęstotliwościowych składników sygnału EKG u osób z chorobą niedokrwinną serca [66]. Dokładniej poszukiwane są w obrębie zespołu QRS obszary utraty wysokoczęstotliwościowej aktywności mięśnia sercowego.

Literatura na temat analizy HFECG jest uboga i dotyczy głównie eksperymentów wykonywanych na psach. Stosowanymi metodami analizy HFECG są: analiza obwiedni HFECG [3] oraz analiza jego widma [1]. W pracy [46] autor przedstawił zastosowanie analizy czasowo-częstotliwościowej tego sygnału.

7.2. Analiza wysokoczęstotliwościowego EKG w dziedzinie czasu w systemie KARDIOASSIST

Moduł analizy HFECG umożliwia filtrowanie uśrednionych sygnałów z odprowadzeń X, Y, Z. Stosowany jest filtr górnoprzepustowy o dolnej częstotliwości granicznej 80 lub 150 Hz. Użytkownik może wybrać dwukierunkowy filtr IIR lub filtr wykorzystujący odwrotność przekształcenia Fouriera. Pierwszy z nich jest to filtr Czebyszewa typu II rzędu 12 (40 dB/oktawę). Drugi z nich wykorzystuje okno Bessela-Keisera. Po filtracji górnoprzepustowej uzyskujemy elektrokardiogram wysokoczęstotliwościowy. Przykładowe przebiegi pacjenta ze stwierdzoną chorobą niedokrwinną przedstawia rys 7.1. W sygnałach tych interesują nas obszary utraty wysokoczęstotliwościowej aktywności mięśnia sercowego. Wygodną formą poszukiwania tych obszarów jest zastosowanie obwiedni sygnału HFECG. W systemie obwiednia wyznaczana jest na podstawie przekształcenia Hilberta [204]. Obwiednię dla sygnałów z rys.7.1 przedstawia rys.7.2. System umożliwia automatyczne wyznaczanie następujących parametrów obwiedni w obrębie zespołu QRS: maksymalnej amplitudy, pola powierzchni pod krzywą oraz wartości skutecznej. Początek i koniec zespołu QRS jest wyznaczany metodą opisaną w rozdziale 6 na niefiltrowanym sygnale EKG.

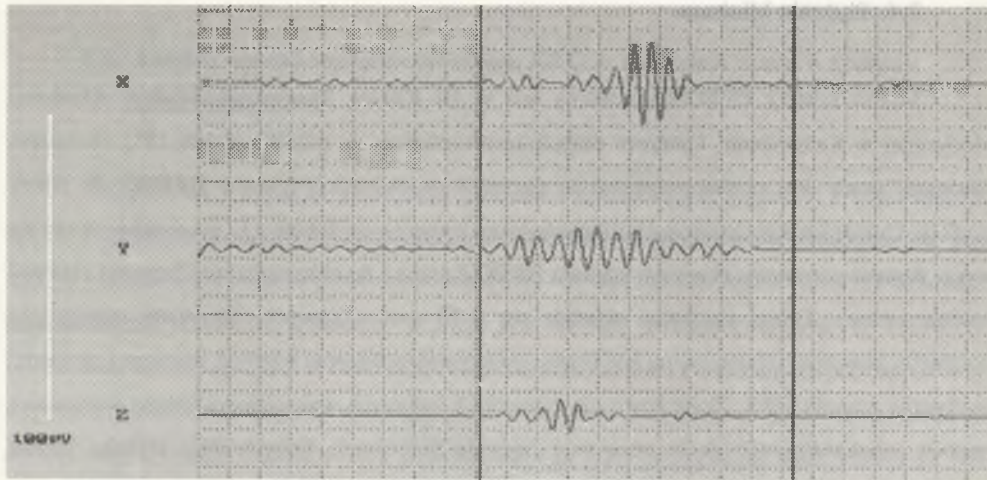
7.3. Analiza wysokoczęstotliwościowego EKG w dziedzinie częstotliwościowej oraz czasowo-częstotliwościowej w systemie KARDIOASSIST

Analiza HFECG w dziedzinach częstotliwościowej i czasowo-częstotliwościowej jest analogiczna do przedstawionej w punktach 6.5, 6.6 dotyczących analizy późnych potencjałów komorowych. Tak więc możliwe jest wyznaczanie widmowej gęstości mocy sygnału HFECG metodą przekształcenia Fouriera oraz czasowo-częstotliwościowy rozkład mocy sygnału HFECG metodami opisanymi w rozdziale 6. Rysunki 7.3 - 7.6 przedstawiają takie rozkłady dla sygnału z rysunku 7.1.

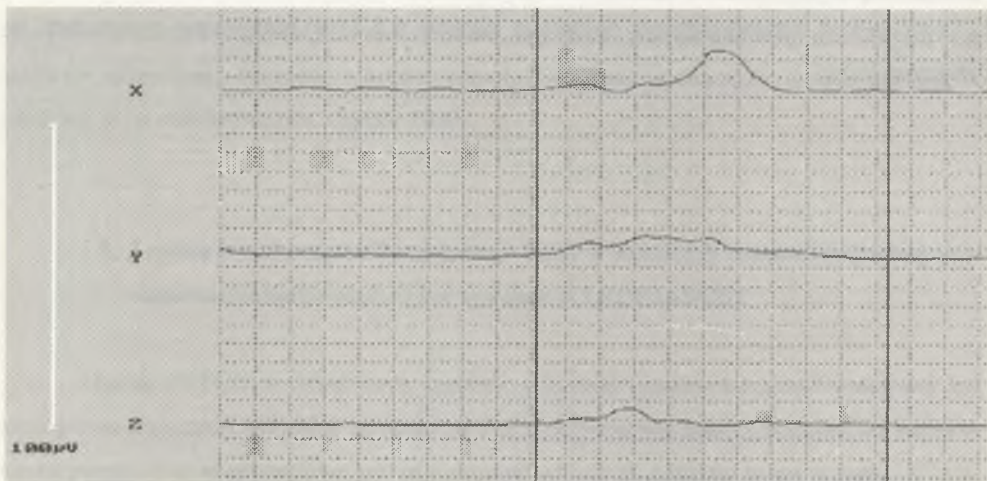
7.4. Badania kliniczne

Moduł analizy HFECG testowany jest w III Klinice Kardiologii Śląskiej Akademii Medycznej w Katowicach. Owocem dotychczasowych prac są publikacje [46,181]. Tematem pierwszej pracy jest ocena przydatności parametrów obwiedni sygnału HFECG do oceny skutków chirurgicznego leczenia choroby niedokrwiennej serca. Badano 17 pacjentów po zawale serca. Badano parametry obwiedni sygnału HFECG przed i po chirurgicznym leczeniu choroby niedokrwiennej. Grupa kontrolna składała się z 20 osób zdrowych. Oceniano następujące parametry obwiedni: maksymalną amplitudę, pole powierzchni oraz wartość skuteczną obwiedni w obrębie zespołu QRS. Dodatkowo dla wszystkich badanych wyznaczono frakcję wyrzutową metodą echokardiografii dwuwymiarowej (metoda Simpsona). Statystycznie wysoko istotne rozdzielanie grup pacjentów przed i po leczeniu wykazywały cechy: pola powierzchni oraz wartości skutecznej. Były to wartości odpowiednio 0.02 i 0.03 dla testu Wilcozona.

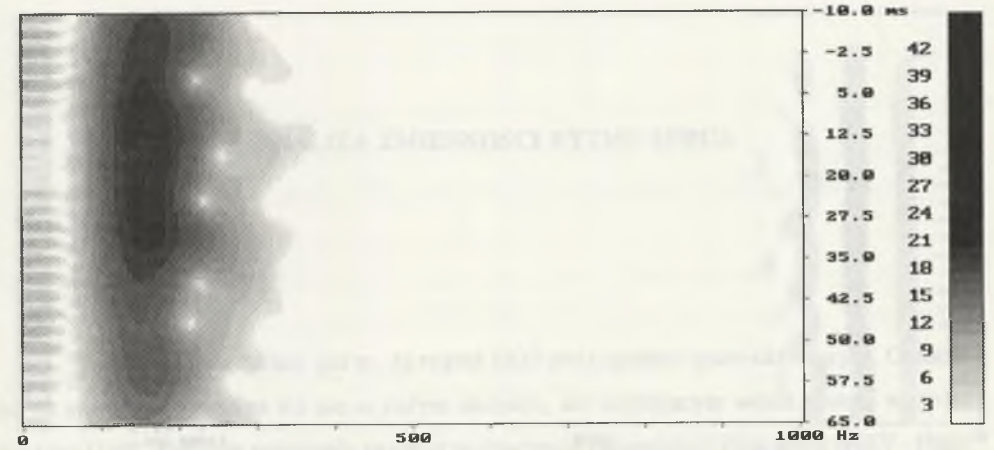
Wnioskiem z drugiej pracy jest wyższa skuteczność poszukiwania obszarów o zmniejszonej aktywności wysokoczęstotliwościowej metodą czasowo-częstotliwościową opartą na modelowaniu autoregresyjnym opisaną w punkcie 6.5.2, w porównaniu z metodami w dziedzinie czasu.



Rys.7.1. Przykład sygnału HFECG dla pacjenta ze stwierdzoną chorobą niedokrwienną.
Pionowe linie wyznaczają początek i koniec zespołu QRS
Fig.7.1. Example of HFECG signal for coronary disease subject

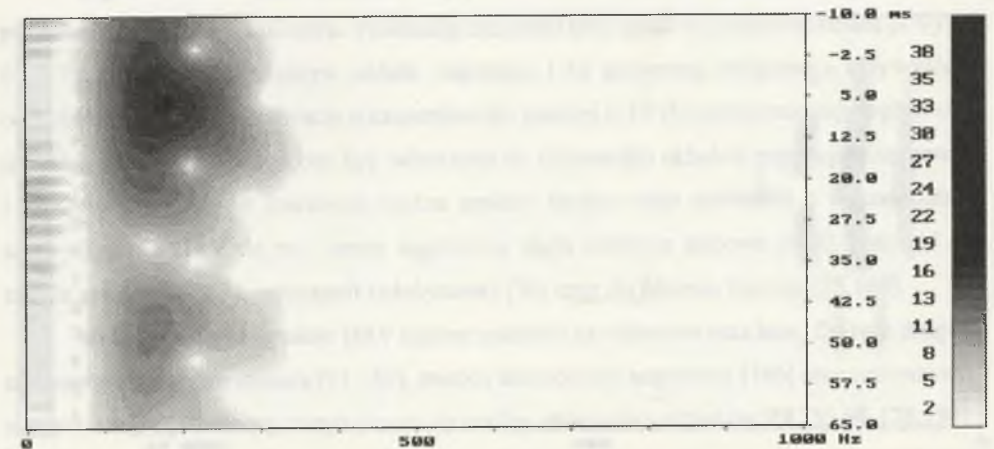


Rys.7.2. Obwiednia dla sygnału z rysunku 7.1
Fig.7.2. Envelope of signal from fig.7.1



