

INSTYTUT SYSTEMÓW ELEKTRONICZNYCH  
POLITECHNIKI WARSZAWSKIEJ

mgr inż. Wojciech Zabołotny

Rozprawa doktorska

Metody estymacji częstotliwości  
maksymalnej sygnału z przezczaszkowego  
przepływomierza dopplerowskiego

Promotor:  
dr hab. inż. Tomasz Adamski

WARSZAWA 1999

Składam gorące podziękowania wszystkim, którzy pomogli mi podczas pisania tej pracy. Szczególne podziękowania za sugestie i pomoc składam mojemu promotorowi dr hab. Tomaszowi Adamskiemu.

Prof. dr hab. Jerzemu Baranowskiemu oraz dr Witoldowi Wierzejskiemu i całemu Zespołowi Aparatury Biocybernetycznej ISE PW chcę podziękować za nieustającą zachętę. Dr hab. Markowi Czosnyce dziękuję za wprowadzenie w tematykę inżynierii biomedycznej i cenne uwagi dotyczące doświadczalnej części pracy.

Chcę także podziękować współpracującym lekarzom, bez których pomocy nie byłoby możliwe zebranie materiału doświadczalnego. Szczególne podziękowania należą się lek. med. Przemysławowi Wołk-Łaniewskiemu z Centrum Zdrowia Dziecka oraz zespołowi prof. Zbigniewa Czernickiego z Centrum Medycyny Doświadczalnej i Klinicznej PAN - zwłaszcza dr med. Ewie Fersten i dr med. Elżbiecie Łuczywek.

Wyrazy wdzięczności chcę także przekazać mojej żonie Annie, za jej cierpliwość i pomoc podczas pisania pracy.

Autor

# Spis treści

Spis rysunków . . . . .	3
Spis tablic . . . . .	8
Spis oznaczeń użytych w pracy . . . . .	9
<b>1 Wstęp</b>	<b>11</b>
<b>2 Cele pracy</b>	<b>12</b>
<b>3 Omówienie podstawowych zagadnień związanych z przezczaszkowym przepływomierzem dopplerowskim (TCD)</b>	<b>14</b>
<b>4 Właściwości i model sygnału z przezczaszkowego przepływomierza dopplerowskiego</b>	<b>21</b>
4.1 Powstawanie sygnału dopplerowskiego i jego właściwości statystyczne . . . . .	21
4.2 Profil prędkości przepływu krwi w naczyniach . . . . .	26
4.3 Modele sygnału dopplerowskiego . . . . .	29
4.3.1 Model stacjonarny . . . . .	29
4.3.2 Model niestacjonarny . . . . .	31
<b>5 Omówienie dotychczas stosowanych metod wyznaczania maksymalnej częstotliwości sygnału dopplerowskiego</b>	<b>40</b>
5.1 Metoda percentylowa . . . . .	40
5.2 Metoda D'Alessio . . . . .	41
5.3 Metoda hybrydowa . . . . .	42
5.4 Metoda geometryczna . . . . .	42
5.5 Metoda fraktalna . . . . .	43
<b>6 Propozycje nowych metod wyznaczania maksymalnej częstotliwości sygnału dopplerowskiego</b>	<b>44</b>
6.1 Metoda wykorzystująca sieci neuronowe . . . . .	44
6.1.1 Ogólna koncepcja metody "neuronowej" . . . . .	44
6.1.2 Praktycznie zrealizowana metoda estymująca $f_{max}$ przy użyciu sieci neuronowej . . . . .	47
6.2 Metody oparte na modelowaniu sygnału . . . . .	48
6.2.1 Metoda oparta na modelowaniu scałkowanego widma gęstości mocy sygnału . . . . .	49
6.2.2 Metoda oparta na modelowaniu funkcji autokorelacji sygnału . . . . .	49

6.3	Metody “kontekstowe” uwzględniające niestacjonarność sygnału . . . . .	53
6.3.1	“Kontekstowe” rozszerzenie tradycyjnych metod estymacji częstotliwości maksymalnej . . . . .	54
6.3.2	Neuronowe metody “kontekstowe” . . . . .	57
<b>7</b>	<b>Testowanie dotychczasowych i nowo opracowanych metod</b>	<b>61</b>
7.1	Testowanie sygnałami symulowanymi . . . . .	61
7.1.1	Wyznaczenie współczynnika korelacji między rzeczywistą i estymowaną $f_{max}$ oraz średniokwadratowego błędu estymacji dla zestawu sygnałów o różnych parametrach . . . . .	61
7.1.2	Testowanie wariancji i obciążenia estymatorów $f_{max}$ dla różnych parametrów sygnału . . . . .	68
7.1.3	Testowanie symulowanymi sygnałami niestacjonarnymi . . . . .	74
7.2	Testowanie sygnałami rzeczywistymi . . . . .	86
7.2.1	Testowanie algorytmów rzeczywistymi sygnałami zmierzonymi <i>in vitro</i> przy stałej prędkości przepływu . . . . .	86
7.2.2	Testowanie zarejestrowanymi sygnałami klinicznymi . . . . .	100
<b>8</b>	<b>Krótkie omówienie możliwości implementacji nowo opracowanych metod</b>	<b>110</b>
8.1	Ocena złożoności obliczeniowej poszczególnych algorytmów . . . . .	110
8.2	Teoretyczne możliwości implementacji . . . . .	111
8.3	Praktycznie zrealizowane i wypróbowane implementacje nowych metod . . . . .	112
8.3.1	Realizacja programowa w środowisku DOS . . . . .	112
8.3.2	Realizacja programowa w środowisku Linux . . . . .	113
8.3.3	Realizacja na specjalizowanej karcie z procesorem sygnałowym . . . . .	113
<b>9</b>	<b>Zakończenie</b>	<b>116</b>
9.1	Syntetyczne przedstawienie wyników uzyskanych w pracy . . . . .	116
9.2	Wnioski dotyczące dalszych możliwości rozwoju metod estymacji częstotliwości maksymalnej . . . . .	117
	<b>Literatura</b>	<b>118</b>
	<b>Dodatek</b>	<b>123</b>

## Spis rysunków

3.1	Efekt Dopplera - rozproszenie na ruchomym obiekcie . . . . .	14
3.2	Charakterystyka “czułości odległościowej” impulsowego przepływomierza dopplerowskiego . . . . .	16
3.3	Schemat blokowy przezczaszkowego przepływomierza dopplerowskiego . . . . .	20
4.1	Podział warstwy krwi na “sześciiany elementarne” . . . . .	23
4.2	Rozkład prędkości przepływu krwi w naczyniu w funkcji odległości od środka naczynia . . . . .	27
4.3	Zmiana zespolonej amplitudy rozproszonej fali spowodowana przesunięciem warstwy . . . . .	33
4.4	Zjawisko wymiany krwi tworzącej próbkę pomiarową . . . . .	33
4.5	Wykres czasowej zmienności widma rzeczywistego sygnału dopplerowskiego . . . . .	38
4.6	Wykres czasowej zmienności widma symulowanego sygnału dopplerowskiego . . . . .	38
4.7	Wykres ilustrujący zależność stopnia rozmycia widma od długości “strefy insonacji” w modelu niestacjonarnym . . . . .	39
4.8	Wykres czasowej zmienności widma symulowanego sygnału dopplerowskiego o stałej prędkości przepływu, w zależności od długości “strefy insonacji” . . . . .	39
5.1	Schematyczne przedstawienie percentylowej metody wyznaczania częstotliwości $f_{max}$ . . . . .	40
5.2	Schematyczne przedstawienie hybrydowej metody wyznaczania częstotliwości $f_{max}$ . . . . .	42
5.3	Schematyczne przedstawienie geometrycznej metody wyznaczania częstotliwości $f_{max}$ . . . . .	43
6.1	Sieć neuronowa wyznaczająca częstotliwość maksymalną sygnału z przezczaszkowego przepływomierza dopplerowskiego . . . . .	44
6.2	Zmodyfikowana sieć neuronowa wyznaczająca częstotliwość maksymalną sygnału z przezczaszkowego przepływomierza dopplerowskiego . . . . .	45
6.3	Ogólna struktura algorytmu “kontekstowego” rzędu $n$ . . . . .	55
6.4	Wyznaczanie “przewidywanej” wartości $f_{max}$ za pomocą aproksymacji parabolicznej ( $n = 3$ ) . . . . .	56
6.5	Przebieg funkcji korygującej dla różnych wartości parametru $\gamma$ . . . . .	58
6.6	Ogólna struktura algorytmu “kontekstowego” wykorzystującego sieć neuronową . . . . .	58
6.7	Przebieg czasowy $f_{max}(t)$ w sygnałach symulowanych. . . . .	59
7.1	Korelogram wyników testowania metody percentylowej dla $\alpha = 0.7$ . . . . .	64

7.2	Korelogram wyników testowania metody percentylowej dla $\alpha = 0.8$ . . . . .	64
7.3	Korelogram wyników testowania metody percentylowej dla $\alpha = 0.9$ . . . . .	64
7.4	Korelogram wyników testowania metody D'Alessio. . . . .	65
7.5	Korelogram wyników testowania metody hybrydowej. . . . .	65
7.6	Korelogram wyników testowania metody fraktalnej. . . . .	65
7.7	Korelogram wyników testowania metody geometrycznej, współpracującej z estymatorem widma opartym na DFT. . . . .	66
7.8	Korelogram wyników testowania metody geometrycznej, współpracującej z estymatorem widma opartym na modelu AR 10 rzędu. . . . .	66
7.9	Korelogram wyników testowania metody opartej na modelowaniu scałkowanego widma gęstości mocy sygnału. . . . .	66
7.10	Korelogram wyników testowania metody opartej na modelowaniu funkcji autokorelacji sygnału. . . . .	67
7.11	Korelogram wyników testowania metody neuronowej, przetwarzającej znormalizowaną funkcję autokorelacji sygnału. . . . .	67
7.12	Obciążenie i odchylenie standardowe estymatora związanego z metodą percentylową dla $\alpha = 0.7$ . . . . .	69
7.13	Obciążenie i odchylenie standardowe estymatora związanego z metodą percentylową dla $\alpha = 0.8$ . . . . .	69
7.14	Obciążenie i odchylenie standardowe estymatora związanego z metodą percentylową dla $\alpha = 0.9$ . . . . .	70
7.15	Obciążenie i odchylenie standardowe estymatora związanego z metodą D'Alessio. . . . .	70
7.16	Obciążenie i odchylenie standardowe estymatora związanego z metodą hybrydową. . . . .	71
7.17	Wartość średnia i odchylenie standardowe wymiaru fraktalnego sygnału w zależności od częstotliwości maksymalnej. . . . .	71
7.18	Obciążenie i odchylenie standardowe estymatora związanego z metodą geometryczną, współpracującą z DFT jako estymatorem widma. . . . .	72
7.19	Obciążenie i odchylenie standardowe estymatora związanego z metodą geometryczną, współpracującą z modelem AR 10 rzędu jako estymatorem widma. . . . .	72
7.20	Obciążenie i odchylenie standardowe estymatora związanego z metodą opartą na modelowaniu scałkowanego widma gęstości mocy sygnału. . . . .	73
7.21	Obciążenie i odchylenie standardowe estymatora związanego z metodą opartą na modelowaniu funkcji autokorelacji sygnału. . . . .	73

7.22	Obciążenie i odchylenie standardowe estymatora związanego z metodą neuronową, przetwarzającą znormalizowaną funkcję autokorelacji sygnału. . . . .	74
7.23	Przebieg częstotliwości maksymalnej sygnału symulowanego w funkcji czasu. . . . .	75
7.24	Porównanie metod kontekstowych i zwykłych dla sygnału symulowanego (SNR=0 dB, $k=2$ ) . . . . .	76
7.25	Porównanie metod kontekstowych i zwykłych dla sygnału symulowanego (SNR=0 dB, $k=4$ ) . . . . .	77
7.26	Porównanie metod kontekstowych i zwykłych dla sygnału symulowanego (SNR=0 dB, $k=10$ ) . . . . .	78
7.27	Porównanie metod kontekstowych i zwykłych dla sygnału symulowanego (SNR=3 dB, $k=2$ ) . . . . .	79
7.28	Porównanie metod kontekstowych i zwykłych dla sygnału symulowanego (SNR=3 dB, $k=4$ ) . . . . .	80
7.29	Porównanie metod kontekstowych i zwykłych dla sygnału symulowanego (SNR=3 dB, $k=10$ ) . . . . .	81
7.30	Porównanie metod kontekstowych i zwykłych dla sygnału symulowanego (SNR=10 dB, $k=2$ ) . . . . .	82
7.31	Porównanie metod kontekstowych i zwykłych dla sygnału symulowanego (SNR=10 dB, $k=4$ ) . . . . .	83
7.32	Porównanie metod kontekstowych i zwykłych dla sygnału symulowanego (SNR=10 dB, $k=10$ ) . . . . .	84
7.33	System pomiarowy do rejestracji <i>in vitro</i> sygnałów rzeczywistych używanych do testowania algorytmów estymacji częstotliwości maksymalnej . . . . .	87
7.34	Wykresy uśrednionych widm gęstości mocy, dla różnych prędkości przepływu - pierwsza seria pomiarów . . . . .	90
7.35	Wykresy uśrednionych widm gęstości mocy, dla różnych prędkości przepływu - druga seria pomiarów . . . . .	91
7.36	Wykresy uśrednionych widm gęstości mocy, dla różnych prędkości przepływu - pierwsza seria pomiarów, po sztucznym obniżeniu SNR do 3dB . . . . .	92
7.37	Wykresy uśrednionych widm gęstości mocy, dla różnych prędkości przepływu - druga seria pomiarów, po sztucznym obniżeniu SNR do 3dB . . . . .	93
7.38	Wykresy estymowanej częstotliwości maksymalnej w funkcji prędkości przepływu - pierwsza seria pomiarów, sygnał oryginalny . . . . .	96
7.39	Wykresy estymowanej częstotliwości maksymalnej w funkcji prędkości przepływu - druga seria pomiarów, sygnał oryginalny . . . . .	97

7.40	Wykresy estymowanej częstotliwości maksymalnej w funkcji prędkości przepływu - pierwsza seria pomiarów, sygnał o SNR sztucznie obniżonym do 3 dB . . . . .	98
7.41	Wykresy estymowanej częstotliwości maksymalnej w funkcji prędkości przepływu - druga seria pomiarów, sygnał o SNR sztucznie obniżonym do 3 dB . . . . .	99
7.42	Wynik przetwarzania sygnału rzeczywistego za pomocą metody percentylowej ( $\alpha = 0,7$ ). . . . .	101
7.43	Wynik przetwarzania sygnału rzeczywistego za pomocą metody percentylowej ( $\alpha = 0,8$ ). . . . .	101
7.44	Wynik przetwarzania sygnału rzeczywistego za pomocą metody percentylowej ( $\alpha = 0,9$ ). . . . .	102
7.45	Wynik przetwarzania sygnału rzeczywistego za pomocą metody D'Alessio. . .	102
7.46	Wynik przetwarzania sygnału rzeczywistego za pomocą metody hybrydowej. .	102
7.47	Wynik przetwarzania sygnału rzeczywistego za pomocą metody geometrycznej z DFT. . . . .	103
7.48	Wynik przetwarzania sygnału rzeczywistego za pomocą metody geometrycznej z AR. . . . .	103
7.49	Wynik przetwarzania sygnału rzeczywistego za pomocą metody modelowania scałkowanego widma gęstości mocy. . . . .	103
7.50	Wynik przetwarzania sygnału rzeczywistego za pomocą metody modelowania funkcji autokorelacji. . . . .	104
7.51	Wynik przetwarzania sygnału rzeczywistego za pomocą zwykłej metody neuronowej. . . . .	104
7.52	Wynik przetwarzania sygnału rzeczywistego za pomocą metody geometrycznej z DFT i z rozszerzeniem kontekstowym. . . . .	104
7.53	Wynik przetwarzania sygnału rzeczywistego za pomocą metody geometrycznej z AR i z rozszerzeniem kontekstowym. . . . .	105
7.54	Wynik przetwarzania sygnału rzeczywistego za pomocą metody neuronowej z rozszerzeniem kontekstowym. . . . .	105
7.55	Wynik przetwarzania za pomocą metody percentylowej ( $\alpha = 0,7$ ) sygnału rzeczywistego o SNR sztucznie obniżonym do 3 dB. . . . .	105
7.56	Wynik przetwarzania za pomocą metody percentylowej ( $\alpha = 0,8$ ) sygnału rzeczywistego o SNR sztucznie obniżonym do 3 dB. . . . .	106



7.57	Wynik przetwarzania sygnału za pomocą metody percentylowej ( $\alpha = 0,9$ ) sygnału rzeczywistego o SNR sztucznie obniżonym do 3 dB. . . . .	106
7.58	Wynik przetwarzania za pomocą metody D'Alessio sygnału rzeczywistego o SNR sztucznie obniżonym do 3 dB. . . . .	106
7.59	Wynik przetwarzania za pomocą metody hybrydowej sygnału rzeczywistego o SNR sztucznie obniżonym do 3 dB. . . . .	107
7.60	Wynik przetwarzania za pomocą metody geometrycznej z DFT sygnału rzeczywistego o SNR sztucznie obniżonym do 3 dB. . . . .	107
7.61	Wynik przetwarzania za pomocą metody geometrycznej z AR sygnału rzeczywistego o SNR sztucznie obniżonym do 3 dB. . . . .	107
7.62	Wynik przetwarzania za pomocą metody modelowania scałkowanego widma gęstości mocy sygnału rzeczywistego o SNR sztucznie obniżonym do 3 dB. . .	108
7.63	Wynik przetwarzania za pomocą metody modelowania funkcji autokorelacji sygnału rzeczywistego o SNR sztucznie obniżonym do 3 dB. . . . .	108
7.64	Wynik przetwarzania za pomocą zwykłej metody neuronowej sygnału rzeczywistego o SNR sztucznie obniżonym do 3 dB. . . . .	108
7.65	Wynik przetwarzania za pomocą metody geometrycznej z DFT i z rozszerzeniem kontekstowym sygnału rzeczywistego o SNR sztucznie obniżonym do 3 dB. . . . .	109
7.66	Wynik przetwarzania za pomocą metody geometrycznej z AR i z rozszerzeniem kontekstowym sygnału rzeczywistego o SNR sztucznie obniżonym do 3 dB. . .	109
7.67	Wynik przetwarzania za pomocą metody neuronowej z rozszerzeniem kontekstowym sygnału rzeczywistego o SNR sztucznie obniżonym do 3 dB. . . . .	109
8.1	Schemat blokowy karty DSP . . . . .	114
8.2	Karta rozszerzenia do komputera PC, do przetwarzania sygnału przezczaskowego przepływomierza dopplerowskiego . . . . .	114

## Spis tablic

7.1	Porównanie współczynników korelacji między rzeczywistymi, a estymowanymi wartościami $f_{max}$ oraz średniokwadratowych błędów estymacji, uzyskanych przy przetwarzaniu różnymi metodami symulowanych sygnałów stacjonarnych. . . . .	63
7.2	Średniokwadratowy błąd estymacji dla metod zwykłych i kontekstowych, uzyskany przy przetwarzaniu symulowanych sygnałów niestacjonarnych . . . .	85
7.3	Wyniki przetwarzania różnymi algorytmami sygnału zmierzonego <i>in vitro</i> - pierwsza seria pomiarów . . . . .	94
7.4	Wyniki przetwarzania różnymi algorytmami sygnału zmierzonego <i>in vitro</i> - druga seria pomiarów . . . . .	94
7.5	Wyniki przetwarzania różnymi algorytmami sygnału zmierzonego <i>in vitro</i> o SNR obniżonym do 3 dB - pierwsza seria pomiarów . . . . .	95
7.6	Wyniki przetwarzania różnymi algorytmami sygnału zmierzonego <i>in vitro</i> o SNR obniżonym do 3 dB - druga seria pomiarów . . . . .	95

## Spis oznaczeń użytych w pracy

$N$	Zbiór liczb naturalnych
$\mathbf{R}$	Zbiór liczb rzeczywistych
$\mathbf{R}^+$	Zbiór liczb rzeczywistych nieujemnych
$Z$	Zbiór liczb całkowitych
$D^2(X)$	Wariancja zmiennej losowej $X$
$E(X)$	Wartość oczekiwana zmiennej losowej $X$
$N(m, \sigma)$	Rozkład normalny o wartości oczekiwanej $m$ i odchyleniu standardowym $\sigma$
$\mathbb{R}$	Funkcja autokorelacji sygnału losowego
$S(\omega)$	Widmowa gęstość mocy sygnału losowego
$\mathbb{S}$	Scałkowana widmowa gęstość mocy sygnału losowego
$\sigma_X$	Odchylenie standardowe zmiennej losowej $X$
$\alpha$	Kąt między kierunkiem propagacji nadawanej wiązki ultradźwiękowej, a kierunkiem przepływu krwi. Ponadto oznaczenie poziomu progowego w procentylowej metodzie estymacji częstotliwości maksymalnej.
$\beta, \gamma, \xi$	Stałe współczynniki, chwilowo wprowadzane dla uproszczenia zapisu równań.
$f$	Częstotliwość
$f_{max}$	Częstotliwość maksymalna sygnału dopplerowskiego
$f_N$	Częstotliwość Nyquista sygnału próbkowanego
$\varphi$	Przesunięcie fazowe
$I$	Składowa synfazowa sygnału dopplerowskiego po demodulacji kwadraturowej
$P$	Moc sygnału
$P_{tot}$	Całkowita moc sygnału

$Q$	Składowa kwadraturowa sygnału dopplerowskiego po demodulacji kwadraturowej
$r$	Promień cylindrycznej warstwy krwi, lub odległość próbki krwi od środka naczynia
$R$	Promień naczynia w którym płynie krew
$v$	Prędkość obiektu rozpraszającego, lub odbijającego falę ultradźwiękową
$c$	Prędkość rozchodzenia się fali ultradźwiękowej w ośrodku
$V$	Objętość pewnej próbki krwi
$X$	Zespolony sygnał dopplerowski, otrzymywany po detekcji kwadraturowej $X(t) = I(t) + iQ(t)$

# 1 Wstęp

Praca koncentruje się na zagadnieniu estymacji częstotliwości maksymalnej sygnału dostarczanego przez przezczaszkowy przepływomierz dopplerowski, czyli częstotliwości dopplerowskiej odpowiadającej maksymalnej prędkości przepływu krwi w badanym naczyniu.

Przezczaszkowy przepływomierz dopplerowski jest urządzeniem umożliwiającym nieinwazyjny pomiar prędkości przepływu krwi w naczyniach mózgowych. Koncepcja tego przyrządu pojawiła się już w roku 1960, jednak problemy techniczne sprawiły, że pierwsze pomiary prędkości przepływu krwi w naczyniach mózgowych przeprowadzono dopiero w 1981 roku (użyto zresztą do tego przyrządu skonstruowanego do pomiaru prędkości przepływu krwi w sercu) [26]. Przyrząd ten przechodził burzliwy rozwój, przy czym jednym z nowszych osiągnięć są przyrządy dostarczające dwuwymiarowego obrazu rozkładu prędkości przepływu krwi [37]. Zespół Aparatury Biocybernetycznej Instytutu Systemów Elektronicznych (dawnej Instytutu Podstaw Elektroniki) Politechniki Warszawskiej już od początku lat 80-tych zajmuje się zagadnieniami diagnostyki neurochirurgicznej, związanymi z problematyką ciśnienia wewnątrzczaszkowego i przepływu krwi mózgowej. Autor niniejszej pracy jest związany z Zespołem Aparatury Biocybernetycznej od 1989 roku. Prace prowadzone przez Zespół i innych badaczy wskazywały na to, że przyszłość należy do systemów monitorowania wieloparametrowego, wykorzystujących także sygnał prędkości przepływu krwi [36].

Doświadczenia z pracy z dostępnymi systemami przezczaszkowych przepływomierzy dopplerowskich, które w większości w ogóle nie dysponowały wyjściem sygnału maksymalnej prędkości przepływu, bądź nie zapewniały dostatecznej jakości tego sygnału, doprowadziły autora do zainteresowania się problematyką wyznaczania maksymalnej prędkości przepływu krwi, a przede wszystkim do związanego z tym zagadnienia estymacji maksymalnej częstotliwości sygnału przezczaszkowego przepływomierza dopplerowskiego, jako parametru pozwalającego wnioskować o parametrach przepływu mózgowego [6].

Rozpatrywane w pracy zagadnienia stanowią jedynie wąski wycinek szerokiej problematyki związanej z ultrasonografią dopplerowską [27], czy zastosowaniami przezczaszkowego przepływomierza dopplerowskiego [26], [12].

Przedstawione w pracy rozważania służą wykazaniu, że w pewnych warunkach istnieje możliwość poprawy właściwości dotychczas stosowanych estymatorów chwilowej częstotliwości maksymalnej przez wykorzystanie dodatkowych informacji zawartych w całym widmie sygnału oraz wcześniejszych i późniejszych wartości tej częstotliwości.

## 2 Cele pracy

Celem tej pracy jest zaproponowanie nowych algorytmów estymacji maksymalnej częstotliwości w sygnale z przezczaszkowego przepływomierza dopplerowskiego i analiza ich właściwości metodami analitycznymi i symulacyjnymi, porównanie właściwości nowo opracowanych algorytmów z wcześniejszymi, opublikowanymi w literaturze [7], [20], [25], [39] oraz zaproponowanie pewnych rozwiązań układowych i systemowych, związanych z realizacją proponowanych algorytmów.

Powaznym problemem przy dopplerowskim pomiarze prędkości przepływu krwi w naczyniach mózgowych jest tłumienie sygnału ultradźwiękowego przy przejściu przez kości czaszki. Z obserwacji autora wynika, że na skutek tego efektu u niektórych pacjentów nie jest możliwe uzyskanie zadowalającego stosunku sygnał/szum (SNR). Dowolne zwiększanie mocy wiązki ultradźwiękowej w celu zwiększenia poziomu odbieranego sygnału nie jest możliwe, ze względu na bezpieczeństwo pacjenta. Dlatego ważne jest aby nowe algorytmy działały poprawnie przy małych wartościach SNR. Ponadto, ponieważ nowe algorytmy mają znaleźć zastosowanie przede wszystkim w długookresowym monitorowaniu przepływu mózgowego, dlatego też główny nacisk położono na niewrażliwość algorytmów na zmiany stosunku sygnał/szum (na przykład na skutek nieznacznych przemieszczeń sondy, lub wysychania żelu). Przepływ krwi w tętnicach mózgowych jest prawie zawsze laminarny [26, str. 5], co pozwoliło rozwinąć klasę algorytmów, w których poprawę właściwości uzyskuje się dzięki wykorzystaniu informacji zawartych w kształcie całego widma gęstości mocy, lub funkcji autokorelacji. Oczywiście ceną jaką trzeba za to zapłacić jest nieprzydatność takich algorytmów do analizy sygnałów pozyskiwanych z naczyń, w których przepływ jest silnie turbulentny (na przykład z naczyń silnie zmienionych miażdżycowo).

Druga klasa opracowanych algorytmów wykorzystuje fakt, że natężenie przepływu (wydatek) krwi jest ciągłą funkcją czasu, co pozwala zmniejszyć wariancję estymatora częstotliwości maksymalnej przez wykorzystanie faktu, że wartości częstotliwości maksymalnej dla kolejnych fragmentów sygnału są ze sobą skorelowane.

Praca koncentruje się na analizie "gotowego" sygnału dopplerowskiego, w związku z czym nie są w niej rozpatrywane zagadnienia związane ze szczegółami konstrukcyjnymi przezczaszkowych przepływomierzy dopplerowskich.

Praca nie zajmuje się także przyrządami odtwarzającymi dwuwymiarowy rozkład prędkości przepływu (ang. Flow Mapping TCD) [37] z uwagi na ich małą przydatność do ciągłego monitorowania przepływu mózgowego. Ponadto w tej klasie przyrządów przeważnie wykorzystuje się estymatory średniej częstotliwości dopplerowskiej [19] [13].

Przy ocenie poszczególnych algorytmów brane są pod uwagę następujące kryteria:

- wariancja i obciążenie danego estymatora

Dążymy do tego, aby uzyskany estymator był nieobciążony i posiadał jak najmniejszą wariancję.

- wrażliwość na stosunek sygnał/szum analizowanego sygnału

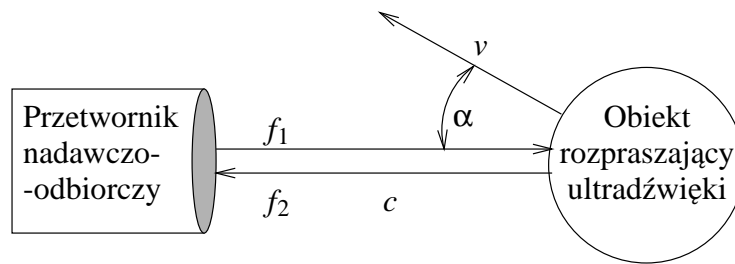
Uzyskany estymator powinien zapewniać dobrą estymację  $f_{max}$ , nawet przy małym stosunku sygnał/szum. Co więcej, algorytm nie powinien wymagać interwencji użytkownika przy zmianach stosunku sygnał/szum.

- złożoność obliczeniowa

Uzyskany estymator powinien cechować się dostatecznie małą złożonością obliczeniową, aby była możliwa analiza sygnału w czasie rzeczywistym na dostatecznie taniej platformie sprzętowej.

- łatwość implementacji

Uzyskany estymator powinien pozwalać na łatwą implementację na typowych platformach sprzętowych - komputer osobisty, procesor sygnałowy, lub specjalizowany układ cyfrowy.



Rysunek 3.1. Efekt Dopplera - rozproszenie na ruchomym obiekcie

### 3 Omówienie podstawowych zagadnień związanych z przezczaszkowym przepływomierzem dopplerowskim (TCD)

Przeznaczony przepływomierz dopplerowski (ang. Transcranial Doppler - TCD) jest przyrządem umożliwiającym nieinwazyjny pomiar prędkości przepływu krwi, przez wykorzystanie rozpraszania fali ultradźwiękowej na płynącej krwi.

Podstawą działania przezczaszkowego przepływomierza dopplerowskiego jest zjawisko zmiany częstotliwości fali ultradźwiękowej podczas jej rozpraszania na unoszonych przez prąd krwi krwinkach.

Fala ultradźwiękowa o częstotliwości 2 MHz (zapewniającej dobre przenikanie przez tkankę kostną) jest emitowana przez przyłożony do powierzchni czaszki przetwornik ultradźwiękowy i rozpraszana na znajdujących się wewnątrz czaszki niejednorodnościach. Efektem rozpraszania na nieruchomych niejednorodnościach (powierzchnie kości, granice tkanek o różnych wartościach impedancji akustycznej) jest fala rozproszona o tej samej częstotliwości. Częstotliwość fali rozproszonej na przemieszczających się niejednorodnościach ulega zmianie na skutek efektu Dopplera (rys. 3.1). Częstotliwość fali odbieranej ( $f_2$ ) zależy od częstotliwości nadawanej ( $f_1$ ), prędkości rozchodzenia się fali ultradźwiękowej w ośrodku ( $c$ ), prędkości przemieszczania się obiektu ( $v$ ) i kąta między kierunkiem rozchodzenia się fali, a kierunkiem przepływu krwi ( $\alpha$ ), przy czym zależność jest opisana równaniem (por. np. [26]):

$$f_2 = f_1 \cdot \frac{1 + v_r/c}{1 - v_r/c} \quad (3.1)$$

gdzie  $v_r$  jest radialną składową prędkości obiektu względem głowicy, opisaną zależnością:

$$v_r = v \cdot \cos(\alpha) \quad (3.2)$$

Jeśli prędkość przemieszczania się obiektu jest znacznie mniejsza od prędkości rozchodzenia się fali ultradźwiękowej, równanie 3.1 możemy zlinearyzować, doprowadzając je



do postaci:

$$f_2 = f_1 \cdot \left(1 + 2 \cdot \frac{v_f}{c}\right) \quad (3.3)$$

Przesunięcie częstotliwości fali ultradźwiękowej (przesunięcie dopplerowskie) jest więc proporcjonalne do prędkości obiektu odbijającego bądź rozpraszającego falę:

$$f = f_2 - f_1 = 2 \cdot f_1 \frac{v \cos(\alpha)}{c} \quad (3.4)$$

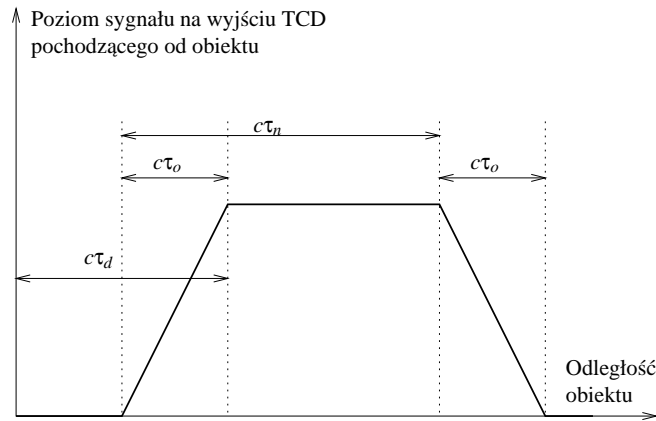
Możemy z niego wyprowadzić wzór na prędkość obiektu rozpraszającego falę ultradźwiękową:

$$v = \frac{c}{2 \cdot \cos(\alpha)} \cdot \frac{f}{f_1} \quad (3.5)$$

Dla typowych wartości prędkości przepływu krwi rzędu 1 m/s i prędkości rozchodzenia się ultradźwięków we krwi około 1570 m/s, przesunięcie częstotliwości fali dwumegahercowej wynosi (dla  $\alpha = 0^\circ$ ) około 2,55 kHz.

W praktyce jednak bezpośrednie wykorzystanie wyżej opisanej metody pomiaru prędkości przepływu nie jest możliwe do badania przepływu krwi w naczyniach mózgu. Z uwagi na złożoność struktur anatomicznych ludzkiego mózgu, wiązka ultradźwiękowa może obejmować kilka naczyń, przebiegających pod różnymi kątami, albo takich, w których krew płynie z różną prędkością. Celem lekarza jest jednak przeprowadzenie pomiaru prędkości przepływu krwi w konkretnym naczyniu. Użycie kierunkowego przetwornika i zogniskowanie wiązki pozwala ograniczyć badany obszar do wąskiego stożka, nadal jednak prawdopodobne jest równoczesne odbieranie fal rozproszonych na krwi płynącej w różnych naczyniach, na różnej głębokości. Aby dodatkowo określić głębokość na jakiej mierzona jest prędkość przepływu krwi, wykorzystano metodę impulsową. W tej metodzie fala ultradźwiękowa jest emitowana w postaci krótkich paczek. Czas po jakim rozproszona fala powróci do przetwornika zależy od odległości między rozpraszającym obiektem, a przetwornikiem. W konsekwencji analizując sygnał powracający tylko w pewnym, określonym przedziale czasu, ograniczamy radialną współrzędną badanego obszaru. W ten sposób powstał przezczaszkowy przepływomierz dopplerowski (TCD), którego schemat blokowy przedstawiony jest na rysunku 3.3.

Sygnał o częstotliwości ultradźwiękowej  $f_1$  jest wytwarzany przez generator fali nośnej. Ten sam sygnał po obniżeniu jego częstotliwości jest wykorzystywany do wygenerowania sygnałów bramki nadajnika (o czasie trwania  $\tau_n$ ) i odbiornika (o czasie trwania  $\tau_o$ ) oraz czasu opóźnienia  $\tau_d$ . Nadajnik emituje paczki impulsów ultradźwiękowych o częstotliwości  $f_1$  i częstotliwości powtarzania  $f_{imp}$ . W celu umożliwienia detekcji kwadraturowej, odbierany sygnał jest doprowadzany do dwóch układów mnożących i mnożony przez dwa sygnały o częstotliwości  $f_1$ , przesunięte względem siebie w fazie o  $\pi/2$ . Sygnały iloczynowe są następnie doprowadzane do bramek próbkujących odbiornika. Bramki odbiornika są otwierane po czasie  $\tau_d$



Rysunek 3.2. Charakterystyka “czułości odległościowej” impulsowego przepływomierza dopplerowskiego. (Na rysunku przedstawiono sytuację, gdy  $\tau_n \geq \tau_o$ . W przeciwnym wypadku na rysunku należy zamienić miejscami oznaczenia  $\tau_n$  i  $\tau_o$ .)

na czas  $\tau_o$ , dzięki czemu odbierane jest tylko echo pochodzące od obiektów znajdujących się w odległości  $l = \frac{c\tau_o}{2}$ , gdzie  $c$  jest prędkością rozchodzenia się ultradźwięków w tkance.

(Bywa stosowane także inne rozwiązanie [11], w którym jeden układ “Quadrature Sampler - próbkujący układ kwadraturowy” realizuje równocześnie funkcję próbkowania i mnożenia. Jest to zrealizowane w ten sposób, że w czasie otwarcia bramki  $\tau_o$  sygnał odbierany jest próbkowany kilkakrotnie, przy czym momenty próbkowania w obu torach są przesunięte względem siebie o  $\frac{1}{4} \frac{1}{f_1}$ . Oba te rozwiązania są jednak równoważne, jeśli chodzi o właściwości uzyskiwanego sygnału dopplerowskiego).

Z uwagi na niezerowe czasy trwania impulsów bramek nadawczej i odbiorczych, będą odbierane także, choć słabiej, echa pochodzące od obiektów położonych nieco dalej i nieco bliżej. Charakterystyka “odległościowej czułości” przepływomierza impulsowego będzie odpowiadała splotowi impulsów bramkujących nadajnika i odbiornika, przyjmując dla impulsów prostokątnych kształt trapezoidalny (rys. 3.2).

Pełną analizę działania układu TCD można znaleźć w publikacjach [27] i [11]. Na potrzeby tej pracy wystarczy stwierdzić, że jeśli w danej chwili  $t$  obiekt, rozpraszający falę ultradźwiękową jest odległy o  $\frac{n\lambda}{2} + l(t)$ , gdzie  $\lambda$  jest długością fali ultradźwiękowej w tkance, a  $0 \leq l(t) < \lambda/2$ , to odbierany sygnał dopplerowski będzie miał postać:

$$X(t) = \beta \cos \left( 2\pi f_1 t + \frac{4\pi l(t)}{\lambda} \right) \quad (3.6)$$

Jeśli wprowadzimy oznaczenie:

$$\varphi(t) = \frac{4\pi l(t)}{\lambda} \quad (3.7)$$

To możemy przedstawić odbierany sygnał w postaci:

$$X(t) = \beta \cos(2\pi f_1 t + \varphi(t)) = \beta \cos 2\pi f_1 t \cos \varphi(t) - \beta \sin 2\pi f_1 t \sin \varphi(t) \quad (3.8)$$

Po próbkowaniu kwadraturowym uzyskamy wówczas sygnały - synfazowy i kwadraturowy:

$$I(t) = \beta \cos \varphi(t) \quad (3.9)$$

$$Q(t) = -\beta \sin \varphi(t) \quad (3.10)$$

Powyższy opis sygnału zostanie wykorzystany w wyprowadzeniu modelu niestacjonarnego sygnału dopplerowskiego.

Jeśli założymy, że wszystkie obserwowane obiekty poruszają się w kierunku do głowicy, lub od głowicy, to można wykorzystać tylko jeden z tych sygnałów. Jeśli jednak chcemy oddzielić sygnały pochodzące od obiektów zbliżających się do głowicy od sygnałów pochodzących od obiektów oddalających się od głowicy, to musimy wykorzystać oba sygnały - synfazowy i kwadraturowy.

Możemy to zrobić, traktując je jak składową rzeczywistą ( $I(t)$ ) i urojoną ( $Q(t)$ ) pewnego sygnału zespolonego, którego częstotliwość jest większa od zera dla obiektów zbliżających się do głowicy, a mniejsza od zera dla obiektów oddalających się od głowicy. W ten sposób, wyznaczając dyskretną transformatę Fouriera takiego sygnału zespolonego, uzyskujemy oddzielnie widmo sygnałów pochodzących od obiektów oddalających się od głowicy, a oddzielnie widmo sygnałów pochodzących od obiektów zbliżających się do głowicy.

Możemy także uzyskać w postaci analogowej rozdzielone sygnały przepływu w przód i wstecz, jeśli przeprowadzimy pewną dodatkową obróbkę sygnału.

W poniższych rozważaniach wykorzystamy kolejną ważną cechę przeczaszkowego przepływomierza dopplerowskiego: mimo iż jest to układ nieliniowy (realizowane są w nim nieliniowe operacje mnożenia i próbkowania) to jednak spełnia on zasadę superpozycji w tym sensie, że sygnał wyjściowy jest superpozycją sygnałów uzyskiwanych od poszczególnych obiektów rozpraszających fale ultradźwiękowe.