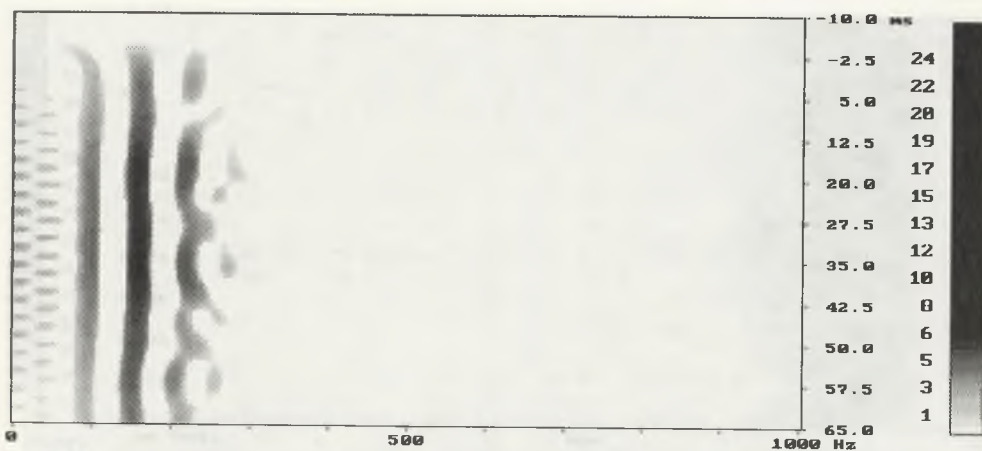
Rys.7.3. Czasowo-częstotliwościowy rozkład mocy sygnału HFECG wykonany za pomocą krótkookresowej transformaty Fouriera. Odprowadzenie Y z rysunku 7.1

Fig.7.3. Time-frequency power distribution for HFECG signal computed by short-time Fourier transformation. Y lead from fig.7.1



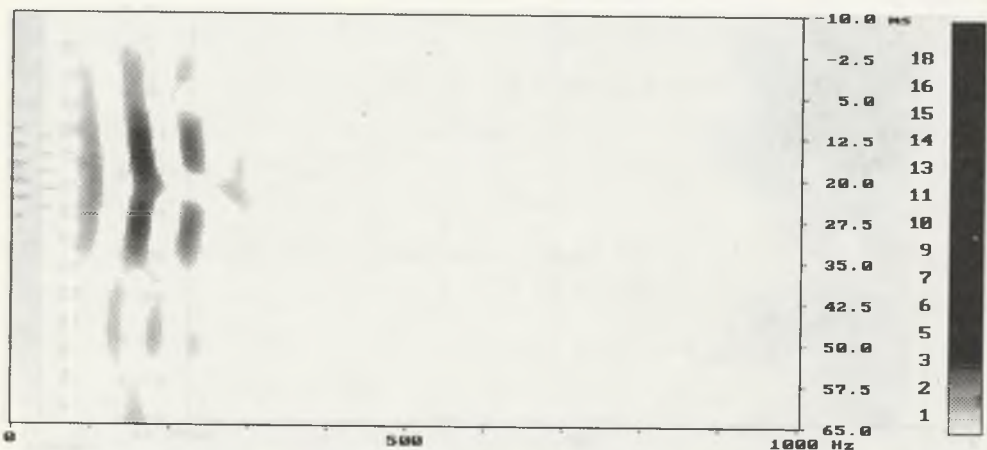
Rys.7.4. Czasowo-częstotliwościowy rozkład mocy sygnału HFECG wykonany za pomocą krótkookresowej transformaty Fouriera. Odprowadzenie Z z rysunku 7.1

Fig.7.4. Time-frequency power distribution for HFECG signal computed by short-time Fourier transformation. Z lead from fig.7.1



Rys.7.5. Czasowo-częstotliwościowy rozkład mocy sygnału HFECG wykonany za pomocą transformaty RID. Odprowadzenie Y z rysunku 7.1

Fig.7.5. Time-frequency power distribution for HFECG signal computed by RID transformation. Y lead from fig.7.1



Rys.7.6. Czasowo-częstotliwościowy rozkład mocy sygnału HFECG wykonany za pomocą transformaty RID. Odprowadzenie Z z rysunku 7.1

Fig.7.6. Time-frequency power distribution for HFECG signal computed by RID transformation. Z lead from fig.7.1

8. ANALIZA ZMIENNOŚCI RYTMU SERCA

8.1. Wprowadzenie

Dobrze znanym faktem jest to, że sygnał EKG jest sygnałem quasi-okresowym. Oznacza to, że sygnał ten powtarza się nie ze stałym okresem, ale oscylującym wokół pewnej wartości średniej [168]. Pierwsze publikacje na temat wyznaczania zmienności rytmu serca (HRV - Heart Rate Variability) datują się na wczesne lata siedemdziesiąte; Sayers 1973, Handman 1974 [13]. Powodem wzrostu zainteresowania w tym czasie sygnałem HRV były możliwości automatycznego pomiaru odcinków RR elektrokardiogramu przy zastosowaniu komputerów.

Sygnał HRV odzwierciedla wpływ układów nerwowych współczulnego i przywspółczulnego na rytm serca. Fluktuacje częstości akcji serca o częstotliwościach powyżej 0.15 Hz odzwierciedlają wpływ układu wagalnego i są zazwyczaj związane z aktywnością oddechową. Natomiast fluktuacje o częstotliwości poniżej 0.15 Hz odzwierciedlają wpływ obu układów nerwowych. Mogą one być odnoszone do aktywności układów regulacji temperatury i ciśnienia krwi [8]. W literaturze można znaleźć bardzo wiele publikacji o wykorzystaniu analizy sygnału HRV do np.: oceny zagrożenia nagłą śmiercią sercową [167], rokowań po zawale serca [100,153], neuropatii cukrzycowej [36] oraz do badania faz snu [25,169].

Metody analizy sygnałów HRV można podzielić na widmowe oraz inne. Do tych drugich zaliczamy analizę statystyczną [91,167], metodę demodulacji zespolonej [196] oraz zastosowaną ostatnio teorię deterministycznego chaosu do analizy zmienności odcinków RR [35,68,178,198]. Z kolei analizę widmową można podzielić na dwie grupy: metody oparte na przekształceniu Fouriera [126,215,216] oraz na modelowaniu autoregresyjnym [13,79,100]. W literaturze pojawiają się publikacje o analizie zmienności rytmu serca podczas wysiłku [8], wysiłku ortostatycznego [215,216] oraz o analizie zmienności innych odcinków elektrokardiogramu [107]. Przykładowo analiza zmienności odcinków P-R może służyć do nieinwazyjnej oceny

aktywności układu Hisa-Purkiniego, natomiast odcinków R-T do badania fazy repolaryzacji komór [107].

8.2. Błędy pomiaru czasu trwania odcinków EKG a analiza zmienności

Na błędy pomiaru czasu trwania odcinków elektrokardiogramu składają się błędy wyznaczania początków oraz końców tych odcinków. Możemy to zapisać w postaci:

$$d_m(k) = d_p(k) + e_p(k) - e_k(k) \quad (8.1)$$

gdzie: d_m - mierzony czas trwania odcinka,

d_p - prawdziwy czas trwania odcinka,

e_p, e_k - błąd pomiaru początku oraz końca,

k - wskaźnik kolejnych ewolucji serca.

Dla dalszych rozważań zakładamy:

- ciągi $\{e_p\}$ i $\{e_k\}$ składają się ze zmiennych losowych o zerowych wartościach średnich i wariancjach odpowiednio v_p i v_k ,
- ciągi $\{e_p\}$, $\{e_k\}$, $\{d_p\}$ są nieskorelowane oraz stacjonarne w wąskim sensie [161],
- funkcje autokorelacji ciągów $\{e_p\}$ i $\{e_k\}$ wynoszą:

$$\begin{aligned} R_{e_p e_p}(k) &= E[e_p(n+k)e_p(n)] = v_p \delta(k) \\ R_{e_k e_k}(k) &= E[e_k(n+k)e_k(n)] = v_k \delta(k) \end{aligned} \quad (8.2)$$

gdzie: $\delta(k)$ - delta Kroneckera.

Na podstawie (8.1) funkcja autokorelacji ciągu $\{d_m\}$ wynosi [119]:

$$R_{d_m d_m}(k) = R_{d_p d_p}(k) + R_{e_p e_p}(k) + R_{e_k e_k}(k) \quad (8.3)$$

Na podstawie (8.1), (8.3) otrzymujemy widmową gęstość mocy ciągu $\{d_m\}$ [61]:

$$S_{d_m d_m}(\zeta) = S_{d_p d_p}(\zeta) + v_p + v_k \quad (8.4)$$

gdzie: ζ - zmienna odpowiadająca częstotliwości. Częstotliwość ta nie jest wyrażona w hercach, lecz w cyklach na ewolucję serca. Wynika to z faktu, że odstęp w funkcji autokorelacji nie jest wyrażony w jednostkach czasu, lecz jest to licznik kolejnych ewolucji serca [162].

W przypadku zmienności odcinków RR mamy:

$$e_p(k) = e_k(k-1) = e(k) \quad (8.5)$$

Przy tym warunku uzyskujemy [162]:

$$R_{d_m d_m}(k) = R_{d_p d_p}(k) + 2R_{ee}(k) - R_{ee}(k-1) - R_{ee}(k+1) \quad (8.6)$$

W tym przypadku widmowa gęstość mocy sygnału zmienności ma postać:

$$\begin{aligned} S_{d_m d_m}(\zeta) &= S_{d_p d_p}(\zeta) + 2S_{ee}(\zeta) - S_{ee}(\zeta)e^{-j2\pi\zeta} - S_{ee}(\zeta)e^{j2\pi\zeta} \\ &= S_{d_p d_p}(\zeta) + 2S_{ee}(\zeta)[1 - \cos(2\pi\zeta)] \\ &= S_{d_p d_p}(\zeta) + 2v [1 - \cos(2\pi\zeta)] \end{aligned} \quad (8.7)$$

Na podstawie przedstawionych rozważań widzimy, że w przypadku sygnałów zmienności odcinków R-R błędy wyznaczania położenia załamek R elektrokardiogramu powodują dodanie szumu kolorowego o charakterystyce filtru górnoprzepustowego. Natomiast dla odcinków P-R i R-T błędy powodują dodanie szumu białego.

Oszacujemy wymagania, jakie powinna spełniać metoda wyznaczania położenia załamek R EKG na osi czasu. Z pracy [107] wynika, że odchylenie standardowe zmienności odcinków P-R waha się od 0.5 do 5 ms, odcinków R-T od 1 do 10 ms oraz odcinków R-R od 25 do 100 ms. Stosunek sygnał-szum definiujemy następująco:

$$SNR = 10 \log \left[\frac{Var(d_p)}{Var(z)} \right] \quad (8.8)$$

gdzie: z - błąd pomiaru czasu trwania odcinka EKG;

$z(n) = e_p(n) - e_k(n)$ dla odcinków P-R i R-T,

$z(n) = e(n) - e(n-1)$ dla odcinków R-R.

Dla przedstawionej w rozdziale 4 metody FSM otrzymujemy:

$$P-R: \text{Var}(z) = \text{Var}(FP_p) + \text{Var}(FP_r) = 0.0150 \text{ ms}$$

$$R-R: \text{Var}(z) = \text{Var}(FP_r) = 0.00075 \text{ ms}$$

$$R-T: \text{Var}(z) = \text{Var}(FP_r) + \text{Var}(FP_T) = 0.0350 \text{ ms.}$$

Przyjmując dolne granice podanych zmienności uzyskujemy na podstawie (8.8): $SNR_{PR}=12.22 \text{ dB}$, $SNR_{RR}=59.20 \text{ dB}$, $SNR_{RT}=14.56 \text{ dB}$.

Z oszacowań tych wynika, że zastosowana w systemie metoda wyznaczania położenia załamek umożliwi uzyskanie bardzo korzystnego SNR dla sygnałów zmienności R-R, natomiast dla zmienności odcinków P-R i R-T wyniki te nie są zadowalające. Należy brać oczywiście pod uwagę fakt, że obliczenia te były wykonane dla dolnych granic zmienności. Sytuację dodatkowo komplikuje fakt, że dla sygnałów zmienności P-R i R-T błędy lokalizacji załamek powodują dodanie szumu białego, a - jak wiadomo - jego energia jest równomiernie rozłożona na osi częstotliwości. Dla zmienności R-R mamy szum kolorowy o charakterystyce filtru górnoprzepustowego, a w sygnałach zmienności szczególnie interesująca jest analiza niskich częstotliwości. Dlatego też dla analizy zmienności P-R i R-T może okazać się niezbędne stosowanie wyższej częstotliwości próbkowania sygnału EKG.