Rozważmy obiekt poruszający się do głowicy z pewną prędkością radialną  $v_{r,1}$ . Składowe sygnałów kwadraturowego i synfazowego pochodzące od tego obiektu będą opisane równaniami:

$$I_1(t) = \beta_1 \cos \left( \varphi_1(0) - \frac{4\pi v_{r,1} t}{c} \right) \quad (3.11)$$

$$Q_1(t) = -\beta_1 \sin \left( \varphi_1(0) - \frac{4\pi v_{r,1} t}{c} \right) \quad (3.12)$$

Uwzględniając odpowiednio parzystość i nieparzystość funkcji cosinus i sinus możemy zapisać te równania w postaci:

$$I_1(t) = \beta_1 \cos\left(-\varphi_1(0) + \frac{4\pi v_{r,1}t}{c}\right) \quad (3.13)$$

$$Q_1(t) = \beta_1 \sin\left(-\varphi_1(0) + \frac{4\pi v_{r,1}t}{c}\right) \quad (3.14)$$

Przepuśćmy sygnał kwadraturowy przez układ przesuwający fazę sygnału o  $-\pi/2$  w szerokim zakresie częstotliwości i oznaczmy uzyskany w ten sposób sygnał  $Q^*(t)$ .

$$I_1(t) = \beta_1 \cos\left(-\varphi_1(0) + \frac{4\pi v_{r,1}t}{c}\right) \quad (3.15)$$

$$Q_1^*(t) = \beta_1 \cos\left(-\varphi_1(0) + \frac{4\pi v_{r,1}t}{c}\right) = I_1(t) \quad (3.16)$$

Dla podobnego obiektu, poruszającego się w kierunku “od głowicy” z prędkością radialną  $v_{r,2}$  uzyskamy:

$$I_2(t) = \beta_2 \cos\left(\varphi_2(0) + \frac{4\pi v_{r,2}t}{c}\right) \quad (3.17)$$

$$Q_2(t) = -\beta_2 \sin\left(\varphi_2(0) + \frac{4\pi v_{r,2}t}{c}\right) \quad (3.18)$$

A po przesunięciu fazy sygnału  $Q(t)$ :

$$I_2(t) = \beta_2 \cos\left(\varphi_2(0) + \frac{4\pi v_{r,2}t}{c}\right) \quad (3.19)$$

$$Q_2^*(t) = -\beta_2 \cos\left(\varphi_2(0) + \frac{4\pi v_{r,2}t}{c}\right) = -I_2(t) \quad (3.20)$$

Wypadkowe sygnały  $I_w(t)$  i  $Q_w^*(t)$  będą opisane równaniami:

$$I_w(t) = I_1(t) + I_2(t) \quad (3.21)$$

$$Q_w^*(t) = Q_1^*(t) + Q_2^*(t) = I_1(t) - I_2(t) \quad (3.22)$$

W takim razie suma i różnica tych sygnałów będą równe odpowiednio:

$$I_w(t) + Q_w^*(t) = 2I_1(t) \quad (3.23)$$

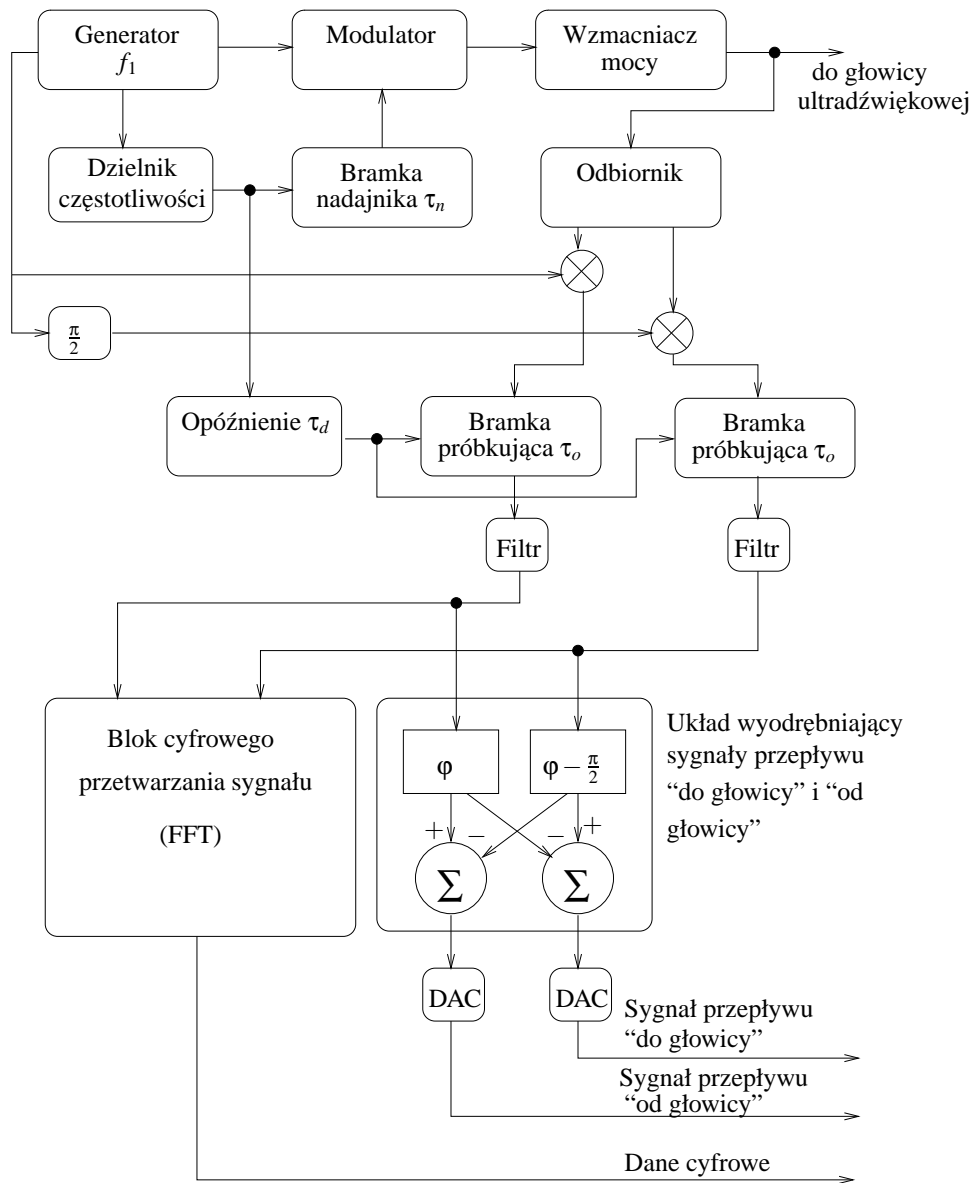
$$I_w(t) - Q_w^*(t) = 2I_2(t) \quad (3.24)$$

co oznacza, że możliwe jest rozdzielanie sygnałów prędkości przepływu do przodu i wstecz.

Układ wszechprzepustowy przesuwający fazę sygnału o  $-\pi/2$  dla wszystkich częstotliwości byłby układem nieprzyczynowym, a przez to niemożliwym do realizacji, wystarczające

jest jednak wykorzystanie dwukanałowego układu, w którym przesunięcie fazy obu kanałów różni się o  $-\pi/2$ . Przez jeden kanał takiego układu przepuszczamy sygnał  $I(t)$ , a przez drugi - sygnał  $Q(t)$ . Układ taki można zrealizować na przykład w sposób opisany w [29, rozdz. 7.4.1] (w przypadku realizacji cyfrowej).

Schemat blokowy przezczaszkowego przepływomierza dopplerowskiego przedstawiono na rysunku 3.3.



Rysunek 3.3. Schemat blokowy przeczaszkowego przepływomierza dopplerowskiego, na podstawie [27] i [11].

## 4 Właściwości i model sygnału z przezczaszkowego przepływowomierza dopplerowskiego

W tym rozdziale zostaną omówione właściwości sygnału uzyskiwanego z przezczaszkowego przepływowomierza dopplerowskiego oraz sformułowany będzie model pozwalający uzyskiwać syntetyczny sygnał dopplerowski o zadanych właściwościach.

### 4.1 Powstawanie sygnału dopplerowskiego i jego właściwości statystyczne

Zagadnienia rozpraszania fal ultradźwiękowych na krwi były już rozważane przez Angelsena [23] oraz przez Mo i Cobbold'a [5]; w tej pracy przedstawiłem jednak własną analizę właściwości sygnału dopplerowskiego, ograniczoną jedynie do badania związku między profilem prędkości przepływu krwi, a widmem gęstości mocy sygnału dopplerowskiego. Pozwoliło to uprościć rozważania, a także umożliwiło sformułowanie podstaw modelu niestacjonarnego sygnału dopplerowskiego.

Rozproszona fala ultradźwiękowa odbierana przez przetwornik odbiorczy stanowi superpozycję fal rozproszonych na poszczególnych niejednorodnościach tkanek przez które przechodzi fala. W szczególności, w przypadku krwi takimi niejednorodnościami są krwinki czerwone.

Krwinki czerwone mają kształt dwuwklęsłych spłaszczonych dysków o średnicy około  $7,5 \mu\text{m}$  i grubości około  $2 \mu\text{m}$  [38]. Jeden milimetr sześcienny krwi zawiera przeciętnie około 5.000.000 krwinek czerwonych, przy czym oczywiście ilość ta podlega pewnym losowym fluktuacjom. Z uwagi na dobre przenikanie przez kości czaszki, przezczaszkowy przepływowomierz dopplerowski wykorzystuje najczęściej falę o częstotliwości 2 MHz, mającą (przy prędkości rozchodzenia się ultradźwięków we krwi  $c \approx 1570 \text{ m/s}$ ) długość  $\lambda \approx 785 \mu\text{m}$ .

Jeśli uwzględnimy, że próbka krwi, z której odbierany jest sygnał (por. rys. 4.1) ma średnicę przynajmniej 3-4 mm (zależy to od głębokości, ponieważ głowica ultradźwiękowa jest najczęściej zogniskowana na stałe, na głębokość około 50 mm), a długość od 5 do 12 mm [26], to oczywiste się stanie, że w powstawaniu sygnału dopplerowskiego bardzo ważną rolę odgrywa interferencja fal rozproszonych na dużej liczbie krwinek, lub ich grup.

Aby przeanalizować powstawanie rozproszonej fali ultradźwiękowej, rozważmy najpierw fragment analizowanej próbki, w którym krwinki poruszają się z taką samą prędkością (później ustalimy jak wyodrębnić takie fragmenty). Podzielmy ten fragment próbki krwi na "elementarne sześciiany" o długości krawędzi równej  $\lambda/20 = 39,25 \mu\text{m}$ . Ponieważ fragment ten ma wielkość znacznie mniejszą od długości fali, możemy go potraktować jako źródło

fali rozproszonej o fazie zależnej od odległości od przetwornika i pewnej losowej amplitudzie. Amplituda fali rozproszonej na takim “sześcianie elementarnym” zależy od ilości zawartych w nim krwinek czerwonych (średnio taki sześcian powinien zawierać  $(39,25\mu\text{m})^3 \cdot 5.000.000 \text{krwinek}/\text{mm}^3 \approx 300 \text{krwinek}$ ), oraz od tego w jaki sposób są one ułożone. Dla naszych rozważań wystarczy jednak, że amplitudę tę potraktujemy jako pewną zmienną losową, przyjmującą wartości ze zbioru  $\mathbf{R}^+$ . Dokładne informacje o rozkładzie tej zmiennej nie będą nam potrzebne, wystarczy wiedzieć, że amplituda fali rozproszonej na “sześcianie elementarnym” ma pewną wartość oczekiwaną (oznaczymy ją  $A_{se}$ ) i wariancję (oznaczymy ją  $D_{se}^2$ ), co wynika z ograniczoności amplitudy fali rozproszonej<sup>1</sup>. Zakładamy, że amplitudy fali rozproszonej na poszczególnych “sześcianach elementarnych” są zmiennymi losowymi niezależnymi. Założenie to można uzasadnić tym, że rozmiary sześcianu elementarnego są znacznie większe od rozmiarów pojedynczej krwinki, bądź typowych agregatów krwinek oraz dużą ilością krwinek zawartych w takim sześcianie. Oczywiście założenie to będzie tym lepiej spełnione im większy “sześcian elementarny” uwzględnimy, jednak wtedy jego rozmiary zaczną być porównywalne z długością fali.

Podejście Angelsena [23] możemy traktować jako przypadek szczególny, dla długości krawędzi sześcianu elementarnego dążącej do zera. Oczywiście spowodowało to konieczność uwzględnienia przestrzennej korelacji amplitudy fal pochodzących od sąsiednich obszarów strumienia krwi.

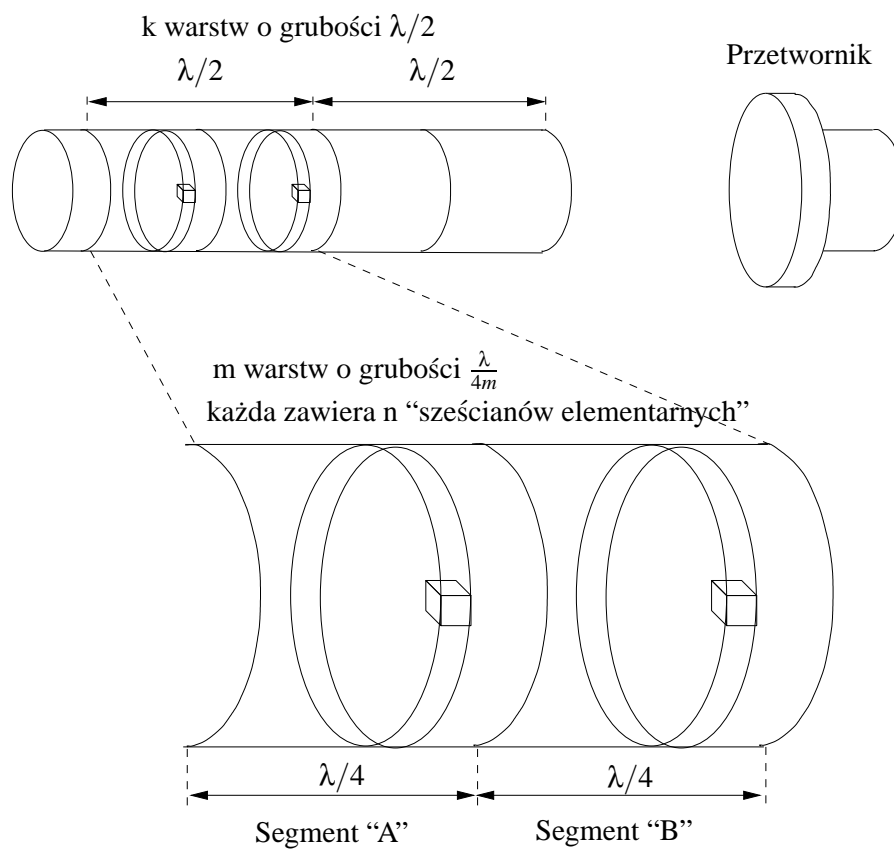
Podejście przedstawione w tej pracy jest pewnym przybliżeniem, pozwoliło ono jednak znacznie uprościć obraz zjawiska powstawania rozproszonej fali ultradźwiękowej, a uzyskane wyniki świadczą o zachowaniu dobrej zgodności z fizyczną rzeczywistością.

Strefę strumienia krwi o jednakowej prędkości przepływu podzielmy na fragmenty o długości  $\lambda/2$ , które następnie podzielimy na dwa segmenty o długości  $\lambda/4$  oznaczone “I” i “II” (rys. 4.1). Dla każdego “sześcianu elementarnego” należącego do segmentu “I”, możemy wówczas znaleźć sześcian należący do segmentu “II”, dający falę o przeciwnej fazie. Oczywiście musimy uwzględnić to, że długość próbki krwi, z której odbieramy sygnał z reguły nie jest równa całkowitej wielokrotności długości fali. Jednak taka “nadmiarowa warstwa” ma grubość nie większą niż  $\lambda/4 \approx 0,196\text{mm}$ , co w przypadku grubości całej próbki wynoszącej 5 mm stanowi niecałe 4% jej długości. Poza tym fakt, że granice strefy, z której odbierany jest sygnał nie są ostre, co wiąże się z kształtem charakterystyki “czułości odległościowej” TCD (rys. 3.2) oraz istnieniem pewnego skończonego czasu narastania i wybrzmiewania nadawanego sygnału ultradźwiękowego [27, rozdz. 11.3], wpływa na dalsze zmniejszenie wpływu takich

---

<sup>1</sup>Funkcja ograniczona jest całkowalna i całkowalna z kwadratem, z czego wynika istnienie wartości oczekiwanej i wariancji





Rysunek 4.1. Podział warstwy krwi na “sześciaki elementarne”

“końcowych” warstw.

Amplituda superpozycji fal pochodzących od pary “sześciątów elementarnych” należących do warstw “I” i “II”, będzie wówczas zmienną losową przyjmującą wartości ze zbioru  $\mathbf{R}$ , o zerowej wartości oczekiwanej i dwukrotnie większej wariancji ( $2 \cdot D_{se}^2$ ).

Ponieważ założyliśmy, że amplitudy fal rozproszonych na poszczególnych sześciątach są niezależne, więc także amplitudy fal rozproszonych na poszczególnych parach sześciątów będą niezależne. Amplituda fali pochodzącej od całej pary warstw będzie sumą zmiennych losowych o jednakowych rozkładach, a więc, zgodnie z centralnym twierdzeniem granicznym będzie ona miała rozkład normalny  $N(0, \sqrt{2nD_{se}^2})$ .

Żeby uzyskać rozkład amplitudy i fazy (czyli amplitudy zespolonej) fali rozproszonej na całej parze warstw, musimy uwzględnić zależności fazowe.

Ponumerujmy poszczególne warstwy od 1 do  $m$ , przyjmując równocześnie, że za zerowe przesunięcie fazy uznajemy to, które odpowiada warstwie o numerze 1. Fala rozproszona na  $i$ -tej parze warstw będzie więc opisana równaniem:

$$X_i(t) = A_i \cdot \cos(\omega t + \varphi_i) \quad (4.1)$$

gdzie  $\varphi_i = \frac{\pi(i-1)}{m}$

W takim razie fala rozproszona na parze segmentów “I” i “II”, będąca superpozycją fal pochodzących od poszczególnych par warstw będzie opisana równaniem:

$$X_w(t) = \sum_{i=1}^m X_i(t) = \sum_{i=1}^m A_i \cdot \cos(\omega t + \varphi_i) \quad (4.2)$$

Przedstawmy ten sygnał jako sumę dwóch składowych: sinusoidalnej (kwadraturowej) i cosinusoidalnej (synfazowej):

$$X_w(t) = I_w \cdot \cos(\omega t) + Q_w \cdot \sin(\omega t) \quad (4.3)$$

Ponieważ:

$$\cos(\omega t + \varphi_i) = \cos(\omega t) \cdot \cos \varphi_i - \sin(\omega t) \cdot \sin \varphi_i \quad (4.4)$$

Otrzymujemy:

$$I_w = \sum_{i=1}^m A_i \cdot \cos \varphi_i \quad (4.5)$$

$$Q_w = \sum_{i=1}^m A_i \cdot \sin \varphi_i \quad (4.6)$$

Oczywiście amplitudy  $Q_w$  i  $I_w$  są także zmiennymi losowymi, przyjmującymi wartości ze zbioru  $\mathbf{R}_+^1$ . Ponieważ wartości amplitud składowych  $A_i$  od poszczególnych par warstw są niezależne,

zmienne losowe  $I_w$  i  $Q_w$  jako sumy niezależnych zmiennych losowych o rozkładzie normalnym (por. równ. 4.6 i 4.5) także będą miały rozkład normalny. Aby mieć pełną informację o ich łącznym rozkładzie, wystarczy więc wyznaczyć ich wartości oczekiwane, wariancje i współczynnik korelacji.

Wartości oczekiwane zmiennych  $I_w$  i  $Q_w$  są określone wzorami:

$$E(I_w) = E\left(\sum_{i=1}^m A_i \cdot \cos \varphi_i\right) = \sum_{i=1}^m E(A_i \cdot \cos \varphi_i) = E(A_i) \sum_{i=1}^m \cos \varphi_i = 0 \quad (4.7)$$

$$E(Q_w) = E\left(\sum_{i=1}^m A_i \cdot \sin \varphi_i\right) = \sum_{i=1}^m E(A_i \cdot \sin \varphi_i) = E(A_i) \sum_{i=1}^m \sin \varphi_i = 0 \quad (4.8)$$

Wartości oczekiwane obu tych zmiennych losowych są więc zerowe.