Oszacujemy SNR dla sygnału zmienności R-R podczas wysiłku. Z pracy [13] wynika, że zmienność rytmu serca podczas wysiłku może zmniejszać się nawet stukrotnie. Stąd przyjmując, że stosunek sygnał-szum elektrokardiogramu wynosi 0 dB, otrzymujemy $SNR_{RR} = 19.17 \text{ dB}$. Dodatkowo dla zwiększonej częstości akcji serca podczas wysiłku dodany jest do sygnału szum kolorowy o charakterystyce filtru górnoprzepustowego o wyższej częstotliwości granicznej (patrz 8.4). Stąd wniosek - prezentowany w pracy system może służyć do badania wysiłkowej zmienności rytmu serca.

8.3. Wyznaczanie sygnałów zmienności

W pierwszych pracach dotyczących analizy zmienności rytmu serca widma sygnałów zmienności obliczane były wprost na podstawie kolejnych odcinków R-R. Podejście takie prowadzi do osi częstotliwości wyrażonej nie w hercach, lecz w cyklach na ewolucję serca.

Przykładowo składnik harmoniczny z okresem równym 4 ewolucjom serca ma częstotliwość 1/4 cykła na ewolucję. Niektórzy autorzy wyrażali skalę częstotliwości w hercach, dzieląc skalę wyrażoną w cyklach na ewolucję przez średni czas trwania odcinków R-R [205]. Podejście takie uzasadniane było małą zmiennością odcinków R-R w stosunku do ich wartości średniej. Jednak prowadzi to do stosowania dyskretnego przekształcenia Fouriera na sygnale nierównomiernie próbkowanym. W wyniku nierównomiernego próbkowania widmo tego sygnału będzie zawierało składniki harmoniczne. Inną stosowaną metodą, nie powodującą zniekształceń widma sygnału, jest przedstawienie sygnału zmienności jako ciągu funkcji delta na rzeczywistej osi czasu, a następnie zastosowanie przekształcenia Fouriera [191].

Obecnie powszechnie stosowanym podejściem jest ponowne równomierne próbkowanie sygnału zmienności. Uzyskujemy w ten sposób nowe wartości RR, przyporządkowane chwilom czasowym t_i , które są równomiernie rozłożone na osi czasu i odpowiadają częstotliwości f_p . Najprostszą metodą jest zastosowanie interpolacji liniowej. Dla każdej chwili t_i mamy nową wartość RR_i [224]:

$$RR_i = RR_a + (t_i - t_a) \frac{RR_b - RR_a}{t_b - t_a} \tag{8.9}$$

gdzie: t_a , t_b - czas wystąpienia załamek R przed i za chwilą t_i ,

RR_a , RR_b - odcinek RR odpowiadający tym załomkom R.

Podobny algorytm podał Berger i wsp. [23]. W tym przypadku definiujemy okno związane z każdym punktem t_i . Długość tego okna wynosi $t_{i+1} - t_{i-1}$. Nowa wartość RR wyliczana jest z odcinków RR zawartych w tym oknie. Jeżeli to okno zawarte jest pomiędzy kolejnymi załomkami R, to:

$$RR_i = f_p \frac{t_{i+1} - t_{i-1}}{2 RR_b} \tag{8.10}$$

gdzie: RR_b - czas pomiędzy załomkami R, pomiędzy którymi znajduje się okno. Jeżeli okno zawiera załamek R, to:

$$RR_i = \frac{f_p}{2} \left(\frac{t_a - t_{i-1}}{RR_a} + \frac{t_{i+1} - t_a}{RR_b} \right) \quad (8.11)$$

gdzie: RR_a , RR_b - odcinki RR, które znajdują się w oknie.

W pracy [224] przedstawiono porównawcze badania opisanych metod wyznaczania widm sygnałów zmienności. Najmniejsze zniekształcenia wykazywała metoda Bergera.

8.4. Możliwości analizy zmienności odcinków EKG w systemie KARDIOASSIST

Moduł analizy zmienności odcinków sygnału EKG wykorzystuje ciąg odcinków P-R, R-R, R-T wyznaczanych na podstawie punktów centrujących. W module tym możliwa jest analiza statystyczna oraz widmowa zmienności odcinków EKG.

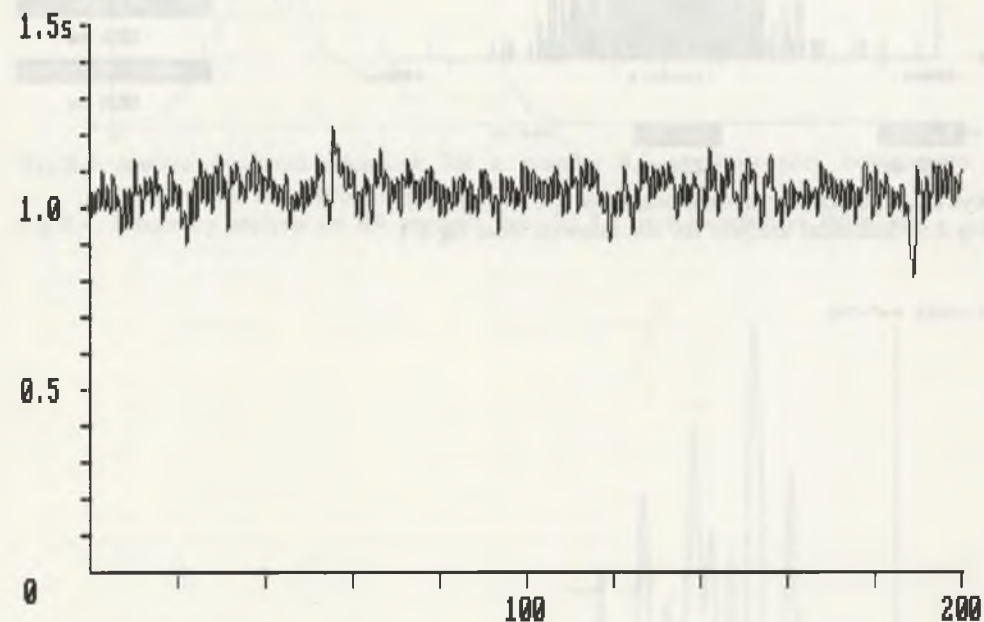
W ramach statystycznej analizy zmienności możliwe jest wyznaczanie następujących parametrów: wartości średniej, odchylenia standardowego, współczynnika symetrii, współczynnika spłaszczenia, wartości modalnej oraz mediany.

Dla analizy widmowej sygnał zmienności jest ponownie próbkowany z częstotliwością 5 Hz metodą Bergera opisaną w poprzednim punkcie. System umożliwia wyznaczanie widmowej gęstości mocy sygnału zmienności metodą przekształcenia Fouriera, modelowania autoregresyjnego oraz normalizowaną metodą największej wiarygodności (patrz punkt 6.6.3). Dla uzyskanego widma sygnału możliwe jest przeprowadzanie pomiaru dowolnej amplitudy oraz dowolnego stosunku pól pod krzywą widmowej gęstości mocy. Przykładowy tachogram przedstawia rys.8.1. Ekran prezentujący analizę statystyczną dla tego sygnału rys.8.2. Rysunki 8.3 - 8.4 przedstawiają wykresy widmowej gęstości mocy dla sygnału zmienności z rys.8.1.

8.5. Badania kliniczne

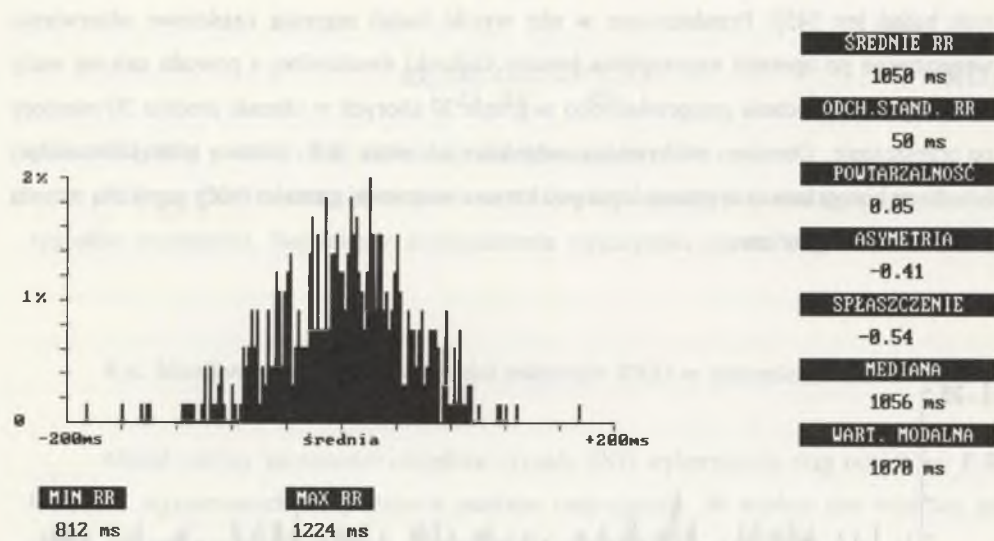
Badania kliniczne modułu analizy zmienności rytmu serca przeprowadzono w III Klinice Kardiologii Śląskiej Akademii Medycznej w Katowicach. Przykładową pracą będącą owocem

tych badań jest [45]. Przedstawione w niej wyniki badań sugerują częściowe odnerwienie wegetatywne po operacji wszczępienia protezy zastawki dwudzielnej z powodu nabytej wady mitralnej serca. Badania przeprowadzono w grupie 30 chorych w okresie średnio 30 miesięcy po przeszczepie. Oceniano odchylenie standardowe odcinków R-R, różnicę wartości modalnej i mediany histogramu oraz stosunek pól pod krzywą widmowej gęstości mocy uzyskaną metodą przekształcenia Fouriera.