Wariancje zmiennych losowych  $I_w$  i  $Q_w$  są określone równaniami:

$$D^2(I_w) = E(Q_w^2) = \sum_{i=1}^m E(A_i^2 \cos^2 \varphi_i) = \sum_{i=1}^m \cos^2 \varphi_i \cdot E(A_i^2) = E(A_i^2) \sum_{i=1}^m \cos^2 \varphi_i \quad (4.9)$$

Ponieważ:  $E(A_i^2) = 2nD_{se}^2$

$$\sum_{i=1}^m \cos^2 \varphi_i = \sum_{i=1}^m \left(\frac{1}{2} + \frac{1}{2} \cdot \cos(2\varphi_i)\right) \quad (4.10)$$

### Twierdzenie pomocnicze

Udowodnimy, że:

$$\bigwedge_{\substack{m \in \mathbb{Z} \\ m \geq 2}} \sum_{i=1}^m \cos \frac{2\pi i}{m} = 0 \quad (4.11)$$

oraz

$$\bigwedge_{\substack{m \in \mathbb{Z} \\ m \geq 2}} \sum_{i=1}^m \sin \frac{2\pi i}{m} = 0 \quad (4.12)$$

### Dowód:

Rozważmy ciąg geometryczny:

$$a_i = e^{j\frac{2\pi i}{m}} = \cos \frac{2\pi i}{m} + j \cos \frac{2\pi i}{m} \quad (4.13)$$

Suma  $m$  pierwszych wyrazów tego ciągu jest równa:

$$\sum_{i=1}^m e^{j\frac{2\pi i}{m}} = e^{j\frac{2\pi}{m}} \frac{1 - e^{j\frac{2\pi m}{m}}}{1 - e^{j\frac{2\pi}{m}}} = e^{j\frac{2\pi}{m}} \frac{1 - e^{j2\pi}}{1 - e^{j\frac{2\pi}{m}}} = e^{j\frac{2\pi}{m}} \frac{1 - 1}{1 - e^{j\frac{2\pi}{m}}} = 0 \quad (4.14)$$

Sumę tę możemy jednak także przedstawić w postaci:

$$\sum_{i=1}^m \cos 2\pi i m + j \sum_{i=1}^m \sin 2\pi i m \quad (4.15)$$

Zerowa wartość sumy oznacza zerowanie się zarówno jej części rzeczywistej, jak i urojonej, a więc prawdziwość równości 4.11 i 4.12. ■

Uwzględniając zależność 4.11, możemy z równań 4.9 i 4.10 wyprowadzić zależność:

$$D^2(I_w) = nmD_{se}^2 \quad (4.16)$$

Identyczną wartość otrzymalibyśmy dla  $D^2(Q_w)$

Ostatnim parametrem łącznego rozkładu zmiennych  $I_w$  i  $Q_w$  jest ich korelacja.

$$\begin{aligned} E(I_w \cdot Q_w) &= E\left(\sum_{i=1}^m (A_i \cdot \cos \varphi_i) \cdot \sum_{i=1}^m (A_i \cdot \sin \varphi_i)\right) = \\ &= E\left(\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^m A_i A_j \cos \varphi_i \sin \varphi_j\right) = \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^m E(A_i A_j) \cos \varphi_i \sin \varphi_j \quad (4.17) \end{aligned}$$

Ponieważ dla  $i \neq j$  zmienne losowe  $A_i$  i  $A_j$  są niezależne, możemy pominąć wszystkie składniki zawierające iloczyny  $A_i \cdot A_j$  dla  $i \neq j$ .

$$E(I_w \cdot Q_w) = \sum_{i=1}^m E(A_i A_i) \cos \varphi_i \sin \varphi_i = E(A_i^2) \sum_{i=1}^m \sin 2\varphi_i = 2nV \sum_{i=1}^m \sin \frac{2\pi i}{m} \quad (4.18)$$

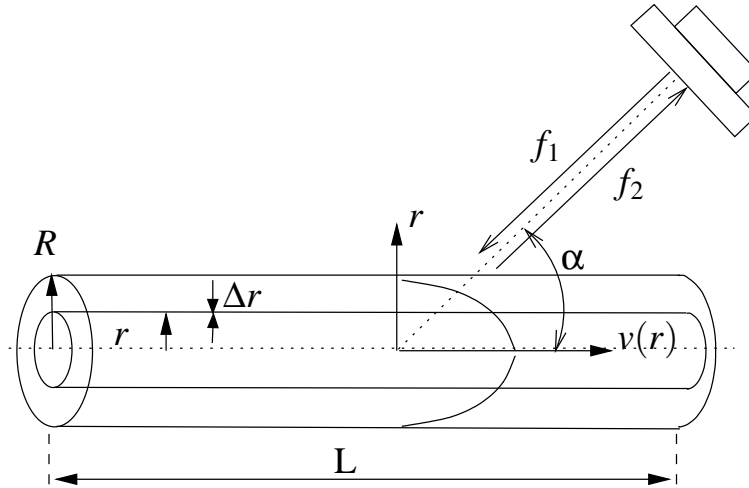
Korzystając z udowodnionej poprzednio zależności 4.12 uzyskujemy  $E(I_w \cdot Q_w) = 0$ , czyli zmienne losowe  $I_w$  i  $Q_w$  są niezależne.

Ostatecznie otrzymujemy więc wniosek, że zmienne losowe  $I_w$  i  $Q_w$  są niezależnymi zmiennymi losowymi o rozkładzie normalnym  $N(0, \sqrt{nmD_{se}^2})$

Amplitudy składowych: sinusoidalnej (kwadraturowej) i cosinusoidalnej (synfazowej) fali rozproszonej na całej próbce krwi, zawierającej  $k$  bloków będą więc niezależnymi zmiennymi losowymi o rozkładzie normalnym  $N(0, \sqrt{nk m D_{se}^2})$ . Ponieważ iloczyn  $nk m$  jest proporcjonalny do objętości próbki, ostatecznie możemy stwierdzić, że amplitudy składowych: synfazowej i kwadraturowej fali rozproszonej na próbce krwi są niezależnymi zmiennymi losowymi o rozkładzie normalnym, zerowej wartości oczekiwanej i wariancji proporcjonalnej do objętości próbki. ■

## 4.2 Profil prędkości przepływu krwi w naczyniach

Przy założeniu cylindrycznego kształtu naczynia, prędkość przepływu krwi jest funkcją odległości od środka naczynia (rys. 4.2). Przyjmowana jest ([3], [5], [9], [34], [41], [40])



Rysunek 4.2. Rozkład prędkości przepływu krwi w naczyniu w funkcji odległości od środka naczynia

zależność o następującej postaci:

$$v(r) = v_{max} \left( 1 - \left( \frac{r}{R} \right)^k \right) \text{ dla } 0 < r < R \text{ i } 2 \leq k < \infty \quad (4.19)$$

Opierając się na wcześniej wyprowadzonych zależnościach, opisujących właściwości sygnału dopplerowskiego, możemy wyznaczyć widmo gęstości mocy. Rozważmy cieką cylindryczną warstwę o promieniu  $r$  i bardzo małej grubości  $\Delta r$ . Warstwa ta będzie miała objętość  $V = 2\pi r \Delta r L$ . Prędkość przepływu krwi w tej warstwie będzie określona przez wzór 4.19. Częstotliwość sygnału pochodzącego z tej warstwy będzie więc równa:

$$f = v \frac{2f_1 \cos(\alpha)}{c} = \frac{2f_1 \cos(\alpha)}{c} v_{max} \left( 1 - \left( \frac{r}{R} \right)^k \right) \quad (4.20)$$

Rozpiętość prędkości przepływu krwi w tej warstwie jest równa:

$$\Delta v = \Delta r \cdot \left| \frac{dv}{dr} \right| \quad (4.21)$$

Korzystając z równania 4.19, uzyskujemy:

$$\frac{dv}{dr} = -v_{max} \frac{k \left( \frac{r}{R} \right)^{k-1}}{r} \quad (4.22)$$

Po podstawieniu do równania 4.21 uzyskujemy:

$$\Delta v = v_{max} \frac{\Delta r k r^{k-1}}{R^k} \quad (4.23)$$

Czyli szerokość pasma sygnału dopplerowskiego pochodzącego z tej warstwy będzie równa:

$$\Delta f = \frac{2f_1 \cos(\alpha)}{c} \Delta v = \frac{2f_1 \cos(\alpha)}{c} \frac{\Delta r \cdot R^k}{kr^{k-1}} \quad (4.24)$$

Jeśli współczynnik proporcjonalności między objętością próbki a mocą sygnału oznaczymy  $\gamma$  to moc sygnału pochodzącego z tej warstwy, o średniej częstotliwości  $f$  określonej wzorem 4.20, zajmującego pasmo  $\Delta f$  określone wzorem 4.24, będzie równa:

$$P_{\Delta f} = \gamma \cdot V = \gamma 2\pi r \Delta r L \quad (4.25)$$

Widmowa gęstość mocy tego sygnału jest więc równa:

$$S = \frac{\gamma 2\pi r \Delta r L}{\frac{2f_1 \cos(\alpha)}{c} \frac{\Delta r \cdot kr^{k-1}}{R^k}} = \frac{c 2\pi L \gamma R^k}{2f_1 \cos(\alpha) kr^{k-2}} = \frac{c \pi L \gamma R^2}{f_1 \cos(\alpha)} \cdot \frac{1}{k} \left(\frac{R}{r}\right)^{k-2} = \xi \frac{1}{k} \left(\frac{R}{r}\right)^{k-2} \quad (4.26)$$

gdzie współczynnik  $\xi$  oznacza stały czynnik niezależny od  $r$  i  $k$ . Oczywiście interesuje nas widmowa gęstość mocy jako funkcja częstotliwości, a nie promienia warstwy. Przekształcając równanie 4.19, otrzymujemy zależność:

$$\frac{r}{R} = \sqrt[k]{1 - \frac{v_i}{v_{max}}} \quad (4.27)$$

$$\frac{R}{r} = \left(1 - \frac{v_i}{v_{max}}\right)^{-\frac{1}{k}} \quad (4.28)$$

Podstawiając tę zależność do równania 4.26 otrzymamy

$$S = \xi \frac{1}{k} \left(1 - \frac{v}{v_{max}}\right)^{-\frac{k-2}{k}} \quad (4.29)$$

$$S = \xi \frac{1}{k} \left(1 - \frac{f}{f_{max}}\right)^{-\frac{k-2}{k}} \quad (4.30)$$

Wartość współczynnika  $\xi$  jest określona przez równanie 4.26, możemy ją jednak także wyznaczyć na podstawie całkowitej mocy sygnału.

$$\int_0^{f_{max}} \xi \frac{1}{k} \left(1 - \frac{f}{f_{max}}\right)^{-\frac{k-2}{k}} df = P_{calk} \quad (4.31)$$

Ponieważ

$$\int_0^{f_{max}} \left(1 - \frac{f}{f_{max}}\right)^w df = \frac{f_{max}}{w+1} \quad (4.32)$$

Ostatecznie dostajemy następujący wzór na widmową gęstość mocy sygnału dopplerowskiego:

$$S(f) = \begin{cases} \frac{2P_{całk}}{kf_{max}} \left(1 - \frac{f}{f_{max}}\right)^{-\frac{k-2}{k}} & \text{dla } f < f_{max} \\ 0 & \text{dla } f \geq f_{max} \end{cases} \quad (4.33)$$

Uzyskany wynik zgadza się z wyrażeniem opisującym widmową gęstość mocy wyprowadzonym w pracy [5].

### 4.3 Modele sygnału dopplerowskiego

Wyprowadzone w rozdziałach 4.1 i 4.2 zależności mogą posłużyć do skonstruowania modelu sygnału z przeczaskowego przepływomierza dopplerowskiego. Model taki jest bardzo przydatny do generowania sygnału symulowanego o dokładnie znanych parametrach. Ponieważ w przypadku sygnałów rzeczywistych, rejestrowanych w klinice lub w laboratorium, ich dokładne parametry nie są znane, symulacja jest jedynym sposobem na uzyskanie sygnału dopplerowskiego o dokładnie znanych parametrach.

Sygnał o znanych parametrach jest potrzebny zarówno do testowania algorytmów estymacji  $f_{max}$ , jak i do uczenia algorytmów opartych na sieciach neuronowych.

#### 4.3.1 Model stacjonarny

Model stacjonarny będzie służył do generacji krótkich odcinków sygnału symulowanego, przydatnych do testowania algorytmów opartych na założeniu, że dostatecznie krótkie fragmenty sygnału TCD mogą być uważane za sygnał stacjonarny.

Podzielmy strumień krwi płynącej w naczyniu na  $m$  warstw o grubości  $\Delta r = R/m$ . Wówczas  $i$ -ta warstwa będzie miała średni promień:

$$r_i = \frac{R \cdot (i + 0.5)}{m} \quad (4.34)$$

i objętość:

$$V_i = 2\pi r_i \Delta r L \quad (4.35)$$

a średnia prędkość przepływu krwi w tej warstwie będzie równa:

$$v_i = v_{max} \left(1 - \left(\frac{r_i}{R}\right)^k\right) \quad (4.36)$$

w związku z czym częstotliwość sygnału dopplerowskiego pochodzącego z tej warstwy będzie równa:

$$f_i = f_{max} \left(1 - \left(\frac{r_i}{R}\right)^k\right) \quad (4.37)$$

Zgodnie z rozważaniami przedstawionymi w rozdziale 4.1, sygnał pochodzący z takiej warstwy będzie superpozycją składowych: sinusoidalnej i cosinusoidalnej, o amplitudach będących zmiennymi losowymi o zerowej wartości oczekiwanej i wariancji proporcjonalnej do objętości.

$$D^2(I_i) = D^2(Q_i) = \beta \cdot V_i \quad (4.38)$$

Ponieważ konieczne jest badanie wrażliwości poszczególnych algorytmów na stosunek sygnał/szum, niezbędna jest możliwość dodania szumu o mocy dopasowanej do mocy sygnału (a właściwie do wartości oczekiwanej mocy sygnału).

$$E(P_{calc}) = \sum_{i=1}^m \left( \frac{D^2(I_i) + D^2(Q_i)}{2} \right) = \sum_{i=1}^m \beta V_i \quad (4.39)$$

Ostatecznie algorytm generacji  $N$  próbek sygnału symulowanego o częstotliwości  $f_{max}$  (1 odpowiada częstotliwości Nyquista), współczynnika określającym kształt profilu przepływu  $k$  i stosunku sygnał/szum  $SNR$  (wyrażonym w dB) będzie miał następującą postać:

```
void genstac(int N, float fmax, float k, float SNR, float syg[], int m)
{
    // float syg[N] - tablica na kolejne próbki sygnału
    int i;
    float moc_calk=0; //Tu będzie wyznaczana wartość oczekiwana
    //mocy sygnału
    for (i=1;i<=m;i++) //Pętla dla kolejnych warstw
    {
        //Wyznaczamy średni promień danej warstwy (względem R)
        float r=(i-0.5)/m;
        //Wyznaczamy objętość danej warstwy
        float ni=r;
        //Na potrzeby generacji sygnału możemy założyć, że współczynnik
        // proporcjonalności między promieniem i objętością jest równy 1
        //Podobnie zakładamy, że współczynnik proporcjonalności między
        //objętością warstwy a mocą sygnału jest równy 1
        moc_calk+=ni;
        //Wyznaczamy amplitudę składowej sinusoidalnej
        float as=rnd_norm(0,ni);
        //Wyznaczamy amplitudę składowej cosinusoidalnej
        float ac=rnd_norm(0,ni);
        //Wyznaczamy częstotliwość sygnału pochodzącego od danej warstwy
        float f=fmax*(1-pow(r,k));
        //Obliczamy poszczególne próbki sygnału
        int j;
        for (j=0; j<N; j++)
        {
            syg[j]+=as*sin(2*M_PI*f*j)+ac*cos(2*M_PI*f*j);
        }
    }
    //Teraz wyznaczamy wariancję szumu
    float vsz=moc_calk/pow(SNR/10,10);
}
```



```

//I dodajemy gaussowski szum biały
for (i=0;i<N;i++)
{
    syg[i]+=rnd_norm(0,vsz);
}
}

```

### 4.3.2 Model niestacjonarny

Model niestacjonarny będzie służył do generacji długich fragmentów sygnału, obejmujących kilka uderzeń serca, w związku z czym nie można założyć, że prędkość przepływu krwi jest stała. Taki model będzie przydatny do testowania algorytmów uwzględniających niestacjonarność sygnału, a także do badania wpływu niestacjonarności sygnału na działanie tradycyjnych algorytmów.

Wprawdzie w pracy [24] przedstawiono model pozwalający na generację niestacjonarnego sygnału dopplerowskiego, jednak posiada on pewne wady, które ograniczałyby możliwość jego wykorzystania w tej pracy. Przede wszystkim opiera się on na teorii ewolucyjnego widma [33], której zastosowanie nie zgadza się z nieciągłym charakterem “chwilowych” widm gęstości mocy, opisywanych równaniem 4.33. Poza tym, wadą modelu opisanego w [24] jest to, że dla zachowania stochastycznych właściwości sygnału jego złożoność musi rosnać proporcjonalnie do długości syntezywanego fragmentu sygnału. Dla uniknięcia tych problemów postanowiłem stworzyć od podstaw własny model niestacjonarnego sygnału dopplerowskiego, odtwarzający w przybliżeniu rzeczywiste warunki powstawania tego sygnału.

Przy symulacji sygnału niestacjonarnego wykorzystujemy fakt, że sygnał przezczaszkowego przepływomierza dopplerowskiego jest w naturalny sposób próbkowany - kolejne próbki dostarczane są przez kolejne impulsy ultradźwiękowe.

Podobnie jak w przypadku modelu stacjonarnego, analizujemy pojedynczą cienką warstwę o bardzo małej grubości  $\Delta r$ .

Jeśli częstotliwość nadawanego sygnału ultradźwiękowego jest równa  $f_1 = \frac{\omega_1}{2\pi}$ , docierający do odbiornika sygnał rozproszony na tej warstwie możemy przedstawić jako:

$$X(t) = I(t) \cos \omega_1 t + Q(t) \sin \omega_1 t \quad (4.40)$$

(Jest to przedstawienie sygnału w postaci sygnału analitycznego względem pulsacji  $\omega_1$  [29, rozdziały 7.4 i 7.4.2]) gdzie podobnie jak w przypadku modelu stacjonarnego amplitudy  $I$  i  $Q$  są zmiennymi losowymi o rozkładzie normalnym, zerowej wartości oczekiwanej i wariancji proporcjonalnej do objętości warstwy. Po detekcji synchronicznej otrzymujemy wówczas sygnały: synfazowy o wartości  $I(t)$  i kwadraturowy o wartości  $Q(t)$ . Potraktujmy składowe synfa-

zową i kwadraturową jako składowe: rzeczywistą i urojoną pewnego sygnału zespolonego  $X_z(t)$  o amplitudzie  $A_z(t)$  i fazie  $\varphi_z(t)$ :

$$I(t) = A_z(t) \cos \varphi_z(t) \quad (4.41)$$

$$Q(t) = A_z(t) \sin \varphi_z(t) \quad (4.42)$$

Sygnał odbierany przez przetwornik będzie miał wówczas postać:

$$X(t) = \operatorname{Re} \left( A_z(t) e^{j\varphi_z(t)} e^{-j\omega_1 t} \right) \quad (4.43)$$

Założmy, że w chwili  $t_0$  odbierany sygnał ma wartość

$$X(t_0) = \operatorname{Re} \left( A_z(t_0) e^{j\varphi_z(t_0)} e^{-j\omega_1 t_0} \right) \quad (4.44)$$

Chcemy zbadać jaka będzie wartość następnej próbki sygnału  $X(t_0 + \Delta t)$ .

W czasie  $\Delta t$  warstwa przemieści się w stronę przetwornika o odcinek  $\Delta l = v_i \cos \alpha \Delta t$ , co spowoduje zmianę fazy odbieranego sygnału o

$$\Delta \varphi_z = \frac{2\Delta l / 2\pi}{\lambda} = \omega_1 \frac{2\Delta l}{c} \quad (4.45)$$

Gdyby przesunięcie warstwy było jedynym efektem wpływającym na zmianę  $X(t)$ , to nowa próbka sygnału miałaby wartość:

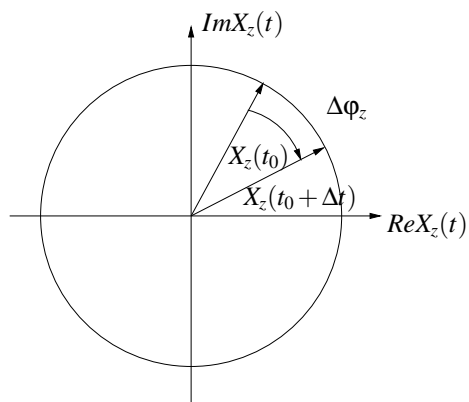
$$X(t_0 + \Delta t) = \operatorname{Re} \left( A_z(t_0) e^{j\varphi_z(t_0)} e^{-j\omega_1 (t_0 + \Delta t + \frac{2\Delta l}{c})} \right) \quad (4.46)$$

$$X(t_0 + \Delta t) = \operatorname{Re} \left( A_z(t_0) e^{j(\varphi_z(t_0) - \frac{2\omega_1 \Delta l}{c})} e^{-j\omega_1 (t_0 + \Delta t)} \right) \quad (4.47)$$

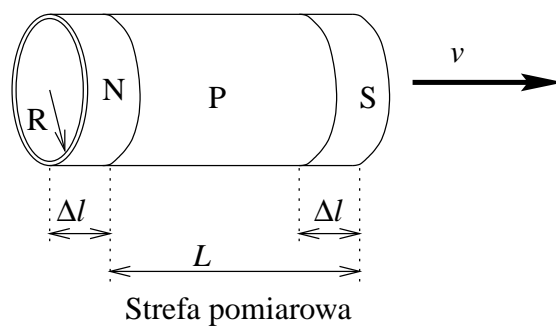
Oznaczmy:  $\varphi_z(t_0 + \Delta t) = \varphi_z(t_0) - \frac{2\omega_1 \Delta l}{c} = \varphi_z(t_0) - \Delta \varphi_z$

Jeśli przedstawimy zmianę wartości sygnału zespolonego  $X_z(t)$  na płaszczyźnie zespolonej, to zmiana ta odpowiada obrotowi wektora  $X_z$  o kąt  $\Delta \varphi_z$  (rys. 4.3). Oprócz przesunięcia warstwy musimy jednak jeszcze uwzględnić fakt, że pewna objętość krwi opuszcza strefę pomiaru, a na jej miejsce wchodzi nowa (rys. 4.4). Uwzględnienie tego zjawiska jest możliwe przez odjęcie od nowej wartości  $X_z(t_0 + \Delta t)$  składowych wnoszonych przez objętość opuszczającą strefę pomiaru (oznaczona "S" na rys. 4.4) i dodanie składowych wnoszonych przez objętość wchodzącą do strefy pomiaru (oznaczona "N" na rys. 4.4). Jeśli objętość naszej warstwy oznaczymy  $V_w$  i przyjmiemy że wartość oczekiwana mocy sygnału pochodzącego od tej warstwy jest równa

$$E(P_w) = \beta \cdot V_w \quad (4.48)$$



Rysunek 4.3. Zmiana zespolonej amplitudy rozproszonej fali spowodowana przesunięciem warstwy



Rysunek 4.4. Zjawisko wymiany krwi tworzącej próbkę pomiarową

gdzie  $\beta$  jest pewnym współczynnikiem proporcjonalności, to wartość oczekiwana mocy sygnału pochodzącego od nowej objętości krwi będzie równa

$$E(P_w) = \beta \cdot V_w \cdot \frac{\Delta l}{L} \quad (4.49)$$

gdzie  $\beta$  jest pewnym współczynnikiem proporcjonalności.

Amplitudy składowych cosinusoidalnej i sinusoidalnej sygnału pochodzącego od nowej objętości krwi ( $I_n$  i  $Q_n$ ), są niezależnymi zmiennymi losowymi o rozkładzie  $N\left(0, \sqrt{\beta \cdot V_w \cdot \frac{\Delta l}{L}}\right)$ .

Trudniejszym zadaniem jest wyznaczenie rozkładu amplitud składowych cosinusoidalnej ( $I_s$ ) i sinusoidalnej ( $Q_s$ ) fali pochodzącej od objętości krwi opuszczającej strefę pomiaru. Zmienne te są skorelowane z amplitudami składowych fali pochodzącej od całej warstwy krwi  $I_w$  i  $Q_w$ .

Szukamy więc rozkładu  $I_s$  i  $Q_s$  pod warunkiem, że  $I_w$  i  $Q_w$  mają określone wartości.

Dla dwuwymiarowej zmiennej losowej (X,Y) o rozkładzie normalnym, gęstość warunkowa  $f(x|y)$  jest gęstością rozkładu normalnego [32]

$$N\left(m_X + \rho \frac{\sigma_X}{\sigma_Y}(y - m_Y), \sigma_X \sqrt{1 - \rho^2}\right) \quad (4.50)$$

Składowe sygnału wnoszone przez część warstwy krwi pozostającą w strefie pomiaru ("P" na rysunku 4.4) oznaczmy  $I_p$  i  $Q_p$ . Oczywiście są to zmienne losowe niezależne od  $I_s$  i  $Q_s$ , mające rozkład  $N\left(0, \sqrt{\beta V_w \frac{L - \Delta l}{L}}\right)$ .

Ponieważ fala pochodząca od całej części analizowanej warstwy krwi, znajdującej się w strefie pomiaru jest superpozycją fal pochodzących od sekcji "S" i "P", zachodzą zależności:

$$I_w = I_s + I_p \quad (4.51)$$

$$Q_w = Q_s + Q_p \quad (4.52)$$

Wyznaczamy współczynnik korelacji

$$\begin{aligned} \rho_{Q_w, Q_s} &= \frac{E(Q_w \cdot Q_s)}{\sigma_{Q_w} \sigma_{Q_s}} = \frac{E((Q_s + Q_p) \cdot Q_s)}{\sigma_{Q_w} \sigma_{Q_s}} = \\ &= \frac{E(Q_s \cdot Q_s) + E(Q_p \cdot Q_s)}{\sigma_{Q_w} \sigma_{Q_s}} = \frac{\sigma_{Q_s}^2}{\sigma_{Q_w} \sigma_{Q_s}} = \frac{\sigma_{Q_s}}{\sigma_{Q_w}} \end{aligned} \quad (4.53)$$

Po podstawieniu do wzoru 4.50 otrzymujemy rozkład zmiennej  $Q_s$ :

$$N\left(\frac{\sigma_{Q_s}}{\sigma_{Q_w}} \frac{\sigma_{Q_s}}{\sigma_{Q_w}} Q_w, \sigma_{Q_s} \sqrt{1 - \frac{\sigma_{Q_s}^2}{\sigma_{Q_w}^2}}\right) \quad (4.54)$$

$$N \left( \frac{\sigma_{Q_s}^2}{\sigma_{Q_w}^2} Q_w, \sigma_{Q_s} \sqrt{1 - \frac{\sigma_{Q_s}^2}{\sigma_{Q_w}^2}} \right) \quad (4.55)$$

Po podstawieniu

$$\sigma_{Q_s} = \sqrt{\beta V_w \frac{\Delta L}{L}} \quad (4.56)$$

$$\sigma_{Q_w} = \sqrt{\beta V_w} \quad (4.57)$$

dostaniemy

$$N \left( \frac{\Delta L}{L} Q_w, \sqrt{\beta V_w \frac{\Delta L}{L} \left(1 - \frac{\Delta L}{L}\right)} \right) \quad (4.58)$$

Jeśli chcemy przy użyciu tego modelu symulować przepływy jednokierunkowe, to za wartość sygnału symulowanego możemy uznać chwilową wartość sygnału synfazowego. Jeśli jednak chcemy móc symulować przepływy o zmiennym kierunku, to musimy uzupełnić nasz model osymulację układu separującego sygnały prędkości przepływu do przodu i wstecz (rozdział 3, strona 18).

Poniżej zamieszczam listing zestawu trzech funkcji generujących próbki niestacjonarnego symulowanego sygnału dopplerowskiego, z wykorzystaniem wyżej omówionego modelu. Pierwsza z tych funkcji “gen\_niest\_init” przygotowuje zmienne statyczne modelu w oparciu o parametry żądanego sygnału. Współczynnik określający kształt profilu przepływu jest podawany jako parametr  $k$ , stosunek sygnał/szum (wyrażony w dB) jako parametr  $SNR$  a ilość warstw modelu jako parametr  $aM$ . Ponadto jako parametr  $aL$  podawana jest długość strefy pomiarowej wyrażona w ćwiartkach długości fali sygnału ultradźwiękowego.

Druga z funkcji “gen\_niest” generuje kolejną próbkę sygnału, na podstawie chwilowej wartości prędkości maksymalnej, podawanej jako parametr  $aV$  ( $1 =$  prędkość odpowiadająca częstotliwości Nyquista).

Trzecia funkcja “gen\_niest\_clean” zwalnia pamięć używaną przez model

```
static double sL; //Długość strefy pomiarowej
static int sM; //Ilość warstw modelu
static double sk; //Współczynnik kształtu profilu przepływu
static double * sAs = NULL;
    //Wskaźnik na tablicę amplitud składowych sinusoidalnych
    //dla poszczególnych warstw
static double * sAc = NULL;
    //Wskaźnik na tablicę amplitud składowych cosinusoidalnych
    //dla poszczególnych warstw
static double * sV = NULL;
    //Wskaźnik na tablicę średnich prędkości (względem Vmax)
    //dla poszczególnych warstw
static double sMocSzum; //Moc szumu
```

```

void gen_niest_init(double k, double SNR, int aM, double aL)
{
    int i,j,l; //Zmienne sterujące pętli
    sM=aM;
    sL=aL;
    //Alokujemy pamięć na poszczególne tablice
    sAs = new double[aM];
    sAc = new double[aM];
    sV = new double[aM];
    if(!(sAs && sAc && sV))
    {
        printf("Nie mogę zaalokować pamięci");
        exit(1);
    }
    //Inicjalizujemy tablice dla poszczególnych warstw
    //licząc przy okazji wartość oczekiwaną mocy sygnału
    double MocSygnału=0;
    for (i=0;i<sM;i++)
    {
        double r=(i+0.5)/sM; //Średni promień warstwy
        sV[i]=(1-pow(r,k)); //Tablica średnich prędkości
        MocSygnału += r; // Bo moc jest proporcjonalna do objętości,
// a objętość do promienia
        sAs[i] = rnd_norm(0,r); //Amplitudy składowych: sinusoidalnej
        sAc[i] = rnd_norm(0,r); //i cosinusoidalnej
    }
    //Na koniec liczymy moc (wariancję) szumu białego dodawanego do sygnału
    sMocSzum=MocSygnału/pow(10,SNR/10);
}

double gen_niest(double aV)
{
    int i;
    double zAc = 0;
    double zAs = 0;
    //Amplituda zespolona fali rozproszonej
    for (i=0;i<sM;i++)
    {
        double wAc = sAc[i]; //Zmienne robocze przyspieszające obliczenia
        double wAs = sAs[i];
        double Vw=aV * sV[i]; //Prędkość krwi w warstwie
        double r=(i+0.5)/sM; //Średni promień warstwy
        //Liczymy zmianę amplitudy zespolonej spowodowaną opuszczeniem
        //strefy pomiaru przez pewną objętość krwi
        wAc -= rnd_norm(Vw/sL*sAc[i], r * Vw/sL * (1-Vw/sL));
        wAs -= rnd_norm(Vw/sL*sAs[i], r * Vw/sL * (1-Vw/sL));
        //Liczymy przesunięcie fazy związane z przemieszczeniem
        //i-tej warstwy
        double dfi = Vw * M_PI;
        //Liczymy zmianę amplitudy zespolonej spowodowaną przemieszczeniem
        //warstwy
        double cos_dfi=cos(dfi);
        double sin_dfi=sin(dfi);
    }
}

```

```

double tmp;
tmp = wAc*cos_dfi-wAs*sin_dfi;
wAs = wAc*sin_dfi+wAs*cos_dfi;
wAc = tmp;
//Liczymy zmianę amplitudy zespolonej spowodowaną wejściem
//do strefy pomiaru nowej objętości krwi
wAc += rnd_norm(0, r * Vw/sL);
wAs += rnd_norm(0, r * Vw/sL);
//Aktualizujemy tablice składowych
sAc[i] = wAc;
sAs[i] = wAs;
//Dodajemy amplitudę fali rozproszonej na danej warstwie
zAc += wAc;
zAs += wAs;
}
//Zwracamy próbkę sygnału po dodaniu szumu
return zAc + rnd_norm(0,sMocSzum);
}

void gen_niest_clean(void)
{
delete sAs; sAs = 0;
delete sAc; sAc = 0;
delete sV; sV = 0;
}

```

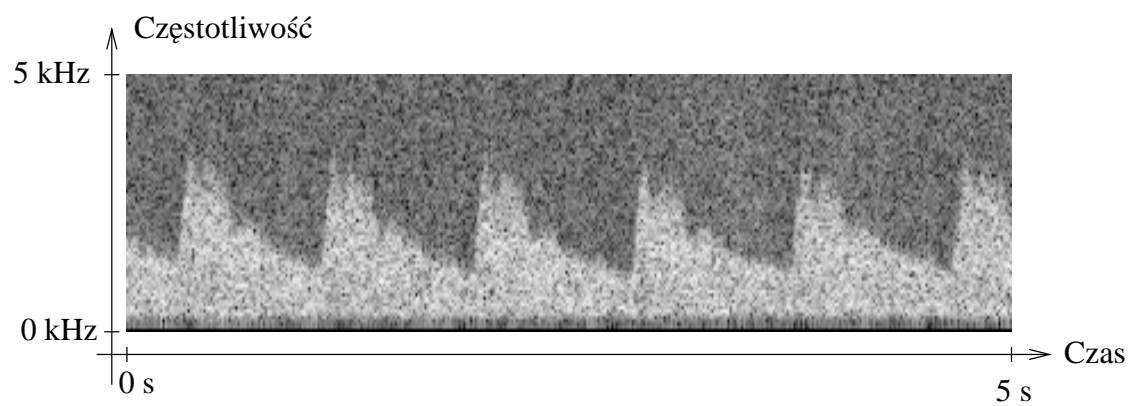
Uzyskany w ten sposób model jest o tyle lepszy od przedstawionego w pracach [24] i [22], że dzięki uwzględnieniu losowych fluktuacji sygnału pozwala na generację dowolnie długich fragmentów sygnału, bez utraty jego losowości. W modelu opisanym w [24], zwiększanie długości generowanego bloku sygnału wymagało zwiększenia złożoności modelu przez użycie większej liczby sinusoid składowych.

Na rysunku 4.5 pokazana jest czasowa zmienność widma gęstości mocy dla przykładowego sygnału dopplerowskiego zarejestrowanego u pacjenta. Na rysunku 4.6 pokazany jest analogiczny wykres uzyskany dla sygnału symulowanego, przy czym postarano się o uzyskanie podobnego przebiegu czasowego  $f_{max}$  (wykorzystując metodę opisaną dokładniej w podrozdziale 7.1.3 na stronie 74).

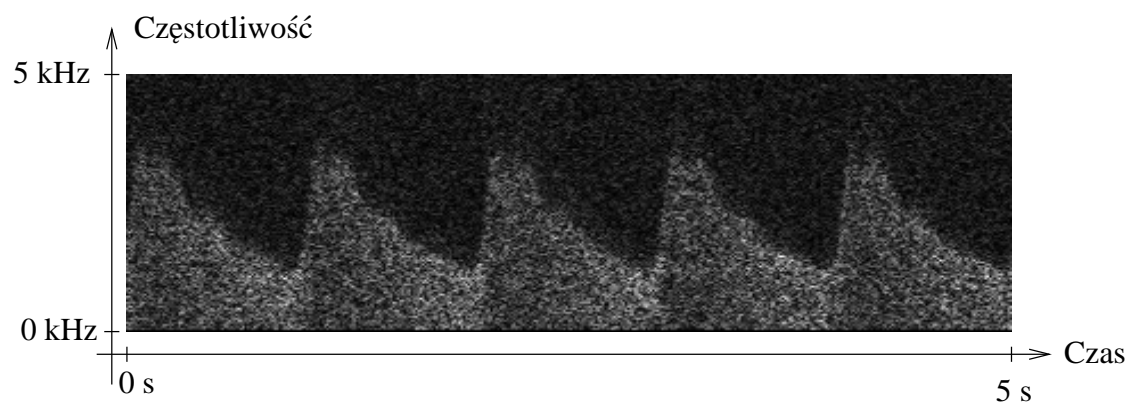
Ponadto model przedstawiony w niniejszej pracy nie wykorzystuje teorii ewolucyjnego widma, co pozwala na jego stosowanie nawet do sygnału o nieciągłym chwilowym widmie gęstości mocy (np. opisanym równaniem 4.33).

Dzięki zamodelowaniu wymiany krwi znajdującej się w strefie pomiaru, model ten pozwala także odtworzyć zjawisko poszerzenia widma [27, rozdz. 9.3.2], [41] spowodowane skończonym czasem przejścia krwinek przez obszar objęty wiązką ultradźwiękową.

Na rysunku 4.7 pokazane są widma gęstości mocy uzyskane dla 5-sekundowych fragmen-

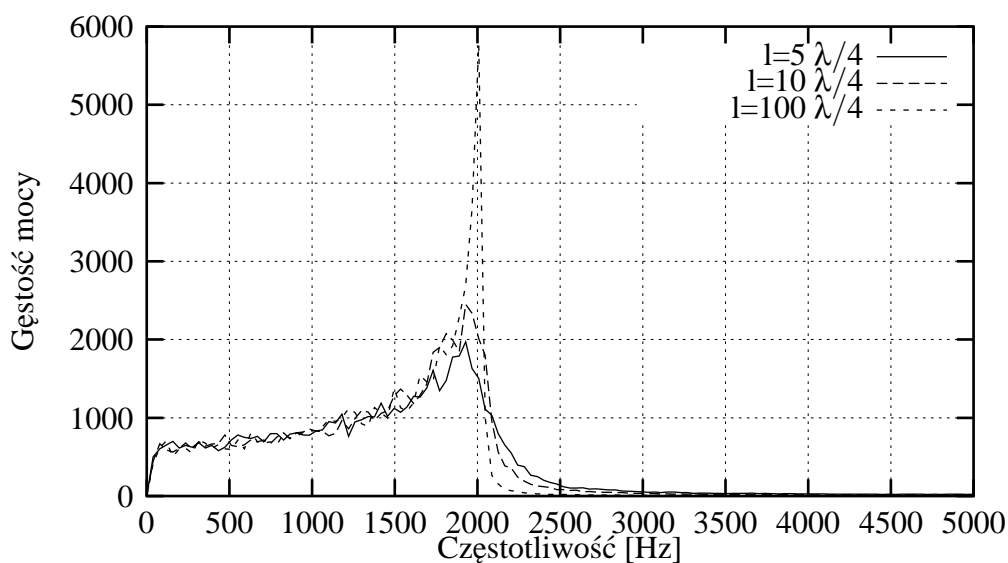


Rysunek 4.5. Wykres czasowej zmienności widma rzeczywistego sygnału dopplerowskiego

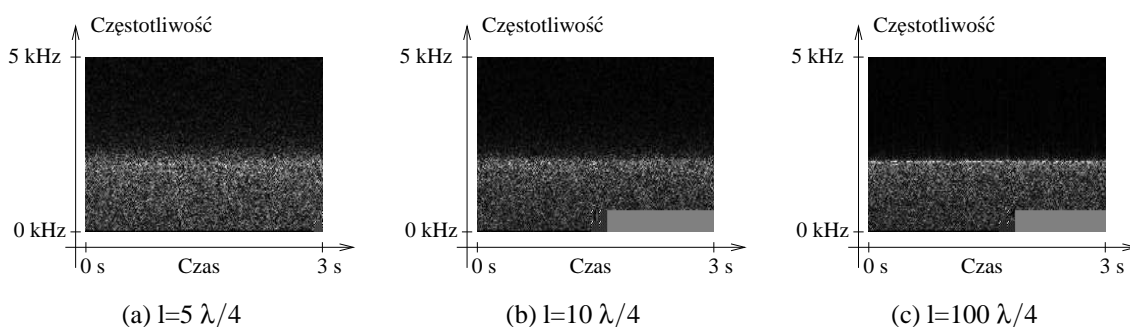


Rysunek 4.6. Wykres czasowej zmienności widma symulowanego sygnału dopplerowskiego





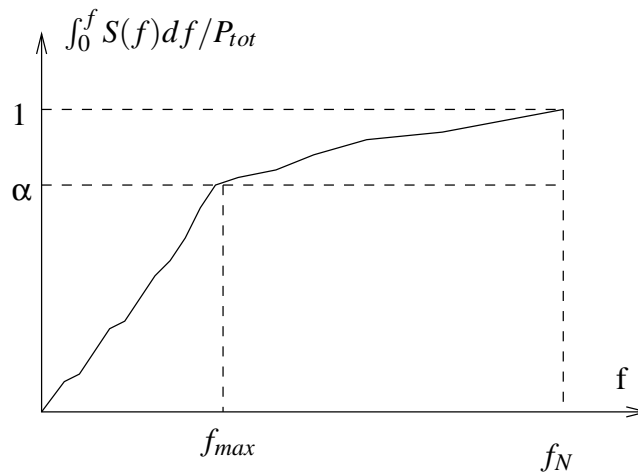
Rysunek 4.7. Wykres ilustrujący zależność stopnia rozmycia widma od długości “strefy insonacji” w modelu niestacjonarnym. Długość FFT=256,  $f_{\text{sm}} = 10\text{kHz}$



Rysunek 4.8. Wykres czasowej zmienności widma symulowanego sygnału dopplerowskiego o stałej prędkości przepływu, w zależności od długości “strefy insonacji”

tów symulowanego sygnału, przy różnych długościach strefy pomiaru  $l$ , przez uśrednianie 256-punktowych periodogramów (symulowana częstotliwość probkowania była równa 10 kHz).

Na rysunku 4.8 pokazana są wykresy czasowej zmienności widma gęstości mocy dla tych samych symulowanych sygnałów.



Rysunek 5.1. Schematyczne przedstawienie percentylowej metody wyznaczania częstotliwości  $f_{max}$

## 5 Omówienie dotychczas stosowanych metod wyznaczania maksymalnej częstotliwości sygnału dopplerowskiego

O ile w początkowym okresie rozwoju dopplerowskich metod pomiaru prędkości przepływu krwi dominowały sprzętowe metody estymacji częstotliwości maksymalnej ([28], [35]), o tyle w późniejszym okresie szybki rozwój i obniżenie cen mikroprocesorów sprawiły, że aktualnie zdecydowanie dominują rozwiązania programowe, wykorzystujące cyfrowe przetwarzanie sygnałów. Dlatego też w tym rozdziale omówiono jedynie metody oparte na cyfrowym przetwarzaniu sygnałów.

### 5.1 Metoda percentylowa

Jest to najprostsza metoda analizy sygnału dopplerowskiego, wykorzystująca estymatę widmowej gęstości mocy. Za częstotliwość maksymalną uznawana jest częstotliwość, poniżej której zawarta jest określona część całkowitej mocy sygnału:

$$\int_0^{f_{max}} S(f)df = \alpha \int_0^{f_N} S(f)df \quad (5.1)$$

Idea tej metody jest przedstawiona na rysunku 5.1. Metoda ta może współpracować z różnymi estymatorami widmowej gęstości mocy. W szczególności jeśli zostanie użyty estymator dający widmo dyskretne (na przykład oparty na FFT), całki w powyższym wzorze zostaną zastąpione sumami. Oczywiście metoda ta wymaga wcześniejszej znajomości stosunku sygnał/szum

sygnału dopplerowskiego, ponieważ do niej właśnie należy dopasowywać poziom progowy  $\alpha$ . Przy dokładniejszym przemyśleniu tej metody można się w niej jednak dopatrzeć pewnego błędu logicznego. Załóżmy, że odbierany sygnał dopplerowski jest superpozycją szumu białego o pewnej mocy  $P_n$  i sygnału użytecznego o pewnej mocy  $P_s$ , w całości zawartego poniżej częstotliwości  $f_{max}$ .