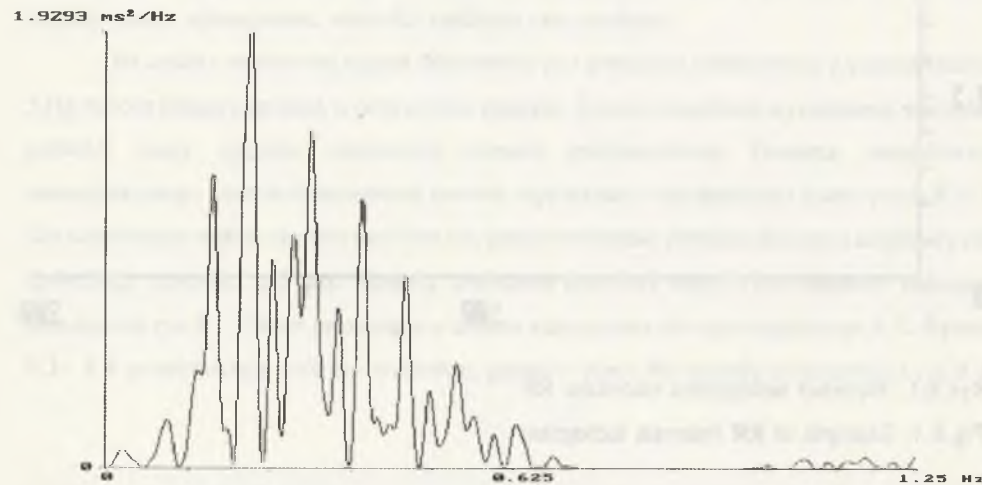


Rys.8.1. Przykład tachogramu odcinków RR

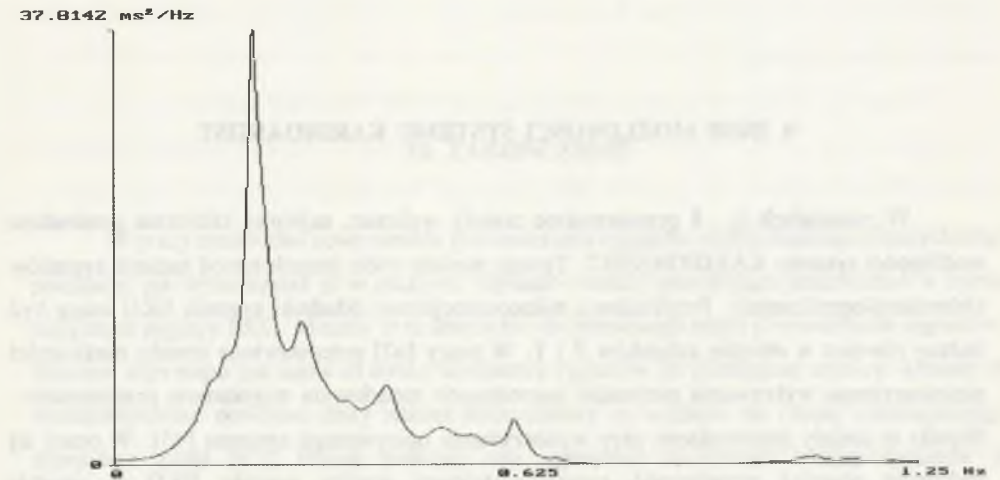
Fig.8.1. Example of RR intervals tachogram



Rys.8.2. Analiza statystyczna odcinków RR z rysunku 8.1
Fig.8.2. Statistical analysis for RR intervals from fig.8.1



Rys.8.3. Analiza widmowa odcinków RR z rusunku 8.1 uzyskana przy zastosowaniu przekształcenia Fouriera
Fig.8.3. Frequency analysis for RR intervals from fig.8.1 by Fourier transformation



Rys.8.4. Analiza widmowa odcinków RR z rysunku 8.1 uzyskana przy zastosowaniu modelowania autoregresyjnego
Fig.8.4. Frequency analysis for RR intervals from fig.8.1 by autoregressive modeling

9. INNE MOŻLIWOŚCI SYSTEMU KARDIOASSIST

W rozdziałach 6 - 8 przedstawione zostały wybrane, najlepiej klinicznie przebadane możliwości systemu KARDIOASSIST. System posiada wiele innych metod badania sygnałów elektrokardiograficznych. Przykładowo mikropotencjałowe składniki sygnału EKG mogą być badane również w obrębie załamek P i T. W pracy [62] przedstawione zostały możliwości nieinwazyjnego wykrywania pacjentów zagrożonych napadowym migotaniem przedsionków. Wyniki te zostały potwierdzone przy wykorzystaniu opisywanego systemu [45]. W pracy tej wykazano również przydatność częstotliwościowej analizy sygnału EKG w obrębie załamka P. Badano zapisy EKG dla 30 chorych z wadą mitralną serca: 20 z napadowymi migotaniem przedsionków, 10 bez napadów migotania oraz 10 osób zdrowych. Wnioskiem z pracy jest możliwość różnicowania pacjentów z napadowymi migotaniem przedsionków z bardzo dużą istotnością statystyczną za pomocą parametrów wyznaczanych zarówno w dziedzinie czasu, jak i częstotliwości.

Przy "klasycznej" analizie późnych potencjałów komorowych badamy końcową część zespołu QRS. System umożliwia również taką analizę dla początkowej części zespołu QRS. W pracy [106] wykazano przydatność takiej metody do analizy zawałów serca.

System umożliwia również badanie mikropotencjałowych składników sygnału EKG w obrębie jednego załamka przy centrowaniu sygnału do uśredniania innym załamkiem. Np. w obrębie odcinka ST przy centrowaniu załamkiem T. Dla analizy zmienności odcinków sygnału EKG możliwe jest eliminowanie zmian oddechowych. Zmiany te mogą być oceniane na podstawie amplitudy załamek sygnału EKG bądź na podstawie innego sygnału zapisywanego równoległe z sygnałem EKG. Możliwe jest modelowanie funkcji przejścia dwóch dowolnych sygnałów zmienności. Możliwa jest analiza zmienności kształtu odcinka ST wykorzystywana np. do oceny niedokrwienia serca [69].

System posiada budowę modułową i umożliwia łatwe zastosowanie nowych modułów analizy sygnałów elektrokardiograficznych.

10. ZAKOŃCZENIE

W pracy omówiono nowe metody przetwarzania sygnałów elektrokardiograficznych oraz pokazano, jak wykorzystać je w praktyce. Opisano metody pozwalające przetwarzać w trybie nadążnym sygnały EKG. Metody te są konieczne do pierwszego etapu przetwarzania sygnałów. Efektem tego etapu jest zapis na dysku komputera sygnałów do późniejszej analizy. Metody te charakteryzować powinien mały nakład obliczeniowy ze względu na rodzaj zastosowanego komputera (IBM PC). Jednak powinny one zapewniać możliwość analizy sygnałów o niekorzystnym stosunku sygnał-szum. Jest to istotne, gdyż sygnał EKG łatwo podlega zakłócaniu, w szczególności podczas wysiłku pacjenta. Do metod tych zaliczamy tłumienie zakłóceń wolnozmiennych i sieciowych, detekcję, klasyfikację oraz wstępne centrowanie zespołów QRS. Podstawą małego nakładu obliczeniowego wymienionych metod jest wykorzystywanie przez każdą z nich wyników obliczeń innej. Przykładowo, detektor wykorzystuje sygnały wyjściowe filtrów tłumiących zakłócenia wolnozmiennych i sieciowe, klasyfikator i metoda wstępnego centrowania wykorzystują funkcję detekcyjną detektora. Opisane w pracy metody przetwarzania sygnałów EKG w trybie nadążnym mogą być zastosowane do konstrukcji innych systemów niż opisany w pracy, np. systemów wysiłkowych, monitorujących oraz holterowskich. Metody te zostały wykorzystane do budowy wielu pierwszych w kraju systemów do komputerowej analizy sygnału EKG.

W pracy przedstawiono nową metodę centrowania załamek sygnału EKG. W przeciwieństwie do znanych metod przetwarzających sygnał w dziedzinie czasu, proponowana metoda stosuje dziedzinę częstotliwości. Cechuje się ona dość dużym nakładem obliczeniowym, ale pozwala na stosowanie sygnałów o niekorzystnym stosunku sygnał-szum. Przeprowadzono symulacyjne testowanie porównawcze metod znanych oraz przedstawionej w pracy. Badano wpływ najczęściej spotykanych zakłóceń sygnału EKG na dokładność centrowania załamek sygnału EKG. Były to zakłócenia wolnozmiennych, sieciowych oraz mięśniowych. Badania dowodzą, że największą precyzją centrowania cechuje się metoda opisana

w pracy. Może ona być z powodzeniem stosowana zarówno dla sygnałów o wysokim SNR, jak i dla sygnałów zakłóconych.

Dzięki tej metodzie centrowania załamków EKG z jednej strony możliwe jest uzyskiwanie uśrednionych sygnałów EKG o minimalnych zniekształceniach wywołanych błędami centrowania, z drugiej strony możliwe jest precyzyjne wyznaczanie odcinków EKG. Jest to istotne ze względu na analizę ich zmienności.

Pokazano nową metodę ważonego uśredniania minimalizującą wariancję zakłóceń sygnału uśrednionego. Metoda uwzględnia brak stałości poziomu zakłóceń i amplitudy uśrednianych okresów sygnału EKG. Do wyznaczenia wag uśrednianych okresów sygnału wykorzystano teorię filtru Kalmana. Metoda cechuje się stosunkowo niewielkim nakładem obliczeń. Przeprowadzono badania porównawcze znanych metod uśredniania ważonego, tradycyjnego oraz przedstawioną w pracy. Były to badania wykonane zarówno dla sygnałów symulowanych, jak i rzeczywistych spoczynkowych oraz wysiłkowych. Wykazano, że opisana w pracy metoda prowadzi do maksymalnego stosunku sygnał-szum sygnału uśrednionego.

Przedstawione metody przetwarzania sygnałów EKG wykorzystano do konstrukcji systemu o nazwie KARDIOASSIST. System pozwala na uzyskanie wysokiej jakości sygnałów uśrednionych. Możliwe jest centrowanie zespołami QRS, załawkami P i T. Wyznaczane są także sygnały zmienności odcinków sygnału EKG. System pozwala na analizowanie tych danych (sygnały uśrednione i zmienności) metodami znanymi z literatury i nowymi, zaproponowanymi w pracy.

Omówiono badanie tzw. późnych potencjałów komorowych. W ramach tego tematu przedstawiono stosowane metody analizy w dziedzinach czasu i częstotliwości. Szczególną uwagę zwrócono na analizę czasowo-częstotliwościową. Zaproponowano łatwą do wizualnej oceny metodę prezentacji wyników tych analiz w postaci barwnych map. Przedstawiono nowe metody analizy czasowo-częstotliwościowej wykorzystujące unormowaną metodę największej wiarygodności oraz modyfikację rozkładu Wignera. Dają one możliwości poszerzenia wiedzy o czasowo-częstotliwościowej charakterystyce potencjału późnego lub ogólniej końcowej części zespołu QRS. Przedstawiono wyniki badań klinicznych. Wynika z nich, że analiza potencjałów późnych w dziedzinie częstotliwości pozwala wykrywać je z dużą czułością i specyficznością. Dzięki zastosowaniu nowej metody centrowania okresów sygnału EKG możliwe jest badanie

składników o wyższych niż dotychczas częstotliwościach. Pozwoliło to zastosować analizę w dziedzinie częstotliwości do np. wczesnego wykrywania kardiomiopatii. System otwiera nowe perspektywy badania mikropotencjałowych składników sygnału EKG w obrębie załamków P i T.

Opisano nowe możliwości w dziedzinie elektrokardiografii wysokoczęstotliwościowej. Możliwa jest analiza wysokoczęstotliwościowych składników sygnału EKG w obrębie wszystkich załamków sygnału EKG. Podano wyniki przykładowych badań klinicznych. Metody analizy systemu KARDIOASSIST pozwoliły np. badać efekty chirurgicznego leczenia choroby niedokrwiennej.

Opisano możliwości badania sygnałów zmienności odcinków sygnału EKG. W przypadku tej analizy również bardzo istotne jest precyzyjne centrowanie okresów sygnału. System pozwala badać sygnały zmienności zarówno podczas spoczynku, jak i wysiłku pacjenta. Podano przykładowe wyniki badań, które pozwalają oceniać bioelektryczne skutki wszczęcia zastawki dwudzielnej serca.

Podano propozycje nowych badań sygnału EKG. Niektóre z nich byłyby weryfikacją pojedynczych publikacji. Inne pozwoliłyby sprawdzić nowe obszary analizy sygnałów elektrokardiograficznych.