Zbadajmy, jak należy dobrać próg  $\alpha$ , aby poprawnie wyestymować wartość  $f_{max}$ . Moc szumu białego jest równomiernie rozłożona w przedziale  $(0, f_N)$ , oznacza to, że moc szumu zawarta powyżej częstotliwości  $f_{max}$  jest równa:  $P_n \cdot \frac{f_N - f_{max}}{f_N}$ . Właściwy współczynnik  $\alpha$  byłby wówczas wyznaczony wzorem:

$$\alpha = 1 - \frac{P_n}{P_n + P_s} \cdot \frac{f_N - f_{max}}{f_N} \quad (5.2)$$

o ile pierwszy czynnik powyższego iloczynu rzeczywiście zależy tylko od stosunku sygnał/szum o tyle drugi zależy także od  $f_{max}$ . Można uwzględnić to, modyfikując metodę procentylową i szukając punktu, w którym scałkowane widmo gęstości mocy przetnie wykres zależności:

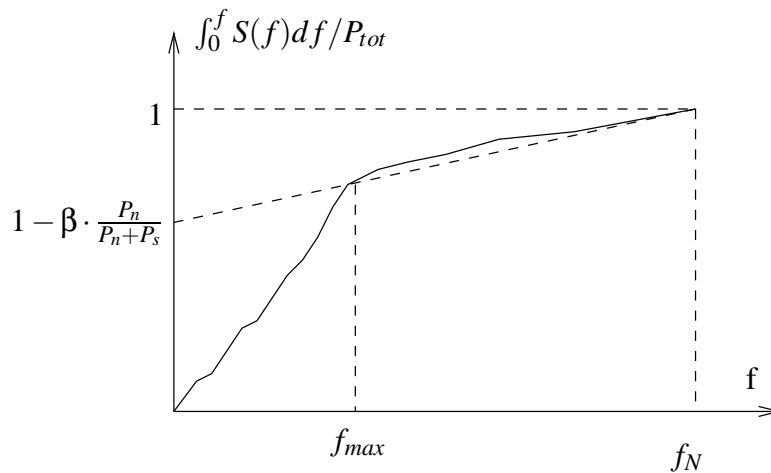
$$\alpha(f) = 1 - \frac{P_n}{P_n + P_s} \cdot \frac{f_N - f}{f_N} \quad (5.3)$$

Rzeczywiście, podobna metoda, wzbogacona dodatkowo o mechanizm estymacji SNR sygnału jest znana w literaturze jako metoda "hybrydowa". Została ona opisana w rozdziale 5.3.

## 5.2 Metoda D'Alessio

Metoda ta została opisana dokładnie w [7]. Jest ona oparta na analizie właściwości statystycznych sygnału dopplerowskiego z dodanym szumem białym. Sygnał dopplerowski jest poddawany najpierw transformacji DFT. Na podstawie poziomu sygnału w górnej części widma wyznaczany jest poziom szumów. Następnie, na podstawie właściwości statystycznych szumu białego wyznaczany jest taki poziom progowy  $T_h$ , aby prawdopodobieństwo przekroczenia tego poziomu przez  $r$  spośród  $m$  kolejnych próbek widma w części zawierającej sam szum było równe pewnej małej, założonej wartości. W bardziej złożonej wersji algorytmu poziom progowy może być wyznaczany iteracyjnie, przez ocenę stosunku sygnału do szumu, wyznaczanie prawdopodobieństwa błędnej decyzji i stosowną korektę progów.

Po wyznaczeniu wartości progów, wyznaczana jest częstotliwość maksymalna. Jest to częstotliwość, dla której (postępując od górnego zakresu częstotliwości) spośród  $m$  kolejnych próbek widma, przynajmniej  $r$  przekracza wartość progową  $T_h$ .



Rysunek 5.2. Schematyczne przedstawienie hybrydowej metody wyznaczania częstotliwości  $f_{max}$

### 5.3 Metoda hybrydowa

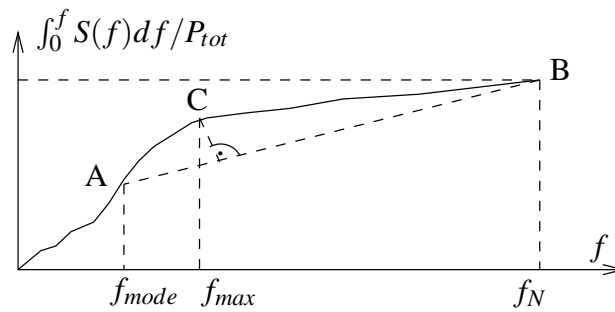
Metoda ta, opisana w [25] stanowi rozszerzenie metody percentylowej. Uwzględnia ona fakt, że procent mocy zaszumionego sygnału zawartej powyżej częstotliwości  $f_{max}$  zależy nie tylko od stosunku sygnał/szum sygnału, ale także od wartości  $f_{max}$  (por. rozważania zamieszczone na końcu rozdziału 5.1). W metodzie tej estymowany jest stosunek sygnał/szum (na podstawie mocy szumu w górnym zakresie częstotliwości). Następnie z końca wykresu znormalizowanego scałkowanego widma gęstości mocy prowadzimy prostą do punktu o współrzędnych  $(0, 1 - \beta \cdot \frac{P_n}{P_n + P_s})$ , gdzie współczynnik  $\beta > 1$  ma na celu uniknięcie zawyżenia  $f_{max}$ , na skutek niedoestymowania poziomu szumu.

Częstotliwość maksymalna jest wyznaczana jako punkt przecięcia tak poprowadzonej prostej z wykresem scałkowanego widma gęstości mocy sygnału.

Metoda ta wymaga dokładnej estymacji mocy szumu towarzyszącego sygnałowi. Błąd tej estymacji, albo odstępstwo tego szumu od szumu białego może prowadzić do dużych błędów wyznaczania  $f_{max}$ .

### 5.4 Metoda geometryczna

W metodzie geometrycznej, opracowanej przez Maraska i Nowickiego [20], analizowany jest kształt wykresu scałkowanego widma gęstości mocy (rysunek 5.3). Odnajdowany jest maksymalnie nachylony fragment wykresu (odpowiadający maksymalnej wartości widmowej gęstości mocy) - punkt A. Punkt ten jest następnie łączony z końcowym punktem wykresu (punkt B), po czym odnajdowany jest punkt wykresu położony między punktami A i B, maksymalnie odd-



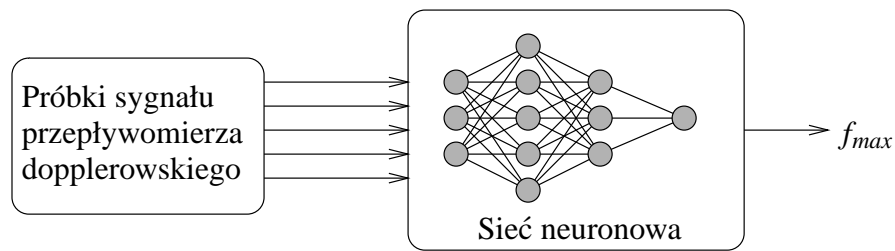
Rysunek 5.3. Schematyczne przedstawienie geometrycznej metody wyznaczania częstotliwości  $f_{max}$

alony od odcinka AB (punkt C). Za częstotliwość maksymalną uznawana jest częstotliwość odpowiadająca punktowi C.

Metoda geometryczna może współpracować z różnymi estymatorami widmowej gęstości mocy. Najczęściej używa się jej do widm wyznaczonych przy użyciu DFT lub modelowania AR.

## 5.5 Metoda fraktalna

W tej metodzie, opisaney w [39] za pomocą metody skalowania wyznaczany jest wymiar fraktalny fragmentu czasowego przebiegu sygnału dopplerowskiego. Autorzy cytowanej pracy stwierdzili, że parametr ten jest skorelowany z chwilową częstotliwością maksymalną sygnału. Oczywiście na parametr ten wpływa jednak nie tylko  $f_{max}$ , ale także inne parametry sygnału, przy czym w cytowanej pracy zbadano jedynie zależność od współczynnika kształtu widma, dla ustalonej częstotliwości maksymalnej. Aby dokładniej zbadać przydatność metody fraktalnej, w niniejszej pracy przeprowadzono symulacyjne badania zależności wymiaru fraktalnego sygnału TCD od  $f_{max}$ , współczynnika kształtu widma  $k$  i  $SNR$ . Uzyskane wyniki, przedstawione w rozdziale 7.1.2 na rysunku 7.17, dowodzą, że sam wymiar fraktalny sygnału nie pozwala na jednoznaczne wyznaczenie częstotliwości maksymalnej, ponieważ jest silnie zależny zarówno od poziomu szumu, jak i kształtu widma. Ponadto zależność pomiędzy wymiarem fraktalnym sygnału, a częstotliwością maksymalną  $f_{max}$  jest silnie nieliniowa.



Rysunek 6.1. Sieć neuronowa wyznaczająca częstotliwość maksymalną sygnału z przezczaskowego przepływowierza dopplerowskiego

## 6 Propozycje nowych metod wyznaczania maksymalnej częstotliwości sygnału dopplerowskiego

### 6.1 Metoda wykorzystująca sieci neuronowe

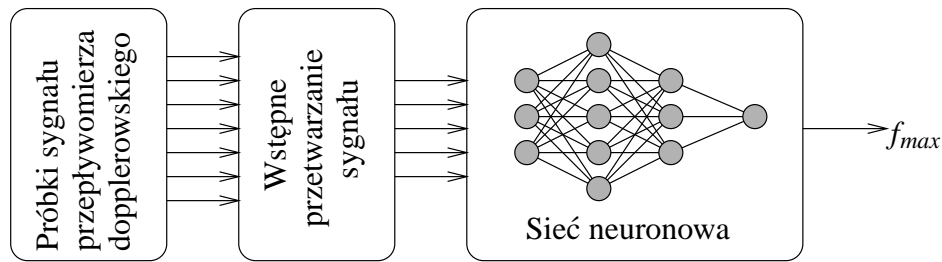
#### 6.1.1 Ogólna koncepcja metody “neuronowej”

Założmy, że analizujemy fragment sygnału dopplerowskiego na tyle krótki, że możemy przyjąć iż sygnał jest stacjonarny. Jeśli ten fragment sygnału spróbkujemy z częstotliwością próbkowania  $f_{smp}$ , otrzymamy pewien ciąg próbek, który oznaczmy  $X_n$ . Częstotliwość maksymalna sygnału dopplerowskiego jest oczywiście pewną funkcją ciągu próbek tego sygnału.

$$f_{max} = f_{syg}(X_n) \quad (6.1)$$

Wcześniej opisane metody były oparte na teoretycznej analizie związków między sygnałem dopplerowskim, a częstotliwością maksymalną. Na podstawie tych teoretycznych rozważań próbowano stworzyć algorytm wyznaczania funkcji  $f_{syg}$ . Możemy jednak zastosować także inne podejście, stosując system potrafiący samodzielnie odnaleźć zależności między danymi wejściowymi i wyjściowymi. Systemem takim jest sieć neuronowa [21]. Jeśli będziemy dysponować pewnym, możliwie różnorodnym zestawem sygnałów dopplerowskich o znanej wartości  $f_{max}$ , będziemy mogli użyć ich do nauczania sieci neuronowej wyznaczania wartości częstotliwości maksymalnej. Jeśli ten uczący zestaw sygnałów dopplerowskich będzie dostatecznie reprezentatywny, to możemy mieć nadzieję, że dzięki swojej zdolności do generalizacji, sieć będzie w stanie wyznaczać wartość  $f_{max}$  także dla sygnałów dopplerowskich spoza zbioru uczącego.

Tak zrealizowany układ analizujący sygnał dopplerowski miałby postać przedstawioną na rysunku 6.1. Aby uprościć zagadnienie rozwiązywane przez sieć neuronową, powinniśmy jednak “odfiltrować” informację podawaną na jej wejście - pozostawiając tylko te parametry syg-



Rysunek 6.2. Zmodyfikowana sieć neuronowa wyznaczająca częstotliwość maksymalną sygnału z przezczaszkowego przepływomierza dopplerowskiego

nału, które niosą informację o częstotliwości maksymalnej. Pozwoli to zmniejszyć rozmiary sieci niezbędnej do rozwiązania postawionego zagadnienia, a nawet może być w ogóle warunkiem uzyskania rozsądnych wyników.

Oznacza to, że musimy poddać nasz sygnał wejściowy  $X_n$  pewnemu wstępnemu przetworzeniu (preprocessingowi) pozostawiającemu tylko użyteczną informację [15, rozdz. 13]. Nie odbiega to bardzo od stosowania wcześniej opisanych algorytmów, gdzie także sygnał był poddawany wstępnej obróbce, polegającej najczęściej na wyznaczeniu jego widma gęstości mocy.

Jeśli uwzględnimy ten proces w równaniu (6.1), otrzymamy równanie:

$$f_{max} = f_{net}(f_{pre}(X_n)) \quad (6.2)$$

gdzie  $f_{net}$ , jest przekształceniem realizowanym przez sieć neuronową, a  $f_{pre}$  opisuje wstępne przetwarzanie sygnału.

Odpowiada temu struktura przedstawiona na rysunku 6.2.

Jakie wymagania możemy postawić przekształceniu  $f_{pre}$ ? Przede wszystkim powinno ono odrzucać zawartą w sygnale informację zbędną z punktu widzenia wyznaczenia  $f_{max}$ . Ideałem byłoby więc przekształcenie, które po prostu wyznacza  $f_{max}$ , a wtedy sieć byłaby w ogóle zbędna, jednak nie wiemy jak takie przekształcenie zrealizować. Rozsądnie byłoby więc się zastanowić jakie z typowych przekształceń sygnału cyfrowego pozwoli nam najlepiej odfiltrować zbędne informacje. W takim razie musimy wiedzieć, jaka informacja zawarta w ciągu próbek  $X_n$  jest zbędna. Na pewno taką informacją jest moc sygnału  $X_n$ , co oznacza, że przekształcenie  $f_{pre}$  powinno normalizować sygnał. Ponieważ sygnał dopplerowski możemy traktować jako superpozycję dużej liczby sinusoid o losowych fazach i różnych częstotliwościach (zgodnie z rozważaniami zamieszczonymi w rozdziale 4.1 omawiającym właściwości sygnału), przy czym faza poszczególnych składowych nie niesie użytecznej informacji, to wydaje się rozsądne, aby przekształcenie  $f_{pre}$  odrzucało także całą informację o fazie sygnału.

Stosownymi przekształceniami mogą więc być:

- Widmowa gęstość mocy
- Funkcja autokorelacji
- Różne postacie modeli AR sygnału

Oprócz rozstrzygnięcia, jak ma być zrealizowane wstępne przetwarzanie sygnału, należy wybrać stosowną architekturę sieci.

Ponieważ rozwiązywane zagadnienie można przedstawić jako aproksymację funkcji, rozsądne wydaje się zastosowanie sieci wielowarstwowej, jednokierunkowej. ([21], rozdziały 5 i 6).

Ilość neuronów w warstwie wejściowej będzie związana z długością wektora wyjściowego przekształcenia  $f_{pre}$ , warstwa wyjściowa będzie zawierała jeden neuron, na którego wyjściu będzie się pojawiać informacja o  $f_{max}$  sygnału.

Ilość i wielkość warstw ukrytych sieci należy dobrać eksperymentalnie. Użycie zbyt złożonej sieci może doprowadzić do sytuacji, w której sieć będzie w stanie “zapamiętać” cały zbiór uczący, nie wykorzystując zdolności do generalizacji. Oczywiście taka sieć nie będzie się nadawać do poprawnego wyznaczenia  $f_{max}$  dla sygnałów spoza zbioru uczącego.

Z drugiej strony użycie zbyt prostej sieci może uniemożliwić uzyskanie dostatecznie dokładnej aproksymacji nieznanej funkcji  $f_{net}$ , co w konsekwencji doprowadzi do dużego błędu wyznaczenia  $f_{max}$ .

Proponowana procedura będzie więc polegała na stopniowym zwiększaniu złożoności sieci (przez zwiększanie liczby neuronów w warstwie ukrytej, lub przez zwiększanie liczby warstw ukrytych), przy równoczesnym kontrolowaniu zdolności sieci do nauczenia się aproksymacji funkcji  $f_{net}$ . W tym celu podczas uczenia sieci należy kontrolować błąd wyznaczenia  $f_{max}$  zarówno dla sygnałów ze zbioru uczącego, jak i dla sygnałów z dodatkowego zbioru testowego. Jeśli wartości błędu dla zbioru uczącego zaczną być znacznie mniejsze od wartości błędu dla zbioru testowego, będzie to świadczyć o “przetrenowaniu” sieci i utracie zdolności do generalizacji.

Literatura ([14], rozdz. 6.4, str. 180) sugeruje, że do rozwiązania zagadnienia powinna wystarczyć sieć o jednej, lub dwóch warstwach ukrytych (choć może się okazać, że rozwiązanie o większej liczbie warstw byłoby prostsze, jeśli chodzi o liczbę neuronów i połączeń).

Drugim ważnym zagadnieniem dotyczącym architektury sieci jest ustalenie układu połączeń między neuronami sąsiednich warstw. Najprostszym i dostatecznie dobrym rozwiązaniem wydaje się poprowadzenie połączeń według reguły “każdy z każdym” i zastosowanie (być może dopiero po wstępnym uczeniu sieci) algorytmu uczenia umożliwiającego optymalizację



architektury przez usunięcie zbędnych połączeń. Możliwe jest także skorzystanie z bardziej skomplikowanych algorytmów optymalizacji architektury sieci, pozwalających na usuwanie także zbędnych neuronów [1, rozdz. 10].

### 6.1.2 Praktycznie zrealizowana metoda estymująca $f_{max}$ przy użyciu sieci neuronowej

Kluczem do uzyskania sieci neuronowej poprawnie wyznaczającej wartość  $f_{max}$  jest oczywiście użycie odpowiedniego zbioru sygnałów uczących. Ponieważ w wypadku rzeczywistych sygnałów, pochodzących od pacjentów, prawdziwa wartość  $f_{max}$  nie jest znana, dlatego konieczne jest użycie sygnałów symulowanych, o dokładnie znanych parametrach. W tym celu wykorzystano 256-próbkowe sygnały stacjonarne, generowane przez model opisany w rozdziale 4.3.1. Aby stworzyć reprezentatywny zestaw sygnałów uczących, wygenerowano po jednym sygnale dla każdej możliwej kombinacji 100 różnych wartości częstotliwości maksymalnej (rozmieśczonej równomiernie w przedziale  $[0, 0,2f_N, 0, 9f_N]$ ), 10 różnych wartości SNR (od 10 dB do 0 dB) oraz 10 różnych wartości współczynnika kształtu widma  $k$  (od 2 do 10). Uzyskany w ten sposób zbiór uczący zawierał 10000 sygnałów.

Wzorce uczące były tworzone przez poddanie poszczególnych sygnałów zestawu odpowiedniemu przetwarzaniu wstępnemu. Przetestowano pięć algorytmów wstępnego przetwarzania sygnału:

1. wyznaczanie znormalizowanego widma gęstości mocy (128 próbek)
2. wyznaczanie znormalizowanego, scałkowanego widma gęstości mocy (128 próbek)
3. wyznaczanie znormalizowanej funkcji autokorelacji (64 próbki w pierwszych eksperymentach [46], 10 próbek w późniejszych)
4. wyznaczanie współczynników odbicia modelu AR rzędu 20
5. wyznaczanie parametrów modelu AR rzędu 10

Pierwsze dwa algorytmy wstępnego przetwarzania sygnału nie pozwoliły uzyskać poprawnie działającej sieci (w procesie uczenia błąd nie zmniejszał się do akceptowalnych wartości).

Oczywiście algorytm wstępnego przetwarzania sygnału narzucał liczbę wejść sieci i pośrednio wpływał na jej architekturę. We wszystkich przypadkach używano sieci jednokierunkowych o dwóch warstwach ukrytych, przy czym wypróbowano dwie metody ustalania wielkości warstwy ukrytej. W pierwszej metodzie używano sieci o zdecydowanie nadmiernej liczbie neuronów w warstwach ukrytych, którą następnie, po zakończeniu uczenia, poddawano procesowi

redukcji. W drugiej metodzie zaczynano od sieci o małych warstwach ukrytych, które następnie stopniowo rozbudowywano, każdorazowo ucząc i testując otrzymaną sieć. Druga metoda była znacznie bardziej pracochłonna, ale pozwalała uzyskać mniejsze sieci. W jednym przypadku, dla sieci przetwarzającej parametry modelu AR rzędu 10, tylko druga metoda pozwoliła pomyślnie przeprowadzić uczenie sieci.

Oprócz zwykłych sieci jednokierunkowych, przetestowano także sieci kaskadowej korelacji [30, rozdz. 3.3] oraz sieci z iloczynowym rozszerzeniem funkcyjnym [30, rozdz. 3.4], przy czym stwierdzono, że modyfikacje te nie zapewniają żadnej poprawy jakości działania sieci, ani zmniejszenia jej złożoności w stosunku do zwykłej sieci jednokierunkowej.

Ostatecznie dla trzech ostatnich algorytmów wstępnego przetwarzania sygnału uzyskano sieci o zbliżonej wielkości i jakości. Z uwagi na prostotę i łatwość implementacji algorytmu wstępnego przetwarzania sygnału, do dalszego testowania i porównania z innymi metodami wybrano sieć neuronową przetwarzającą znormalizowaną funkcję autokorelacji sygnału. Po przeprowadzeniu redukcji sieci okazało się, że do estymacji  $f_{max}$  wykorzystywanych jest tylko osiem próbek funkcji autokorelacji (od  $\mathbb{R}(\Delta t)$  do  $\mathbb{R}(8\Delta t)$ ). Sieć zawierała 12 neuronów w pierwszej warstwie ukrytej, 5 neuronów w drugiej warstwie ukrytej i jeden neuron wyjściowy. Liczba połączeń była równa 161. Dokładniejszy opis przeprowadzonych eksperymentów i uzyskanych wyników został zamieszczony w publikacji [48] (dołączonej do pracy).

## 6.2 Metody oparte na modelowaniu sygnału

Metody opisane w następnych podrozdziałach oparte są na takim dopasowywaniu parametrów modelu sygnału, aby uzyskać właściwości modelu jak najbardziej zbliżone do zmierzonych parametrów sygnału. Metody te powinny zapewnić lepsze wykorzystanie informacji zawartych w mierzonym sygnale, lecz ceną jaką za to płacimy jest ograniczenie stosowalności metody do sygnałów pasujących do używanego modelu. W rozdziale 4.2 wyprowadzono równanie (równ. 4.33) opisujące kształt widma gęstości mocy sygnału, w zależności od prędkości maksymalnej przepływu krwi w naczyniu, i współczynnika uwzględniającego odstępstwa od parabolicznego profilu prędkości przepływu.

Równanie to zostało wyprowadzone przy założeniu, że naczynie krwionośne jest mniej więcej cylindryczne oraz, że całe naczynie jest objęte wiązką ultradźwiękową (a dokładniej, że strefa z której odbieramy i analizujemy sygnał pokrywa cały przekrój naczynia). W przypadku sygnałów uzyskiwanych podczas monitorowania przepływu krwi w naczyniach mózgu, warunki te są najczęściej spełnione. Oczywiście nasza metoda może opierać się na modelowaniu różnych parametrów sygnału, na przykład:

- Widmowej gęstości mocy
- Scałkowanej widmowej gęstości mocy
- Funkcji autokorelacji

Teoretyczny kształt widma gęstości mocy opisanego równaniem 4.33 (nieciągłość, wartości dążące do maksimum w pobliżu  $f_{max}$ ) sprawia, że próba dopasowywania widmowej gęstości mocy nie jest zagadnieniem łatwym, poza wyidealizowanymi przypadkami [45]. Dlatego w dalszym ciągu skupimy się na pozostałych dwóch przypadkach.

### 6.2.1 Metoda oparta na modelowaniu scałkowanego widma gęstości mocy sygnału

Metoda polega na takim doborze parametrów sygnału, aby zminimalizować funkcję błędu, zdefiniowaną w następujący sposób:

$$f_{err}(f_{max}, k, P_n) = \int_0^{f_N} (\mathbb{S}_{zm}(f) - \mathbb{S}_{teor}(f))^2 df \quad (6.3)$$

gdzie  $\mathbb{S}$  oznacza scałkowane widmo gęstości mocy sygnału,  $k$  - współczynnik kształtu, a  $P_n$  - poziom szumu.

Wzór na teoretyczną wartość  $\mathbb{S}(f)$  otrzymujemy przez scałkowanie równania 4.33:

$$\mathbb{S}(f_x) = \int_0^{f_x} \frac{2P_{tot}}{kf_{max}} \left(1 - \frac{f}{f_{max}}\right)^{-\frac{k-2}{k}} df = P_{tot} \left(1 - \frac{f_x}{f_{max}}\right)^{\frac{2}{k}} \quad (6.4)$$

Ponieważ funkcja błędu jest nieliniową funkcją parametrów  $f_{max}$ ,  $k$  i  $P_n$ , odnalezienie jej minimum jest złożonym zagadnieniem optymalizacji. W tej pracy zastosowano podejście bardzo uproszczone, ale za to pracołłonne. Dla każdej możliwej dyskretnej wartości  $f_{max}$  wynikającej z rozdzielczości użytej FFT dopasowywano (za pomocą metody simplexu) wartości  $k$  i  $P_n$  zapewniające minimalizację błędu. Za częstotliwość maksymalną uznawano tę, dla której uzyskany błąd optymalizacji był najmniejszy. Oczywiście w razie uzyskania zachęcających wyników konieczne byłoby opracowanie szybszej metody optymalizacyjnej.

### 6.2.2 Metoda oparta na modelowaniu funkcji autokorelacji sygnału

Sukces metody opartej na wykorzystaniu sieci neuronowej do estymacji częstotliwości maksymalnej na podstawie funkcji autokorelacji, (opisanej w rozdziale 6.1.2) skłonił autora do poszukiwania “klasycznych” metod wykorzystujących funkcję autokorelacji do wyznaczenia  $f_{max}$ . Sformułowanie takich metod wymaga jednak zbadania teoretycznej zależności

między częstotliwością maksymalną sygnału dopplerowskiego, a jego funkcją autokorelacji. W rozdziale 4.1 wykazano, że widmowa gęstość mocy sygnału dopplerowskiego może być opisana następującą zależnością:

$$S(\omega) = \begin{cases} \frac{2P_s}{k\omega_{max} \left(1 - \frac{\omega}{\omega_{max}}\right)^{1-(2/k)}} & \text{dla } \omega \in [0, \omega_{max}) \\ 0 & \text{dla } \omega \geq \omega_{max} \end{cases} \quad (6.5)$$

Gdzie  $\omega_{max}$  jest maksymalną pulsacją sygnału dopplerowskiego, a współczynnik  $k$  przyjmuje wartości z przedziału  $(2, +\infty)$ .

Dysponując funkcją opisującą widmową gęstość mocy sygnału, możemy wyznaczyć wartość funkcji autokorelacji:

$$\mathbb{R}(\tau) = \int_0^{\infty} S(\omega) \cos(\omega\tau) d\omega \quad (6.6)$$

Po uwzględnieniu wzoru na funkcję widmowej gęstości mocy otrzymujemy:

$$\mathbb{R}(\tau) = \int_0^{\omega_{max}} \frac{2P_s \cos(\omega\tau)}{k\omega_{max} \left(1 - \frac{\omega}{\omega_{max}}\right)^{1-(2/k)}} d\omega \quad (6.7)$$

W celu wyznaczenia wartości powyższej całki dokonajmy następujących podstawień:

$$w = 1 - 2/k \quad (6.8)$$

$$x = \omega/\omega_{max} \quad (6.9)$$

$$\tau_n = \tau\omega_{max} \quad (6.10)$$

Po podstawieniu powyższych zależności do równania (6.7) otrzymujemy następujące równanie:

$$\mathbb{R}(\tau_n) = P_s(1-w) \int_0^1 \frac{\cos(x\tau_n)}{(1-x)^w} dx \quad (6.11)$$

Możliwe jest wyznaczenie wartości rozwinięcia w szereg powyższej całki oznaczonej.

W tym celu skorzystamy ze wzoru (6.12), zamieszczonego w tablicach całek ([31, str. 81, wz. 30.11]).

$$\int_0^1 x^{m-1}(1-x)^{n-1} dx = \frac{\Gamma(m)\Gamma(n)}{\Gamma(n+m)} \quad (6.12)$$

Podstawiając

$$y = m - 1 \quad (6.13)$$

$$z = 1 - n \quad (6.14)$$

Otrzymujemy:

$$\int_0^1 \frac{x^y}{(1-x)^z} dx = \frac{\Gamma(y+1)\Gamma(-z+1)}{\Gamma(y-z+2)} \quad (6.15)$$

Uwzględniając rozwinięcie funkcji  $\cos x$  w szereg potęgowy:

$$\cos x = \sum_{n=0}^{\infty} (-1)^n \frac{x^{2n}}{(2n)!} \quad (6.16)$$

i korzystając z twierdzenia o całkowaniu szeregu potęgowego wyraz po wyrazie (por. [18, str. 307]), po zastąpieniu zmiennej  $x$  przez  $\tau_n x$  otrzymujemy:

$$\begin{aligned} \int_0^1 \frac{\cos(\tau_n x)}{(1-x)^w} dx &= \int_0^1 \left( \frac{\sum_{n=0}^{\infty} (-1)^n \frac{(\tau_n x)^{2n}}{(2n)!}}{(1-x)^w} \right) dx = \sum_{n=0}^{\infty} \int_0^1 \frac{(-1)^n (\tau_n x)^{2n}}{(2n)! (1-x)^w} dx \\ &= \sum_{n=0}^{\infty} \left( \frac{(-1)^n \tau_n^{2n}}{(2n)!} \int_0^1 \frac{x^{2n}}{(1-x)^w} dx \right) \end{aligned} \quad (6.17)$$

Jeśli uwzględnimy równanie (6.15)

$$\int_0^1 \frac{\cos(\tau_n x)}{(1-x)^w} dx = \sum_{n=0}^{\infty} \frac{(-1)^n \tau_n^{2n}}{(2n)!} \frac{\Gamma(2n+1)\Gamma(-w+1)}{\Gamma(2n-w+2)} \quad (6.18)$$

Korzystając z właściwości funkcji  $\Gamma$

$$\Gamma(z+1) = z\Gamma(z) \quad (6.19)$$

$$\bigwedge_{n \in \mathbb{N}} \Gamma(2n+1) = (2n)! \quad (6.20)$$

Uzyskujemy:

$$\begin{aligned} \int_0^1 \frac{\cos(\tau_n x)}{(1-x)^w} dx &= \sum_{n=0}^{\infty} (-1)^n \tau_n^{2n} \frac{\Gamma(-w+1)}{\Gamma(2n-w+2)} = \\ &= \sum_{n=0}^{\infty} \frac{(-1)^n \tau_n^{2n}}{(1-w)(2-w)(3-w)\dots(2n+1-w)} = \sum_{n=0}^{\infty} \left( \frac{(-1)^n \tau_n^{2n}}{\prod_{i=1}^{2n+1} (i-w)} \right) \end{aligned} \quad (6.21)$$

Aby umożliwić podstawienie do równania (6.11), wyodrębnijmy pierwszy składnik sumy, a ponadto z iloczynu w mianowniku wyłączmy pierwszy wyraz, otrzymamy wówczas:

$$\mathbb{R}(\tau_n) = P_s(1-w) \int_0^1 \frac{\cos(x\tau_n)}{(1-x)^w} dx = (1-w) \left( \frac{1}{1-w} + \sum_{n=1}^{\infty} \left( \frac{(-1)^n \tau_n^{2n}}{(1-w) \prod_{i=2}^{2n+1} (i-w)} \right) \right) \quad (6.22)$$

Po skróceniu wyrażenia  $1-w$  (co wymaga przyjęcia założenia  $w \neq 1$ , choć można wykazać że uzyskany wynik jest słuszny także dla  $w = 1$ ) uzyskamy:

$$\mathbb{R}(\tau_n) = P_s \left( 1 + \sum_{n=1}^{\infty} \left( \frac{(-1)^n \tau_n^{2n}}{\prod_{i=2}^{2n+1} (i-w)} \right) \right) \quad (6.23)$$

Ostatecznie, po powrocie do początkowych zmiennych  $\tau$  i  $k$  otrzymamy:

$$\mathbb{R}(\tau) = P_s \left( 1 + \sum_{n=1}^{\infty} \frac{(-1)^n (\tau \omega_{max})^{2n}}{\prod_{i=2}^{2n+1} (2/k + i - 1)} \right) \quad (6.24)$$

Ponieważ funkcja ta zależy nie tylko od wartości  $\tau$ , ale także od parametrów,  $P_s$ ,  $\omega_{max}$  i  $k$ , możemy ją traktować jako funkcję czterech zmiennych:

$$\mathbb{R}(\tau, \omega_{max}, k, P_s) = P_s \left( 1 + \sum_{n=1}^{\infty} \frac{(-1)^n (\tau \omega_{max})^{2n}}{\prod_{i=2}^{2n+1} (2/k + i - 1)} \right) \quad (6.25)$$

W ten sposób otrzymaliśmy wzór pozwalający wyznaczyć teoretyczną wartość funkcji autokorelacji sygnału dopplerowskiego. Uzyskujemy zawsze zbieżny szereg naprzemienny. Dzięki temu możemy względnie łatwo wyznaczyć wartość funkcji autokorelacji ze skończonej ilości wyrazów szeregu i równocześnie możemy oszacować dokładność takiego przybliżenia.

Posiadając równanie opisujące teoretyczną zależność funkcji autokorelacji od parametrów sygnału  $\omega_{max}$ ,  $k$  i  $P_s$  możemy sformułować metodę pozwalającą wyznaczać te parametry na podstawie posiadanego ciągu próbek funkcji autokorelacji. Będzie ona polegać na szukaniu takiej pary parametrów  $\omega_{max}$  i  $k$ , dla której uzyskana teoretyczna funkcja autokorelacji będzie najlepiej pasować do obserwowanej.

Dopasowywanie funkcji autokorelacji musi jednak uwzględniać czynniki, które będą zakłócać obserwowaną funkcję autokorelacji rzeczywistego sygnału. Przede wszystkim, w analizowanym sygnale na pewno będzie zawarty szum. Jeśli jednak założymy, że jest to szum biały, to wpłynie on tylko na zerową próbkę funkcji autokorelacji  $\mathbb{R}(0)$  - wystarczy więc pominąć tę próbkę. Należy także podjąć decyzję ile próbek funkcji autokorelacji wykorzystywać. Dla współczynników  $2 < k < \infty$  próbki funkcji autokorelacji  $\mathbb{R}(\tau)$  dążą do zera dla rosnącego  $\tau$ , podczas gdy wariancja estymatora funkcji autokorelacji utrzymuje się na mniej więcej stałym poziomie. Oznacza to, że użyteczne dla nas będą początkowe próbki funkcji autokorelacji, z pominięciem zerowej. Właściwą ilość próbek  $N$  ustalono eksperymentalnie, z uwzględnieniem wyników uzyskanych dla algorytmów neuronowych. Przedstawione w tej pracy testy wykonano dla  $N = 10$ .

Wyznaczanie częstotliwości maksymalnej sygnału sprowadza się do minimalizacji funkcji błędu:

$$f_{err}(\omega_{max}, P_s, k) = \sum_{i=1}^N (\mathbb{R}_{obs}(\tau_i) - \mathbb{R}(\tau_i, \omega_{max}, k, P_s))^2 \quad (6.26)$$

Użyty algorytm optymalizacyjny oparty był na metodzie simplexu, przy czym optymalizacji tą metodą podlegały jedynie parametry  $\omega_{max}$  i  $k$ . Błąd optymalizacji dla ustalonych (generowanych przez metodę simplexu) wartości  $\omega_{max}$  i  $k$  był wyznaczany przez dobranie (metodą najmniejszych kwadratów) optymalnej wartości  $P_s$  i obliczenie wartości  $f_{err}(\omega_{max}, P_s, k)$ .

### 6.3 Metody “kontekstowe” uwzględniające niestacjonarność sygnału

Wcześniej opisywane nowe metody były oparte na próbach poprawy estymacji  $f_{max}$  przez wykorzystanie informacji zawartej w całym widmie sygnału dopplerowskiego.

W tym podrozdziale zostaną przedstawione metody, w których dodatkowa informacja, umożliwiająca poprawienie właściwości estymatora częstotliwości maksymalnej, pochodzi z uwzględnienia dynamicznych właściwości przepływu krwi.

Wszystkie przedstawione do tej pory algorytmy dzieliły sygnał na segmenty dostatecznie krótkie, aby można było przyjąć, że w ich obrębie prędkość przepływu pozostaje praktycznie stała i sygnał można uznać za stacjonarny. Wybór długości segmentu jest wynikiem kompromisu: mała długość segmentu prowadzi do wzrostu wariancji estymatora częstotliwości maksymalnej (np. na skutek zwiększenia wariancji lub utraty rozdzielczości estymatora widmowej gęstości mocy), z kolei duża długość segmentu powoduje wzrost obciążenia tego estymatora, ponieważ błędne staje się założenie o stacjonarności sygnału w obrębie całego segmentu. Mogłoby się wydawać, że dobrym rozwiązaniem byłoby zastosowanie metod analizy

czasowo-częstotliwościowej (TFR - time frequency representation), np. transformaty Wignera i pokrewnych. Jednak na skutek występowania składowych skrośnych (cross-terms) ich przydatność do analizy sygnału o tak bogatym widmie jak sygnał TCD, zwłaszcza dla małych stosunków sygnał/szum, jest ograniczona [8], [10], [51]. Dlatego w praktyce dzieli się sygnał na segmenty o długości około 10 ms, uznając sygnał w obrębie każdego segmentu za stacjonarny. Częstotliwość maksymalna jest estymowana dla każdego segmentu oddzielnie i wynik analizy sygnału w jednym segmencie nie wpływa na analizę sąsiednich segmentów. Takie podejście zasadniczo różni się od sposobu, w jaki człowiek analizuje spektrogram dostarczany przez TCD (rys. 4.5 na str. 38). Jeśli widmo obserwowane w danej chwili wydaje się mieć dwie różne możliwe wartości  $f_{max}$ , człowiek może wybrać tę z nich, która wydaje mu się bardziej prawdopodobna po uwzględnieniu wcześniejszego i późniejszego przebiegu widma sygnału. Do podjęcia decyzji o “stosowniejszej” wartości  $f_{max}$  obserwator wykorzystuje na przykład fakt, że prędkość przepływu krwi nie może zmieniać się natychmiast (ot choćby z uwagi na bezwładność krwi).

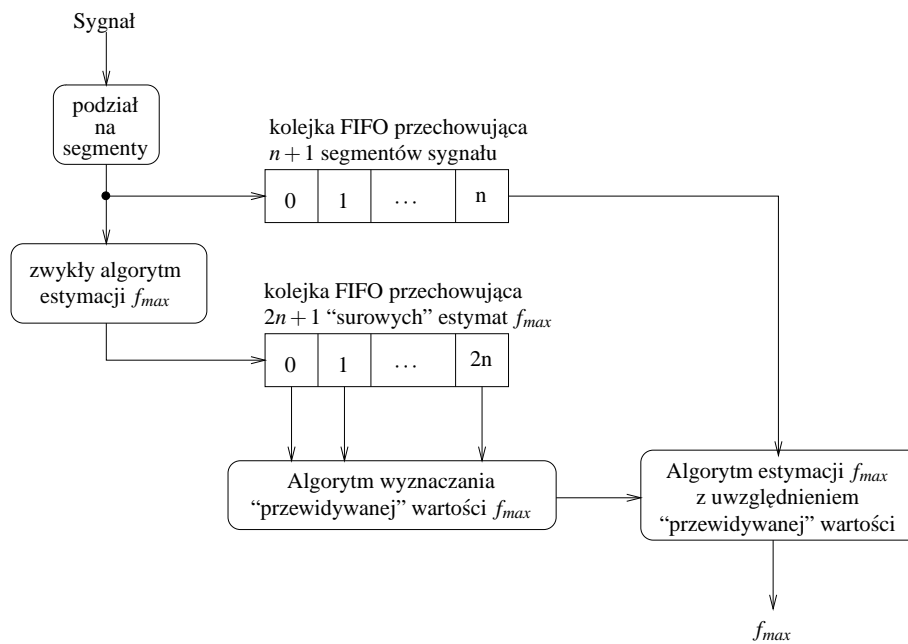
Metody “kontekstowe” stanowią próbę automatycznej realizacji takiego sposobu analizy. W zasadzie rozwiązywany problem można traktować jako wygładzanie [4] surowej estymaty  $f_{max}$ . Wypróbowano dwa podejścia do rozważanego problemu:

- Oparte na teoretycznej analizie zależności między wartościami częstotliwości maksymalnej dla kolejnych segmentów sygnału. Metoda ta stanowi rozszerzenie metod tradycyjnych o algorytm uwzględniania wcześniejszych i późniejszych wartości  $f_{max}$ .
- Wykorzystujące sieć neuronową do wyznaczania częstotliwości maksymalnej na podstawie parametrów sygnału w analizowanym i w sąsiednich segmentach sygnału.