LITERATURA

- [1] S.Abboud et al.: A spectral analysis of the high frequency QRS potentials observed during acute myocardial ischemia in dogs, *Int. J.Cardiol.*, No.26, 1990, pp.285-290,
- [2] Z.Abedin, R.P.Conner: 12 lead ECG interpretation, 1989 by Saunders Company,
- [3] S.Akselrod et al.: Effect of localized surface cooling of the heart muscle on the high-frequency content of ECG waveforms in dogs, *Clin.Cardiol.*, No.11, 1988, pp.112-118,
- [4] 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, pp.117-125,
- [5] H.A.M.Al-Nashash, S.W.Kelly, D.J.E.Taylor: Noninvasive beat-to-beat detection of ventricular late potentials, *Med.& Biol.Eng.& Comput.*, No.27, 1989, pp.64-68,
- [6] J.A.Alstè, W.Eck, O.E.Herrmann: ECG baseline wander reduction using linear phase filters, *Computers & Biomedical Research* 19, 1986, pp.417-427,
- [7] B.D.O.Anderson, J.B.Moore: Filtracja optymalna, WNT, Warszawa 1984,
- [8] Y.Arai et al.: Modulation of cardiac autonomic activity during and immediately after exercise, *Am.J.Physiol.* No.256, 1989, pp.132-141,
- [9] J.J.Bailey et al.: Recommendations for standarization and specifications in automated electrocardiography: bandwidth and digital signal processing, *Circulation*, Vol.81, No.2, 1990, pp.730-739,
- [10] R.H.Banta, P.H.Dorward, S.A.Scampini: New cardiograph family with ECG analysis capability, *Hewlett-Packard Journal*, September 1985, pp.23-28,
- [11] C.W.Barlow et al.: Post-exercise time-course analysis of ST segment and T wave changes: an important contribution to the role of stress electrocardiography in aircrew, *Aviation, Space and Environmental Medicine*, february 1991, pp.165-171,
- [12] F.Bartoli, S.Cerutti: A Kalman filter procedure for processing of electroencephalogram, *Proceedings of ICASSP 1982, New York IEEE 1982*, pp.721-724,
- [13] G.Baselli et al.: Heart rate variability signal processing: a quantative approach as an aid to diagnosis in cardiovascular pathologies, *Int.J.Bio-Med.Computing*, No.20, 1987, pp.51-70,
- [14] K.G.Beauchamp: Przetwarzanie sygnałów metodami analogowymi i cyfrowymi, WNT, Warszawa 1878,
- [15] M.Bellanger: Digital processing of signals, 1984 by John Wiley & Sons Ltd.
- [16] E.J.Berbari et al.: Evaluation of esophageal electrode for recording His-Purkinje activity based upon signal variance, *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, Vol.33, No.10, october 1986, pp.922-928,
- [17] E.J.Berbari et al.: Recording from the body surface of arrhythmogenic ventricular activity the S-T segment, *Am.J.Cardiol.*, vol.41, april 1978, pp.697-702,
- [18] E.J.Berbari: High-resolution electrocardiography, *CRC Critical Reviews in Biomedical Engineering*, Vol.16, Issue 1, 1988, pp.67-103,
- [19] E.J.Berbari, D.E.Albert, P.Lander: Spectral estimation of electrocardiogram, *Electrocardiography*, vol.601, september 1990, pp.197-208,
- [20] E.J.Berbari, C.V.Rajagopalan et al.: Changes in late potential measurements as function of decreasing bandwith, *J.Cardio.Electro.*, Vol.2, No.6, december 1991, pp.503-508,
- [21] E.J.Berbari, P.Lander, B.J.Scherlag: Verification of high-resolution electrocardiogram, *J.Electrocardiology*, Vol.22 Supplement, 1990, pp.1-6,
- [22] E.J.Berbari, R.Lazzara: The significance of electrocardiographic late potentials: predictor of ventricular tachycardia, *Annu.Rev.Med.*, Vol.43, 1992, pp.157-169,
- [23] R.D.Berger et al.: An efficient algorithm for spectral analysis of heart rate variability, *IEEE Trans. BME-33*, No.9, september 1986, pp.900-904,
- [24] V.Bhargawa, K.Watanabe, V.F.Froelicher: Progress in computer analysis of the exercise electrocardiogram, *Amer.J.Cardiol.*, vol.47, 1981, pp.1143-1151,
- [25] A.Bianchi et al.: Heart rate variability and sleep states, *Annual International Conference of IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, Vol.13, No.2, 1991, pp.658-659,
- [26] P.J.Bones et al.: Signals from the ventricular specialized conduction system of the heart, *Australian Ph.Eng.*, Vol.5, No.4, 1982, pp.151-157,

- [27] G.Breithardt, M.Borggreffe: Recent advances in the identification of patients at risk of ventricular tachyarrhythmias: role of ventricular late potentials, *Circulation*, Vol.75, No.6, June 1987, pp.1091-1096,
- [28] G.Breithardt et al.: Value and limitations of high-resolution electrocardiography, reunion International c/o Sobres Arrhythmias Cardiacas, Madrid, April 26-28, 1990,
- [29] G.Breithardt et al.: Signal averaging, *Electrocardiography*, Vol.601, september 1990, pp.180-196,
- [30] G.Breithardt et al.: Non-invasive detection of late potentials in man - a new marker for ventricular tachycardia, *Euro. Heart. Journal*, No.2, 1981, pp.1-11,
- [31] G.Breithardt et al.: Standards for analysis of ventricular late potentials using high-resolution or signal - averaged electrocardiography, *Circulation*, Vol.83, No.4, april 1991, pp.1481-1488,
- [32] P.Börjesson, O.Palm, L.Sörnmo, E.Nygards: Adaptive QRS detection based on maximum a posteriori estimation, *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, BME-29, No.5, may 1982, pp.341-351,
- [33] T.A.Buckingham et al.: Signal-averaged electrocardiography in time and frequency domains, *Am.J.Cardiol.*, 1989, 63, pp.820-825,
- [34] M.E.Cain, H.D.Ambros et al.: Contributions of frequency analysis to the identification of the spectral, temporal, and spatial features in signal-averaged electrocardiograms that distinguish patients prone to sustained ventricular arrhythmias, *Prog. Cardio. Disease.*, Vol.XXXV, No.3, november 1992, pp.189-212,
- [35] P.Castiglioni et al.: 1/f-modelling of blood pressure and heart rate spectra: relations to ageing, *IEEE Annual Conference of the Engineering in Medicine and Biology Society* 1992, pp.465-466,
- [36] S.Cerutti et al.: Power spectrum analysis of heart rate variability signal in the diagnosis of the diabetic neuropathy, *IEEE Annual Conference of the Engineering in Medicine and Biology Society* 1989, pp.12-13,
- [37] P.Ciarlini, P.Barone: A recursive algorithm to compute the baseline drift in recorded biological signals, *Computers & Biomedical Research*, No.21, 1988, pp.221-226,

- [38] W.H.Chang et al.: A real-time feature extraction method for PVC detection in bedside monitor, *IEEE Ninth Annual Conference of the Engineering in Medicine and Biology Society* 1987, pp.1861-1862,
- [39] H.Chlebus, W.Januszewicz: *Zarys kardiologii*, PZWL, Warszawa 1984,
- [40] D.W.Christenson et al.: Evaluation of fourier transform filter for high-resolution ECG, *J.Electrocardiography*, Vol.22 Supplement, 1991, pp.33-40,
- [41] A.Cohen, D.Landsberg: Adaptive real-time wavelet detection, *IEEE Trans.Biomed.Eng.*, Vol.30, No.6, june 1983, pp.332-340,
- [42] A.Cohen: *Biomedical signal processing*, volume I & II, 1986 by CRC Press, Inc.,
- [43] W.Craellus et al.: Criteria for optimal averaging of cardiac signals, *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, BME-33, No.10, October 1986, pp.957-966,
- [44] Z.J.Czyż: Ocena przydatności analizy czasowej i częstotliwościowej uśrednionego EKG wysokiego wzmocnienia u chorych po zawale serca i z pierwotną kardiomiopatią przerostową, *Praca doktorska, III Klinika Kardiologii Śląskiej Akademii Medycznej, Katowice* 1992,
- [45] Z.Czyż, T.Petelenz, J.Łęski et al.: Późne potencjały przedsionkowe - nowy test diagnostyczny. Zagrożenia napadowym migotaniem przedsionków. Analiza w dziedzinie czasu i częstotliwości, *Zwężenie lewego ujścia żylnego - "stara choroba" a nowoczesna medycyna: 40 lat doświadczeń w leczeniu. Praca p.red. T.Petelenz, Katowice* 1992,
- [46] Z.Czyż, J.Łęski, T.Petelenz et al.: The utility of autoregressive analysis in the evaluation of the high frequency ECG, *Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, Vol.13, No.3, 1992,
- [47] B.Dąbrowska, A.Dąbrowski: *Podręcznik elektrokardiografii*, PZWL, Warszawa 1987,
- [48] C.E.Davila, M.S.Mobin: Weighted averaging of evoked potentials, *IEEE Trans. BME-39*, No.4, April 1992, pp.338-345,
- [49] O.Y.De Vel: R-wave detection in presence of muscle artifacts, *IEEE Trans.Biomed.Eng.*, Vol.31, No.11, november 1984, pp.975-986,
- [50] H.Dickhaus, L.Khadra et al.: Ventricular late potentials studied by nonstationary signal analysis, *Annual International Conference of IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, Vol.14, No.3, 1992, pp.490-491

- [51] J.C.Doune, A.G.Vallance: Computer-aided ECG analysis, Hewlett - Packard Journal, September 1985, pp.29-33,
- [52] B.A.Eisenstein, R.J.Vaccaro: Feature extraction by system identification, IEEE Trans. Sys. Men Cyb., Vol.12, No.1, January 1982, pp.15-23,
- [53] Z.Fan, T.Wang: A weighted averaging method for evoked potential based on the minimum energy principle, Annual International Conference of IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, Vol.13, No.1, 1991, pp.411-412,
- [54] Z.Fan, T.Wang: Weighted averaging method for evoked potentials: determination of weighted coefficients, Annual International Conference of IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, Vol.14, No.5, 1992, pp.2473-2474,
- [55] Z.Frankiewicz: Metody analizy sygnału EKG w obecności zakłóceń, Praca doktorska, Politechnika Śląska, Instytut Elektroniki Pol.Śl., Gliwice 1987,
- [56] Z.Frankiewicz, T.Rawlik: Tłumienie zakłóceń w elektrokardiogramach wysiłkowych, Postępy Fizyki Medycznej, 1987,22,4, pp.297-307,
- [57] Z.Frankiewicz, J.Łęski: Metoda detekcji zespołów QRS oraz klasyfikacji skurczów ektopowych w sygnale EKG dla potrzeb komputerowo wspomaganých prób wysiłkowych i monitorowania, Postępy Fizyki Medycznej, 1990, No.3-4, pp.101-107,
- [58] Z.Frankiewicz, J.Łęski: "Stresstest" - komputerowy system do wspomagania elektrokardiograficznych prób wysiłkowych. I Krajowa Konferencja "Komputery w medycynie", Łódź'89,
- [59] Z.Frankiewicz, J.Łęski: Adaptive fiducial point detector for ECG stress testing systems, Międzynarodowa konferencja Biosignal 90, Brno, pp.142-143,
- [60] Z.Frankiewicz, J.Łęski: Adaptive fiducial point detector for ECG stress testing systems, Int. J Biomed.Comput., 28, 1991, pp.127-135,
- [61] L.E.Franks: Teoria sygnałów, PWN, Warszawa 1975,
- [62] M.Fukunami et al.: Detection of patient at risk for paroxysmal atrial fibrillation during sinus rhythm by P wave-triggered signal-averaged electrocardiogram, Circulation, Vol.83, No.1, January 1991, pp.162-169,
- [63] M.Furst, A.Blau: Optimal a posteriori time domain filter for average evoked potentials, IEEE Trans. Biomed. Eng., BME-38, No.9, September 1991, pp.827-833,

- [64] E.S.Gang: Ventricular late potentials on the signal-averaged surface electrocardiogram, Current Opinion in Cardiology 1989, 4, pp.15-18,
- [65] R.P.Gaumond: Roundoff errors in signal averaging systems, IEEE Trans. Biomed. Eng., BME-33, No.3, March 1986, pp.365-366,
- [66] J.Ge, Y.Xu, J.Dai: Experimental study of high-frequency electrocardiogram, Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, Vol.13, No.2, 1991, pp.654-655,
- [67] B.Gniedenko: The theory of probability, MIR, Moscow 1982,
- [68] A.L.Golberger: Fractal mechanisms in the electrophysiology of the heart, IEEE Eng. Med. & Biol., June 1992, pp.47-52,
- [69] S.E.Greenhut et al.: An algorithm for the quantification of ST-T segment variability, Computers & Biomedical Research, No.22, 1989, pp.339-348,
- [70] J.von der Groeben et al.: Computer applications for the diagnosis of coronary artery disease, Proceedings of the 2nd IFIP TC-4 Working Conference on Computer Application on ECG & VCG analysis, Hannover, 11-14 October 1971, pp.311-329,
- [71] D.E.Gustafson et al.: ECG/VCG rhythm diagnosis using statistical signal analysis - I. Identification of persistent rhythms, IEEE Trans. Biomed. Eng., BME-25, No.4, July 1978, pp.344-353,
- [72] D.E.Gustafson et al.: ECG/VCG rhythm diagnosis using statistical signal analysis - II. Identification of transient rhythms, IEEE Trans. Biomed. Eng., BME-25, No.4, July 1978, pp.353-361,
- [73] R.Haberl et al.: Comparison of frequency and time domain analysis of the signal-averaged electrocardiogram in patients with ventricular tachycardia and coronary artery disease: methodologic validation and clinical relevance, JACC, Vol.12, No.1, July 1988, pp.150-158,
- [74] R.Haberl et al.: Top-resolution analysis of electrocardiogram with adaptive frequency determination, Circulation, Vol.82, No.4, October 1990, pp.1183-1191,
- [75] J.I.Haft: The his bundle electrogram. Circulation. Vol.XLVII, April 1973, pp.897-911.

- [76] P.S.Hamilton, W.J.Tompkins: Quantitative investigation of QRS detection rules using the MIT/BIH arrhythmia database, IEEE Trans. Biomed. Eng., BME-33, No.12, Dec.1986, pp.1157-1165,
- [77] P.S.Hamilton, W.J.Tompkins: Detection of ventricular fibrillation and tachycardia by adaptive modeling, IEEE Ninth Annual Conference of the Engineering in Medicine and Biology Society 1987, pp.1881-1882,
- [78] F.J.Harris: On the use of windows for harmonic analysis with the discrete fourier transform, Proc. IEEE, Vol.66, No. 1, 1978, pp. 51 - 83,
- [79] J.Hayano et al.: Short- and long-term effects of cigarette smoking on heart rate variability, Am. J. Cardiol., No.65, 1990, pp.84-88,
- [80] S.Haykin: Nonlinear methods of spectral analysis, 1979 by Springer-Verlag,
- [81] S.Haykin: Adaptive filter theory, 1986 by Prentice-Hall,
- [82] H.H.Hecht et al.: Atrioventricular and intraventricular conduction, Am. J. Cardiol., Vol.31, february 1973, pp.232-244,
- [83] R.Henkin et al.: The signal-averaged electrocardiogram and late potentials, Journal of electrocardiology, vol.22 Supplement, 1988, pp.20-24,
- [84] R.Henkin: Cardiac risk assessment from holter ECG data, Del Mar Monograph Series No. 2179/5/90,
- [85] V.Hombach et al.: Noninvasive beat-by-beat registration of ventricular late potentials using high resolution electrocardiography, Inter.J.Cardiol., No.6, 1984, pp.167-183,
- [86] 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,
- [87] G.Jacovitti, R.Cusani: An efficient technique for high correlation estimation, IEEE Trans. ASSP-35, No.5, may 1987, pp.654-660,
- [88] R.Jane, H.Rix, P.Caminal, P.Laguna: Alignment methods for averaging of high-resolution cardiac signals: a comparative study of performance, IEEE Trans. Biomed. Eng., BME-38, No.6,june 1991, pp.571-579,

- [89] R.Jane et al.: Adaptive estimation of event-related bioelectric signals: effect of misalignment errors, Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, Vol.13, No.1, 1991, pp.365-366,
- [90] R.Jane et al.: Filtering techniques for ventricular late potentials analysis, Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, Vol.13, No.3, 1992, pp.545-546,
- [91] W.Jarisch, J.S.Detwiler: Statistical modeling of fetal heart rate variability, IEEE Trans. Biomed. Eng., BME-27, No.10, Oct. 1980, pp.582-589,
- [92] R.W.Jelliffe: Fundamentals of electrocardiography, 1990 Springer-Verlag, New York, Inc.,
- [93] J.Jeong, W.J.Williams: Kernel design of reduced interference distributions, IEEE Trans. SP-40, No.2, February 1992, pp.402-412,
- [94] J.Jeong, W.J.Williams: Alias-free generalized discrete-time time-frequency distributions, IEEE Trans. SP-40, No.11, november 1992, pp.2757-2765,
- [95] 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,
- [96] N.B.Jones et al.: Spectral analysis and the interference EMG, IEEE Proc., Vol.129, No.9, Dec 1982, pp.987-992,
- [97] D.L.Jones, T.W.Parks: A resolution comparison of several time-frequency representations, IEEE Trans. SP-40, No.10, february 1992, pp.413-420,
- [98] S.Kadambe, G.F.Boudreaux-Bartels: A comparison of the existence of "cross terms" in the wigner distributions and the squared magnitude of wavelet transform and the short time fourier transform, IEEE Trans. SP-40, No.10, october 1992, pp.2498-2517,
- [99] N.Kalouptsidis, S.Theodoridis: Fast adaptive last squares algorithms for power spectral estimation, IEEE Trans. ASSP-35, No.5, may 1987, pp.661-670,
- [100] M.V.Kamath, E.L.Fallen: Diurnal variations of neurocardiac rhythms in acute myocardial infarction, Am. J. Cardiol., No.68, 1991, pp.155-160,
- [101] B.Karoubi, F.Peyrin et al.: Characterisation of micropotentials in high resolution ECG's by time-frequency and time-scale analysis, Annual International Conference of IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, Vol.14, No.3, 1992, pp.773-774,

- [102] R.L.Kashyap: Optimal feature selection and decision rule in classification problem with time series, IEEE Trans. Inf. Theory, 1978, pp.281-307,
- [103] S.M.Kay: Modern spectral estimation, 1988 by Prentice-hall,
- [104] G.K.Kelen et al.: Effects of analyzed signal duration and phase on the results of fast fourier transform analysis of the surface electrocardiogram in subjects with and without late potentials, Am.J.Cardiol. 1987, 60, pp.1262-1289,
- [105] G.K.Kelen et al.: Correlation between the signal-averaged electrocardiogram from holter tapes and from real-time recordings, Am.J.Cardiol., 1989, 63, pp.1321-1325,
- [106] M.G.Kienzle et al.: Alterations in the initial portion of the signal-averaged QRS complex in acute myocardial infarction with ventricular tachycardia, Am. J. Cardiol., 61, 1988, pp.99-103,
- [107] A.S.M.Koeleman et al.: Beat-to-beat interval measurement in the electrocardiogram, Med. & Biol.Eng. & Comput., No.23, 1985, pp.213-219,
- [108] A.F.Kohn: Phase distortion in biomedical signal analysis caused by linear phase FIR filters, Med. & Biol.Eng. & Comput. 1987, 25, pp.231-238,
- [109] E.L.Kuchar, D.S.Rosenbaum: Noninvasive recording of late potentials: current state of art, Peace, Vol.12, september 1989, pp.1538-1551,
- [110] S.C.Kwatra, V.K.Jain: A new technique for monitoring heart signals - part I: Instrumentation design, IEEE Trans. Biomed. Eng., BME-33, No.1,Jan. 1986, pp.57-65,
- [111] D.Lacroix et al.: Spatrial domain analysis of late ventricular potentials, Circulation Research, Vol.66, No.1, January 1990, pp.55-68,
- [112] P.Laguna et al.: Adaptive QRS shape estimation using hermite model, Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, Vol.11, 1989, pp.683-684,
- [113] P.Laguna et al.: Adaptive filter for event-related bioelectric signals using an impulse correlated reference input: comparison with signal averaging techniques, IEEE Trans. Biol. Eng., Vol.39, No.10, october 1992, pp.1032-1043,
- [114] M.L.Lagunas-Hernandez, A.Gasull-Llampallas: An improved maximum likelihood method for power spectral density estimation, IEEE Trans.ASSP, Vol.32, No.1, february 1984, pp.170-173,

- [115] M.L.Lagunas-Hernandez et al.: Maximum likelihood filters in spectral estimation problems, Signal Processing, No.10, 1986, pp.19-34,
- [116] P.Lander, R.B.Deal, E.J.Berbari: The analysis of ventricular late potentials using orthogonal recordings, IEEE Trans. Biomed. Eng., Vol.35, No.8, august 1988, pp.629-639,
- [117] P.Lander, E.J.Berbari: Use of high-pass filtering to detect late potentials in the signal-averaged ECG, J.Electrocardiology, Vol.22 Supplement, 1990, pp.7-12,
- [118] P.Lander, E.J.Berbari: Principles and signal processing techniques of the high-resolution electrocardiogram, Progress in Cardio. Diseas., Vol.XXXV, No.3, november 1992, pp.169-188,
- [119] P.Larminat, Y.Thomas: Automatyka - układy liniowe, tom 1, Sygnały i układy, WNT, Warszawa 1983,
- [120] P.Larminat, Y.Thomas: Automatyka - układy liniowe, tom 2, Identyfikacja, WNT, Warszawa 1983,
- [121] Ch.L.Levkov: Fast integer coefficient FIR filters to remove the AC interference and the high-frequency noise components in biological signals, Med.& Biol.Eng. & Comput., 1989, 27, pp.330-332,
- [122] H.Lilja et al.: Fetal ECG during labour : a presentation of a microprocessor system, J. Biomed. Eng., Vol.10, July 1988, pp.348-350,
- [123] K.P.Lin, W.H.Chang: ECG signal analysis by linear predictive method, IEEE Ninth Annual Conference of the Engineering in Medicine and Biology Society 1987, pp.557-558,
- [124] K.P.Lin, W.H.Chang: QRS feature extraction using linear prediction, IEEE Trans. Biol. Eng., Vol.36, No.10, october 1989, pp.1050-1055,
- [125] K.G.Lindecrantz, H.Linja: New software QRS detector algorithm suitable for real time applications with low signal-to-noise ratios, J. Biomed. Eng., Vol.10, may 1988, pp.280-284,
- [126] M.Lishner et al.: Spectral analysis of heart rate fluctuations, J. Autonomic Nervous System, No.19, 1987, pp.119-125,

- [127] S.Luo, W.J.Tompkins: Studies of alignment methods for averaging of high - resolution cardiac signals, Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, Vol.13, No.3, 1992, pp.498-499,
- [128] J.Łęski: Zastosowanie filtru Kalmana do analizy EKG, praca magisterska, Instytut Elektroniki Pol.Śl., Gliwice 1987,
- [129] J.Łęski: Zastosowanie metody uśredniania sygnału w dziedzinie czasu i filtracji Kalmana do tłumienia zakłóceń sygnału EKG, praca doktorska, Instytut Elektroniki, Gliwice 1988,
- [130] J.Łęski: Przetwarzanie sygnału EKG za pomocą nowej klasy rekursywnych filtrów cyfrowych. Zesz. Nauk. Pol. Śl. z.93, 1989, pp.169-182,
- [131] J.Łęski: Detektor zespołu QRS z zakłóconego przebiegu EKG, Zesz. Nauk. Pol. Śl. z.93, 1989, pp.183-193,
- [132] J.Łęski: Klasyfikacja zespołów QRS dla potrzeb uśredniania sygnału w dziedzinie czasu, Zesz. Nauk. Pol. Śl., z.103, 1991, pp.157-167,
- [133] J.Łęski: Precyzyjna lokalizacja zespołów QRS w dziedzinie czasu dla potrzeb uśredniania sygnału EKG, Zesz. Nauk. Pol. Śl., z.103, 1991, pp.169-179,
- [134] J.Łęski, Z.Frankiewicz: Nowa metoda uśredniania sygnału w obecności niestacjonarnych zakłóceń, Pomiary, Automatyka, Kontrola nr 11, 1989, pp.237-239,
- [135] J.Łęski: Zastosowanie nieliniowej filtracji Kalmana do tłumienia zakłóceń sygnału EKG, Zesz. Nauk. Pol. Śl., z.103, 1991, pp.181-196,
- [136] J.Łęski: New concept of signal averaging in time domain, AMSE review, AMSE Press, Vol.13, nr 3, 1990, pp.49-54,
- [137] J.Łęski, Z.Frankiewicz, A.Kurczyk: Optimal weights averaging of ECG signal, Międzynarodowa Konferencja Biosignal 90, Brno, pp.144-145,
- [138] J.Łęski: Klasa filtrów cyfrowych o prawdziwie liniowej charakterystyce fazowej, Pomiary, Automatyka, Kontrola, nr 8, 1992, pp.198-201,
- [139] J.Łęski: Klasa cyfrowych filtrów do tłumienia zakłóceń wolnozmiennych sygnałów biologicznych, Artykuł przyjęty do druku w Zesz. Nauk. Pol. Śl.,
- [140] J.Łęski: Kalman filtering for averaging on ECG signal, Proceedings on XVIIIth International Congress on Electrocardiology, Warszawa 91, pp.107-110,

- [141] J.Łęski: New methods of signal processing in electrocardiography, XVIIIth International Congress on Electrocardiology, Warszawa 91,
- [142] J.Łęski: Klasa filtrów cyfrowych o liniowej oraz prawdziwie liniowej charakterystyce fazowej dla przetwarzania sygnałów biomedycznych, II Krajowa Konferencja "Komputery w medycynie", Łódź'91, pp.359-364,
- [143] J.Łęski: Komputerowy system do nieinwazyjnego wykrywania zagrożenia nagłą śmiercią sercową, II Krajowa Konferencja "Komputery w medycynie", Łódź'91, pp.103-108,
- [144] J.Łęski: New concept of signal averaging in time domain, Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, Vol.13, No.1, 1991,
- [145] J.Łęski: Projektowanie periodycznie zmiennych rekursywnych filtrów cyfrowych, Artykuł przyjęty do druku w Zeszytach Naukowych Politechniki Śląskiej,
- [146] J.Łęski: Projektowanie prostych obliczeniowo rekursywnych filtrów cyfrowych, Pomiary, Automatyka, Kontrola, nr 3, 1993, pp.62-64,
- [147] J.Łęski: Nowa metoda tłumienia zakłóceń mięśniowych w badaniach wysiłkowych przez uśrednianie w dziedzinie czasu, Artykuł przyjęty do druku w Zeszytach Naukowych Politechniki Śląskiej,
- [148] J.Łęski: Klasyfikacja zespołów QRS dla potrzeb uśredniania sygnału EKG w dziedzinie czasu, Postępy Fizyki Medycznej, tom 26, zesz.3-4, 1991, pp.129-138,
- [149] J.Łęski: Detekcja zespołów QRS dla zakłóconych sygnałów EKG, Postępy Fizyki Medycznej, tom 26, zesz.3-4, 1991, pp.113-128,
- [150] J.Łęski: Komputerowy system analizy zmienności rytmu serca, IX Konferencja "Biocybernetyka i inżynieria biomedyczna", Gdańsk '92, pp.265-268,
- [151] J.Łęski: High-resolution signal alignment method for signal averaging, XV Krajowa Konferencja TOiUE, Szczyrk 1992,
- [152] J.Łęski, E.Tkacz: A new parallel concept for QRS complex detection, Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, Vol.13, No.3, 1992,
- [153] M.Malik et al.: Long-term spectral analysis of heart rate variability - an algorithm based on segmental frequency distributions of beat-to-beat intervals, Int. J. Biomed. Comput., No.24, 1989, pp.89-110,

- [154] R.Maniewski et al.: Frequency analysis of high resolution ECG using autoregression methods, Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, Vol.13, No.3, 1992,
- [155] K.Mańczak, Z.Nahorski: Komputerowa identyfikacja obiektów dynamicznych, PWN, Warszawa 1983,
- [156] J.P.Marques de Sa, C.Abren-Lima: A new ECG Classifier based on linear prediction techniques, Computers & Biomedical Research 19,1986, pp.213-223,
- [157] S.L.Marple: Digital spectral analysis with applications, 1987 by Prentice-Hall,
- [158] S.L.Marple: A new autoregressive spectrum analysis algorithm, IEEE Trans. ASSP-28, No.4, august 1980, pp.441-454,
- [159] C.R.Mayer, H.N.Keiser: Electrocardiogram baseline noise estimation and removal using cubic splines and state-space computation techniques: Computers & Biomedical Research 10, 1977, pp.459-470,
- [160] K.C.McGill, L.J.Dorfman: High-resolution alignment of sampled waveforms, IEEE Trans. Biomed. Eng., BME-31, No.6, June 1984, pp.462-468,
- [161] J.S.Meditch: Estymacja i sterowanie statystycznie optymalne w układach liniowych, WNT, Warszawa 1975,
- [162] M.Merri et al.: Sampling frequency of electrocardiogram for spectral analysis of the heart rate variability, IEEE Trans. BME-37, No.1, January 1990, pp.99-106,
- [163] J.Mertens, D.Mortara: A new algorithm for QRS averaging, Comput. Cardiol., 1984, pp.367-369,
- [164] R.H.Mitchell, O.J.Escalona: Bandwidth limitations of signal-averaged ECG's using maximum coherence matching, Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, Vol.13, No.2, 1991, pp.635-636,
- [165] I.N.Murthy, M.R.Rangaraj: New concepts for PVC detection, IEEE Trans. Biomed. Eng., BME-26, No.7, July.1979, pp.624-635,
- [166] I.N.Murthy, M.R.Rangaraj, K.J.Udupa, A.K.Goyal: Homomorphic analysis and modeling of ECG signals, IEEE Trans. Biomed. Eng., BME-26, No.6, June. 1979, pp.573-582,
- [167] G.A.Myers et al.: Power spectral analysis of heart rate variability in sudden cardiac death: comparison to other methods, IEEE Trans. BME-33, No.12, dec. 1986, pp.1149-1156,

- [168] R.M.Negoescu, I.E.Csiki: Model of respiratory sinus arrhythmia in man, Med.& Biol. Eng. & Comput., No.27, 1989, pp.260-268,
- [169] S.T.Nugent, J.P.Finley: Heart rate variability in infants as a function of sleep state, Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, 1989, pp.319-320,
- [170] M.E.Nygards, L.Sörnmo: Basis signals representation of QRS waveforms, Linköping, May 1983,
- [171] A.V.Oppenheim, R.W.Schafer: Digital signal processing, 1975 by A.Oppenheim & Bell Laboratories, Inc.,
- [172] R.K.Otnes, L.Enochson: Analiza numeryczna szeregów czasowych, WNT, Warszawa 1978,
- [173] O.Pahlm, L.Sörnmo: Software QRS detection in ambulatory monitoring - a review, Med. & Biol.Eng. & Comput, 1984, 22, pp.289-297,
- [174] O.Pahlm, L.Sörnmo: Data processing of exercise ECG's, IEEE Trans. Biomed. Eng., BME-34, No.2, Feb. 1987, pp.158-165,
- [175] R.Pallás-Areny et al.: The effect of Respiration-induced heart movements on the ECG, IEEE Trans. Biomed. Eng., Vol.36, No.6, June 1989, pp.585-590,
- [176] T.Palko: Elektroniczne techniki badania rytmu serca i hemodynamiki, Post. Fiz. Med, 1984, tom 13, zeszyt 1, pp. 3 - 41,
- [177] P.A.Parker: Comments on "roundoff errors in signals averaging systems, IEEE Trans. Biomed. Eng., BME-34, No.11, Nov.1978, pp.907-908,
- [178] C.K.Peng et al.: Long-range anti-correlations and non-gaussian behavior of the heartbeat, to be published in Physical Review letters,
- [179] A.Peper: Comments on "Multichannel signal processing based on logic averaging", IEEE Trans. Biom. Eng., Vol.31, No.6, July 1984, pp.483-486,
- [180] A.Peper et al.: Recording of surface his-purkinje potentials, Med. & Biol. Eng. & Comput., No.23, 1985, pp.365-376,
- [181] T.Petelenz, J.Łeski et al.: High frequency ECG in patients after surgical treatment of the CAD, Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, Vol.13, No.3, 1992,

- [182] H.V.Pipberger, R.A.Dunn, A.S.Berson: Computer method in electrocardiography, Annual Review of Biophysics and Bioengineering, Vol.4,1975, pp.15-42,
- [183] H.V.Pipberger: Methods of diagnostic ECG classification, Proceedings of the 2nd IFIP TC-4 Working Conference on Computer Application on ECG & VCG analysis, Hannover, pp.11-14 October 1971, pp.296-310,
- [184] J.C.Principe, J.R.Smith: Design and implementation of linear phase FIR filters for biological signal processing, IEEE Trans. Biomed. Eng., BME-33, No.6, June 1986, pp.550-559,
- [185] P.M.Rautaharju: The current status of computer application in ECG & VCG analysis, Proceedings of the 2nd IFIP TC-4 Working Conference on Computer Application on ECG & VCG analysis, Hannover, 11-14 October 1971, pp.3-9,
- [186] P.M.Rautaharju, J.Warren, H.K.Wolf: Computer analysis of ortogonal and multiple scalar lead exercise electrocardiograms, Proceedings of the 2nd IFIP TC-4 Working Conference on Computer Application on ECG & VCG analysis, Hannover, 11-14 October 1971, pp.517-530,
- [187] J.M.Richardson, V.K.Murthy, L.J.Haywood: Effect of random frequency modulation on ECG power spectra, IEEE Trans. Biomed. Eng., BME-26, No.2, Feb. 1979, pp.109-112,
- [188] O.Rioul, P.Flandrin: Time-scale energy distributions: a general class extending wavelet transform, IEEE Trans. SP-40, No.7, july 1992, pp.1746-1757,
- [189] H.Rix et al.: Selective averaging of high resolution electrocardiograms, IEEE Ninth Annual Conference of the Engineering in Medicine and Biology Society 1987, pp.535-536,
- [190] O.Rompelman et al.: Practical limitations for the estimation of P-wave and QRS-complex occurrence times, Automedica, Vol.6, 1986, pp.269-284,
- [191] O.Rompelman, W.P.Hordijk: New method for the assessment of neonatal respiratory sinus arrhythmia, Med. & Biol. Eng. & Comput. No.25, 1987, pp.481-486,
- [192] H.H.Ros et al.: The technique of signal averaging and its practical application in the separation of atrial and his purkinje activity, Int. Simp. Signal averaging in Cardiology, 1981, pp.3-14,
- [193] K.M.Rosen: The contribution of his bundle recording to the understanding of cardiac conduction in man, Circulation, Vol.XLIII, June 1971, pp.961-966,

- [194] H.F.Schels et al.: Frequency analysis of the electrocardiogram with maximum entropy method for identification of patients with sustained ventricular tachycardia, IEEE trans. BME-38, No.9, september 1991, pp.821-826,
- [195] M.J.Shensa: The discrete wavelet transform: wedding the à trous and Mallat algorithms, IEEE Trans. SP-40, No.10, october 1992, pp.2464-2482,
- [196] S.J.Shin et al.: Assessment of autonomic regulation of heart rate variability by method of complex demodulation, IEEE Trans. BME-36, No.2, february 1989, pp.274-283,
- [197] V.Shvartsman et al.: Multichannel signal processing based on logic averaging, IEEE Trans. Biomed. Eng., Vol.29, No.7, july 1982, pp.531-536,
- [198] M.G.Signorini et al.: Chaotic characteristics of heart rate variability signal in newborns, Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, Vol.13, No.3, 1992, 971-972,
- [199] M.B.Simson: Signal averaging, Circulation, Vol.75, april 1987, Supplement III, pp.69-72,
- [200] M.L.Simoons, H.B.K.Boom, E.Smallenburg: On-line processing of orthogonal exercise electrocardiograms, Comput. Biomed. Res.,vol.8, 1975, pp.105-117,
- [201] M.L.Simoons: Optimal measurements for detection of coronary artery disease by exercise electrocardiography, Comput. Biomed. Res., vol.10, 1977, pp.483-499,
- [202] L.Sörnmo: A model - based approach to QRS delineation, Computers & Biomedical Research, No.20, 1987, pp.526-542,
- [203] L.Sörnmo, O.Pahlm: Evaluation of noise immunity for algorithms in exercise ECG analysis, Comput. Cardiol., 1984, pp.349-352,
- [204] J.Szabatin: Podstawy teorii sygnałów, WKŁ, Warszawa 1982,
- [205] H.G.Steenis, J.H.M.Tulen: A comparison of two methods to calculate the heart rate spectrum based on non-equidistant sampling, IEEE Annual Conference of the Engineering in Medicine and Biology Society, Vol.13, No.2, 1991, pp.670-671,
- [206] J.S.Steinberg, J.T.Bigger: Importance of endpoint of noise reduction in analysis of the signal-averaged electrocardiogram, Am.J Cardiol., No.63, 1989, pp.556-560,
- [207] J.S.Steinberg et al.: Signal-averaged electrocardiography directly from holter monitors tapes, J. Electrocardiology, Vol.22 Supplement, 1991, pp.25-32,

- [208] J.L.Talmon, A.Hasman: A new approach to QRS detection and typification, *Comput. Cardiol.*, 1981 pp.479-482,
- [209] J.L.Talmon et al.: Algorithms for the detection of events in electrocardiograms, *Comput. Meth. & Progr. Biomed.*, No.22, 1986, pp.149-161,
- [210] N.V.Thakor, Yi-Sheng Zhu, Kong-Yan Pan: Ventricular Tachycardia and fibrillation detection by a sequential hypothesis testing algorithm, *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, BME-37, No.9, september 1990, pp.837-843,
- [211] N.V.Thakor, J.G.Webster, W.J.Tompkins: Estimation of QRS complex power spectra for design of a QRS filter, *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, BME-31, No.11, November 1984, pp.702-706,
- [212] N.V.Thakor, Yi-Sheng Zhu: Applications of adaptive filtering to ECG analysis: noise cancellation and arrhythmia detection, *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, BME-38, No.8, august 1991, pp.785-794,
- [213] N.V.Thakor, D.Moreau: Design and analysis of quantised coefficient digital filters: application to biomedical signal processing with microprocessors, *Med. & Biol. Eng. & Comput.*, No.25, 1987, pp.18-25,
- [214] J.G.Webster: Reducing motion artifacts and interference in biopotential recording, *IEEE Trans. Biom. Eng.*, Vol.31, No.12, december 1984, pp.823-826,
- [215] F.Weise et al.: Heart rate variability in diabetic patients during orthostatic load - a spectral analytic approach, *Kim Wochenschr*, No.68, 1990, pp.26-32,
- [216] F.Weise, F.Heydenreich: Effects of modified respiratory rhythm on heart rate variability during active orthostatic load, *Biomed.Biochim. Acta*, No.48, 1989, pp.549-556,
- [217] J.L.Willems et al.: Influence of noise on wave boundary recognition by ECG measurement programs, *Computers & Biomedical Research*, 20, 1987, pp.543-562,
- [218] A.Wojtkiewicz: Elementy syntezy filtrów cyfrowych, WNT, Warszawa 1984,
- [219] J.C.Wood et al.: Time-frequency transforms: anew approach to first heart sound frequency dynamics, *IEEE trans. Biomed. Eng.*, Vol.39, No.7, july 1992, pp.730-740,
- [220] M.S.Woolfson: Study of cardiac arrhythmia using the Kalman filter, *Med. & Biol. Eng. & Comput.*, 1991, 29, pp.398-405,

- [221] D.J.Woollons et al.: Signal processing for recovery of cardiac conducting system activity, *IEEE Proc.*, Vol.129, No.9, december 1982, pp.684-692,
- [222] P.J.Vatterott et al: Signal-averaged electrocardiography: a new noninvasive test to identify patients at risk for ventricular arrhythmias, *Mayo Clin. Proc.*, 63, 1988, pp.931-942,
- [223] M.Vetterli, C.Harley: Wavelet and filter banks: theory and design, *IEEE Trans. SP-40*, No.9, september 1992, pp.2207-2232,
- [224] J.Vila et al.: Analysis of heart rate variability with evenly spaced time values, *IEEE Annual Conference of the Engineering in Medicine and Biology Society 1992*, pp.575-576,
- [225] A.Voss et al.: Detection of late potentials of the heart, *Proceedings of the Fourth IMEKO Conference on Advances in Biomedical Measurement*, May 1987, pp.172-181,
- [226] Q.Xue et al.: Neural-network-based adaptive matched filtering for QRS detection, *IEEE Trans. Biol. Eng.*, Vol.39, No.4, april 1992, pp.317-329,
- [227] N.Yoneda et al.: A comparative study of different methods for detecting late potentials in patients with and without ventricular tachycardia, *Japanese Circulation Journal*, Vol.53, march 1989, pp.197-205,
- [228] R.Zieliński: *Generatory liczb losowych*, WNT, Warszawa 1979,
- [229] J.Zipfel, J.D.Mayer-Erkelenz, A.Dietz: Computerized automatic analysis of exercise electrocardiograms with two different computer systems, *Proceedings of the 2nd IFIP TC-4 Working Conference on Computer Application on ECG & VCG analysis*, Hannover, 11-14 October 1971, pp.531-547,
- [230] M.Zimmermann et al.: beat-to-beat detection of ventricular late potentials with high-resolution electrocardiography, *American Heart Journal*, Vol.121, No.2, February 1991, pp.576-585,

NOWE MOŻLIWOŚCI NIEINWAZYJNEJ DIAGNOSTYKI ELEKTROKARDIOLOGICZNEJ

Streszczenie

W pracy przedstawiono nowe metody przetwarzania sygnałów elektrokardiograficznych. Omówiono także ich zastosowanie w systemie KARDIOASSIST. Opisano metody pracujące w trybie nadążnym do tłumienia zakłóceń (wolnozmiennych i sieciowych), detekcji zespołów QRS oraz ich wstępnego centrowania i klasyfikacji. Przedstawiono nową metodę do precyzyjnego centrowania załamek elektrokardiogramu. Metoda opiera się na idei "porównywania podobieństwa" pomiędzy dwoma okresami sygnału po filtracji dopasowanej, wykonywanej w dziedzinie częstotliwości. Wykazano, że błędy centrowania prowadzą do filtracji dolnoprzepustowej sygnału uśrednionego. Przeprowadzono badania porównawcze dla różnych dobrze znanych metod centrowania, różnych załamek EKG, różnych rodzajów zakłóceń oraz stosunków sygnał-szum. W pracy przedstawiono nową metodę uśredniania sygnału w dziedzinie czasu. Dla tradycyjnej metody uśredniania zazwyczaj zakładana jest stacjonarność zakłóceń, ale na przykład zakłócenia mięśniowe i artefakty wywołane ruchem pacjenta nie są stacjonarne. Nowa metoda oparta na teorii filtracji Kalmana prowadzi do wariancji zakłóceń sygnału uśrednionego zawsze mniejszej niż dla metody tradycyjnej, gdy zakłócenia nie są stacjonarne. Przedstawione są przykłady klinicznych testów systemu KARDIOASSIST. Wykazano użyteczność tego systemu do analizy późnych potencjałów komorowych, wysokoczęstotliwościowego EKG oraz zmienności rytmu serca. Przedstawiono literaturę dotyczącą omawianej tematyki oraz przyszłościowe trendy.

A NEW POSSIBILITY OF NON-INVASIVE ELECTROCARDIOLOGICAL DIAGNOSIS

Summary

In the paper new methods for electrocardiographic signals processing are described. Applications of this methods in KARDIOASSIST system are also presented. Methods are shown for real-time noise reduction (low-frequency and AC interference), QRS complex detection, preliminary alignment and classification. A new high-resolution method that estimate occurrence time of ECG signal wavelet is presented. The method is based on the idea of "comparing the similarities" between two signal cycles, after matched filtering, in frequency domain. It is demonstrated that alignment error leads to a low-pass filtering of averaged signal. Comparative studies are shown for different well known alignment methods, ECG signal wavelets, types of noises and signal-to-noise ratios. In the paper a new method for ECG signal averaging in time domain is presented. In traditional averaging stationarity of noise is usually assumed but for example muscle noise and motion artifacts are not stationary. A new method, based on Kalman filter theory, provides variance of noise in averaged signal that is always less than in the traditional method, when the noise is not stationary. Examples are shown of clinical tests of KARDIOASSIST system. It is demonstrated that system is useful for late ventricular potentials, high-frequency and heart rate variability analysis. References to much of the relevant work in these fields and future trends are included.

НОВЫЕ ВОЗМОЖНОСТИ НЕИНВАЗИЙНОЙ ЭЛЕКТРОКАРДИОЛОГИЧЕСКОЙ ДИАГНОСТИКИ

Резюме

В работе представлены новые методы преобразования электрокардиографических сигналов. Рассматривается также их применение в системе **KARDIOASSIST**. Описаны методы, работающие в следящем режиме, подавления помех (медленноизменяющихся и сетевых), детектирования комплексов **QRS** и их предварительного центрирования и классификации. Представлен новый метод точного центрирования изломов электрокардиограммы. Метод основан на идеи "сравнения подобия" для двух сигналов после приспособленной фильтрации в частотной области. Доказывается, что ошибки центрирования ведут к нижнечастотной фильтрации усредненного сигнала. Проведены сравнительные исследования для разных методов центрирования, разных изломов характеристики ЭКГ, разных видов помех и отношений сигнал/шум. В работе представлен новый метод усреднения сигнала во временной области. Для традиционного метода усреднения обычно предпосылают стационарность помех, но мышечные помехи и артефакты вызванные движением пациента нестационарны. Новый метод основан на теории фильтрации Кальмана приводит к всегда меньшей вариации помех усредненного сигнала по отношению к традиционному методу, при котором помехи нестационарны. Представлены примеры клинических тестов системы **KARDIOASSIST**. Доказывается пригодность системы для анализа поздних желудочковых потенциалов, высокочастотного ЭКГ и изменчивости ритма сердца. Представлена литература к представляемой тематике и будущие тренды.

BIBLIOTEKA GŁÓWNA
Politechniki Śląskiej

P.4474/94/2