### 6.3.1 “Kontekstowe” rozszerzenie tradycyjnych metod estymacji częstotliwości maksymalnej

Metodą “kontekstową rzędu  $n$ ” nazywam metodę estymacji częstotliwości maksymalnej, w której do estymacji  $f_{max}$  dla danego segmentu wykorzystuje się dodatkowo parametry sygnału z  $n$  poprzednich i  $n$  następnych segmentów. Zasadnicza struktura algorytmu przedstawiona jest na rysunku 6.3. Sygnał dzielony jest na segmenty i dla każdego segmentu jest wyznaczana, przy użyciu jednego ze zwykłych algorytmów, “surowa” estymata  $f_{max}$ . Zarówno “surowe” wartości  $f_{max}$ , jak i wydzielone segmenty sygnału są przechowywane w kolejkach FIFO. Na podstawie  $2n + 1$  “surowych” wartości wyznaczana jest przewidywana  $f_{max}$  dla “środkowego” segmentu, właśnie dostępnego na końcu drugiej kolejki FIFO. Następnie segment ten jest przetwarzany





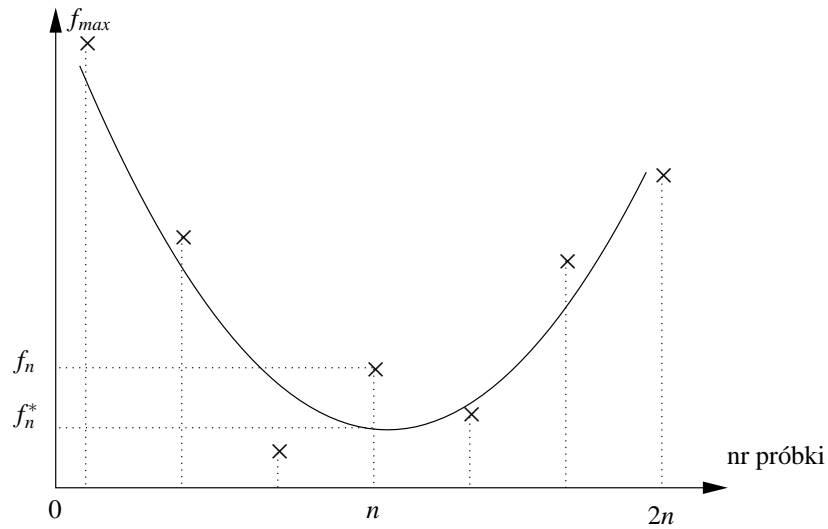
Rysunek 6.3. Ogólna struktura algorytmu “kontekstowego” rzędu  $n$

jeszcze raz, tym razem przy użyciu algorytmu wykorzystującego informację o przewidywanej wartości częstotliwości maksymalnej. Oczywiście realizacja tego algorytmu wymaga zdefiniowania dwóch nowych elementów, które w nim występują: algorytmu wyznaczenia “przewidywanej” wartości  $f_{max}$  i algorytmu estymacji  $f_{max}$  z uwzględnieniem “przewidywanej” wartości  $f_{max}$ .

#### Algorytm wyznaczania “przewidywanej” wartości $f_{max}$

Ciśnienie tętnicze jest ciągłą i różniczkowalną funkcją czasu. Prędkość przepływu krwi możemy traktować jako wynik transmisji ciśnienia tętniczego przez pewien układ dolnoprzepustowy. Dlatego prędkość przepływu krwi powinna mieć ciągłą drugą pochodną i w dostatecznie krótkim przedziale czasu można ją zaaproxymować odcinkiem paraboli. Szukamy więc paraboli najlepiej aproksymującej “surowe” wartości  $f_{max}$ , a następnie z otrzymanej paraboli wyznaczamy “przewidywaną” wartość częstotliwości maksymalnej ( $f_n^*$  na rysunku 6.4). Wektor “surowych” próbek częstotliwości maksymalnej oznaczmy

$$F = \{f_i\} = \begin{bmatrix} f_0 \\ \vdots \\ f_n \\ \vdots \\ f_{2n} \end{bmatrix} \quad (6.27)$$



Rysunek 6.4. Wyznaczanie “przewidywanej” wartości  $f_{max}$  za pomocą aproksymacji parabolicznej ( $n = 3$ )

Szukamy najlepszego przybliżenia tego wektora przez liniową kombinację wektorów:

$$F = XB + \varepsilon \quad (6.28)$$

gdzie macierz  $X$  ma postać:

$$X = \begin{bmatrix} 1 & -n & (-n)^2 \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ 1 & 0 & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ 1 & n & n^2 \end{bmatrix} \quad (6.29)$$

a wektor współczynników paraboli  $B$ :

$$B = \begin{bmatrix} b_0 \\ b_1 \\ b_2 \end{bmatrix} \quad (6.30)$$

Wartość  $B$  zapewniającą najmniejszą normę wektora błędu  $\varepsilon$  jest wyznaczona zależnością [16]:

$$B = (X^T X)^{-1} X^T F \quad (6.31)$$

Macierz  $(X^T X)^{-1} X^T$  zależy tylko od rzędu metody kontekstowej, może więc być wyznaczona tylko jednokrotnie. Aproksymowana wartość częstotliwości maksymalnej jest równa

$b_0 + 0^1 b_1 + 0^2 b_2$ , czyli po prostu  $b_0$ . W związku z tym naprawdę potrzebna jest jedynie znajomość pierwszego wiersza macierzy  $(X^T X)^{-1} X^T$ . Poniżej podaję wzory na aproksymowaną częstotliwość maksymalną dla dwóch wartości  $n$ :

$$n = 2: \quad \hat{f}_2 = -0,0857143f_0 + 0,3428571f_1 + 0,4857143f_2 + 0,3428571f_3 - 0,0857143f_4 \quad (6.32)$$

$$n = 3: \quad \hat{f}_3 = -0,0952381f_0 + 0,1428571f_1 + 0,2857143f_2 + 0,3333333f_3 + 0,2857143f_4 + 0,1428571f_5 - 0,0952381f_6 \quad (6.33)$$

### Algorytm wyznaczania $f_{max}$ z uwzględnieniem wartości “przewidywanej”

Chcemy uzyskać algorytm wyznaczania częstotliwości maksymalnej “preferujący” wartości zbliżone do przewidywanej  $f_{max}$ . W tej pracy opracowałem zmodyfikowaną wersję metody geometrycznej (jako najlepszej metody tradycyjnej), choć oczywiście można także w podobny sposób zmodyfikować inne algorytmy.

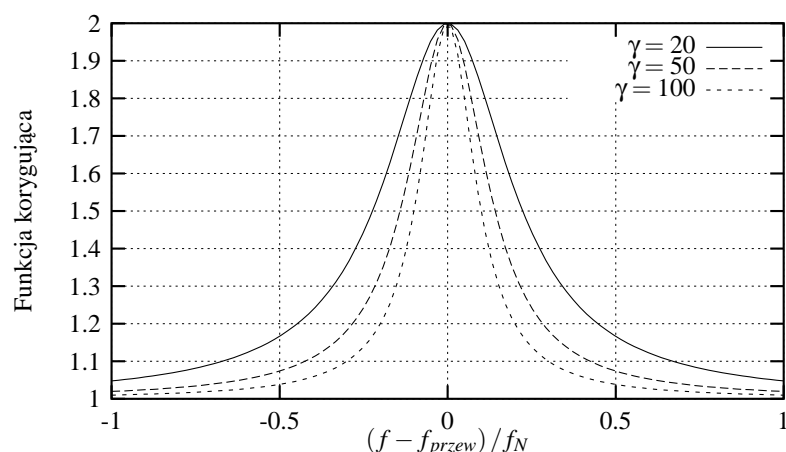
W metodzie geometrycznej (rozd. 5.4) na wykresie scałkowanego widma gęstości mocy wyszukiwany jest punkt najbardziej oddalony od linii łączącej maksymalnie nachylony fragment tego wykresu z końcowym punktem wykresu. Pozioma współrzędna tego punktu wyznacza częstotliwość maksymalną. W wersji zmodyfikowanej, aby skłonić algorytm do preferowania częstotliwości zbliżonych do przewidywanej  $f_{max}$ , odległość poszczególnych punktów wykresu od linii jest mnożona przez specjalną “funkcję korygującą”, przyjmującą maksymalną wartość dla przewidywanej  $f_{max}$  i malejącą przy oddalaniu się od tej wartości. Oczywiście funkcję tę można wybrać dość dowolnie, dbając jedynie o spełnienie wyżej wymienionych właściwości. W pracy zastosowałem funkcję o postaci:

$$f_{kor}(f) = 1 + \frac{1}{1 + \gamma \frac{f - f_{przew}}{f_N}} \quad (6.34)$$

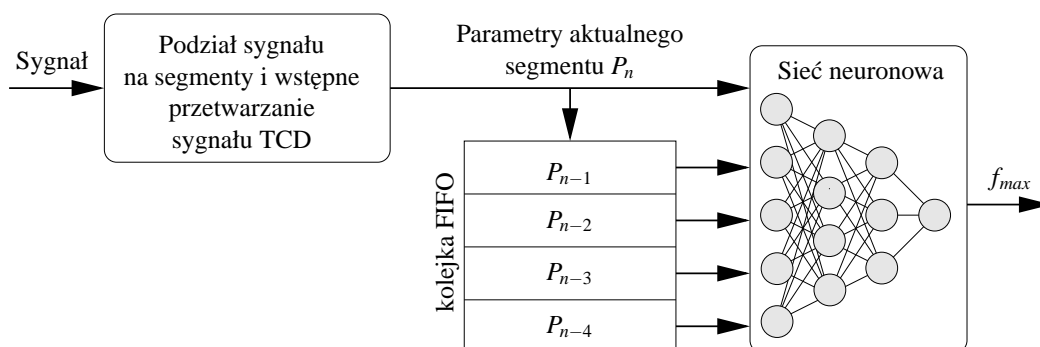
Wykresy tej funkcji dla różnych wartości parametru  $\gamma$  są przedstawione na rysunku 6.5. Wartość współczynnika  $\gamma$  jest dobierana empirycznie. Duże wartości powodują, że ostateczna wartość  $f_{max}$  jest praktycznie równa wynikowi aproksymacji. Dla bardzo małych wartości metoda da wyniki identyczne jak zwykły algorytm bez rozszerzeń kontekstowych. Optymalne wyniki uzyskałem dla  $\gamma = 20$ .

### 6.3.2 Neuronowe metody “kontekstowe”

Neuronową metodę kontekstową możemy traktować jak rozwinięcie zwykłej metody estymacji  $f_{max}$  za pomocą sieci neuronowej, opisanej w rozdziale 6.1. Jedyna różnica polega na tym,



Rysunek 6.5. Przebieg funkcji korygującej dla różnych wartości parametru  $\gamma$



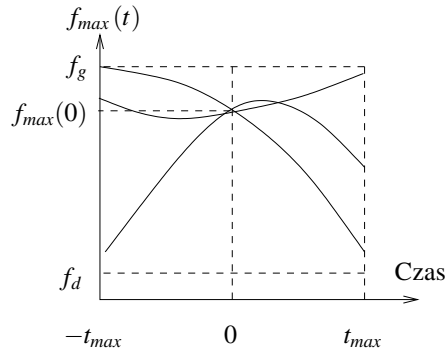
Rysunek 6.6. Ogólna struktura algorytmu “kontekstowego” wykorzystującego sieć neuronową

że w metodzie kontekstowej sieć neuronowa będzie wyznaczać częstotliwość maksymalną na podstawie parametrów sygnału wyznaczonych dla kilku kolejnych segmentów. Opis tej metody i uzyskanych przy jej pomocy wyników można znaleźć w dołączonej do pracy publikacji [49]. Ogólna koncepcja tej metody jest przedstawiona na rysunku 6.6.

Jako parametr sygnału dający się łatwo wyznaczyć i dobrze nadający się do estymacji częstotliwości maksymalnej, wykorzystano znormalizowaną funkcję autokorelacji. W tej pracy przyjęto, że wyznaczanie  $f_{max}$  będzie się odbywać na podstawie aktualnego oraz dwóch poprzednich i dwóch następnych segmentów sygnału - użyto więc metody kontekstowej rzędu 2. Oczywiście głównym problemem w przypadku metody neuronowej jest uzyskanie odpowiedniego, reprezentatywnego zestawu wzorców uczących.

### Generacja wzorców uczących dla kontekstowej metody neuronowej

Podobnie jak w przypadku wzorców dla sieci neuronowej opisanej w rozdziale 6.1, wzorce te muszą obejmować różne możliwe wartości stosunku sygnał/szum, różne wartości częstotli-



Rysunek 6.7. Przebieg czasowy  $f_{max}(t)$  w sygnałach symulowanych.

wości i różne wartości współczynnika kształtu widma “ $k$ ”. Ponadto wzorce dla sieci używanej w algorytmie kontekstowym muszą uwzględniać różne możliwe przebiegi częstotliwości maksymalnej w funkcji czasu.

Podobnie jak w przypadku zwykłej metody neuronowej zdecydowano się na generację sygnałów testowych o parametrach będących kombinacją: 10 wartości SNR z przedziału [10 dB, 0 dB], 10 wartości współczynnika  $k$  z przedziału [2, 10] i 100 różnych wartości  $f_{max}$  z przedziału  $[0,03 f_N, 0,9 f_N]$ . Ponieważ daje to łącznie 10000 sygnałów testowych w jednym zbiorze, aby dodatkowo nie zwiększać tej liczby przez uwzględnienie możliwych przebiegów  $f_{max}(t)$ , zdecydowano się na losowe dobieranie tej zależności dla każdej trójki parametrów SNR,  $f_{max}$  i  $k$ . Generując przebieg  $f_{max}(t)$  założono, że dla tak krótkiego odcinka czasu można go zaaprosymować odcinkiem paraboli (rys. 6.7). Oczywiście współczynniki paraboli musiały być dobierane tak, aby w całym generowanym odcinku sygnału  $f_{max}$  nie wyszła poza dopuszczalne granice (od  $f_d = 0,02 f_N$  do  $f_g = 0,91 f_N$ ). Dodatkowo nałożono także ograniczenia na wartość pierwszej pochodnej:

$$\left| \frac{df_{max}}{dt} \right| < \gamma_1 \quad (6.35)$$

i drugiej pochodnej:

$$\left| \frac{d^2 f_{max}}{dt^2} \right| < \gamma_2 \quad (6.36)$$

Współczynniki  $\gamma_1$  i  $\gamma_2$  zostały dobrane empirycznie, na podstawie zarejestrowanych czasowych przebiegów prędkości przepływu krwi.

### Architektura i uczenie sieci dla neuronowej metody kontekstowej

Opierając się na wynikach uzyskanych dla zwykłej metody neuronowej, jako parametry sygnału, na podstawie których jest estymowana częstotliwość maksymalna wybrano dziewięć próbek znormalizowanej (względem  $\mathbb{R}(0)$ ) funkcji autokorelacji - od  $\mathbb{R}(\Delta t)$  do  $\mathbb{R}(9\Delta t)$ . Ponieważ wykorzystywane są parametry pięciu kolejnych segmentów sygnału, więc liczba we-

jęć sieci była równa 45. Wykorzystana sieć posiadała dwie warstwy ukryte - pierwszą o 40 neuronach i drugą o 16 neuronach. Warstwa wyjściowa zawierała jeden neuron. Ponieważ funkcją aktywacji wszystkich neuronów był tangens hiperboliczny, sieć dostarczała na wyjściu wartości  $f_{max} - 0,5$ , co pozwoliło wykorzystać względnie liniowy fragment charakterystyki neuronu wyjściowego. Sieć była uczona przy użyciu algorytmu "Backpropagation with momentum", a następnie poddana redukcji przy użyciu algorytmu "Non-contributing Units" [1]. Ostatecznie uzyskana sieć miała 27 wejść, 34 jednostki w pierwszej warstwie ukrytej, 5 jednostek w drugiej warstwie ukrytej i jedną jednostkę wyjściową. Całkowita ilość połączeń w sieci była równa 1093.

## 7 Testowanie dotychczasowych i nowo opracowanych metod

Testowanie poszczególnych metod estymacji częstotliwości maksymalnej polega na ocenie jakości wyznaczenia wartości  $f_{max}$  dla możliwie różnorodnych sygnałów testowych. Do testowania można użyć sygnałów symulowanych lub rzeczywistych. Użycie sygnałów symulowanych, wygenerowanych przy pomocy modeli opisanych w rozdziałach 4.3.1 i 4.3.2, pozwala dokładnie wyznaczyć błąd estymacji, gdyż parametry sygnałów testowych są dokładnie określone. Wadą testowania sygnałami symulowanymi jest jednak to, że klasa sygnałów testowych jest ograniczona przez przyjęty model sygnału.

Z kolei testowanie sygnałami rzeczywistymi wprawdzie nie narzuca z góry ograniczeń na klasę sygnałów testowych, lecz sprawia, że dokładne wartości parametrów sygnałów testowych nie są znane, co sprawia, że ocena jakości poszczególnych metod jest bardziej subiektywna.

W pracy przeprowadzono testowanie zarówno sygnałami symulowanymi (rozdz. 7.1), jak i rzeczywistymi (rozdz. 7.2).

### 7.1 Testowanie sygnałami symulowanymi

Jak to już napisano wcześniej, główną zaletą sygnałów symulowanych jest to, że możemy dokładnie znać ich parametry. Pozwala to obiektywnie wyznaczyć obciążenie i wariancję estymatora  $f_{max}$  w różnych warunkach. W tej pracy sygnały symulowane zostały wykorzystane do przeprowadzenia trzech różnych testów.

#### 7.1.1 Wyznaczenie współczynnika korelacji między rzeczywistą i estymowaną $f_{max}$ oraz średniokwadratowego błędu estymacji dla zestawu sygnałów o różnych parametrach

Ponieważ jako sygnał testowy został wykorzystany sygnał stacjonarny, test ten nie obejmował metod kontekstowych. Zestaw sygnałów testujących został wygenerowany za pomocą stacjonarnego modelu sygnału opisanego w rozdziale 4.3.1. Struktura zestawu była taka sama, jak zestawów użytych do uczenia sieci neuronowych, opisanych w rozdziale 6.1. Zestaw testowy zawierał 10000 sygnałów o długości 256 próbek, wygenerowanych dla wszystkich możliwych kombinacji 100 wartości częstotliwości maksymalnej równomiernie rozmieszczonych w przedziale  $[0.02f_N, 0.9f_N]$ , 10 różnych wartości współczynnika kształtu  $k$  z przedziału  $[2, 10]$ , i 10 różnych wartości stosunku sygnał/szum z przedziału  $[0dB, 10dB]$ .

Wyznaczano współczynnik korelacji między rzeczywistą i estymowaną częstotliwością maksymalną oraz średniokwadratowy błąd estymacji, zdefiniowany równaniem 7.1.

$$\epsilon_{RMS} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (f_{max_i} - \hat{f}_{max_i})^2}{N}} \quad (7.1)$$

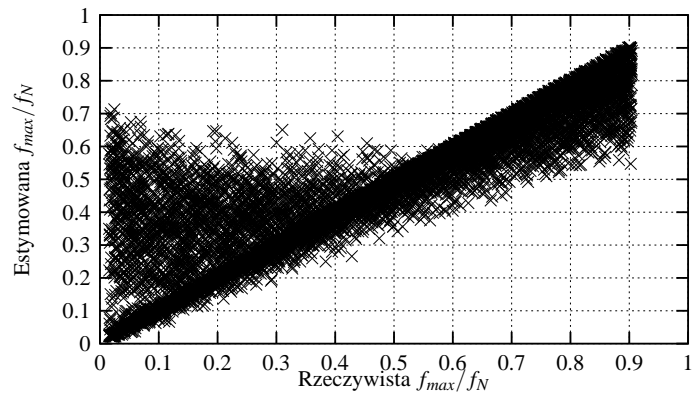
Uzyskane wyniki zestawiono w tabeli 7.1. W celu umożliwienia wzrokowej oceny jakości poszczególnych metod, korelogramy ukazujące zależność między rzeczywistą i estymowaną  $f_{max}$  dla poszczególnych sygnałów zostały zamieszczone na rysunkach od 7.1 do 7.11.

Uzyskane wyniki pozwalają stwierdzić, że spośród porównywanych metod najlepszą estymację częstotliwości maksymalnej zapewnia opracowana przez autora metoda neuronowa. Druga co do jakości jest metoda geometryczna, o ile nie uwzględnimy ewidentnie błędnych, bliskich zeru wyników, które czasami daje ta metoda. Trzecią co do jakości jest opracowana przez autora metoda modelowania funkcji autokorelacji. Większość tradycyjnych metod estymacji częstotliwości maksymalnej daje słabe wyniki dla sygnałów o tak złym (od 10 do 0 dB) stosunku sygnał/szum.

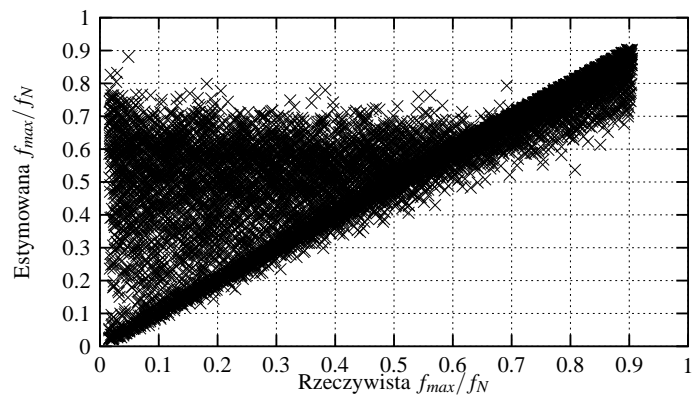


Metoda	Wsp. korelacji	Błąd RMS
Percentylowa $\alpha = 0.7$	0.88063	0.12488
Percentylowa $\alpha = 0.8$	0.74360	0.19197
Percentylowa $\alpha = 0.9$	0.39822	0.33606
D'Alessio	0.65607	0.21253
Hybrydowa	0.67283	0.22357
Geometryczna z DFT	0.71799 0.95278*	0.19187 0.07934*
Geometryczna z AR	0.59508 0.98725*	0.23026 0.05617*
Modelowanie skałkowanego widma gęstości mocy	0.70286	0.24341
Modelowanie funkcji autoko- relacji	0.94592	0.08825
Neuronowa	0.99527	0.02581

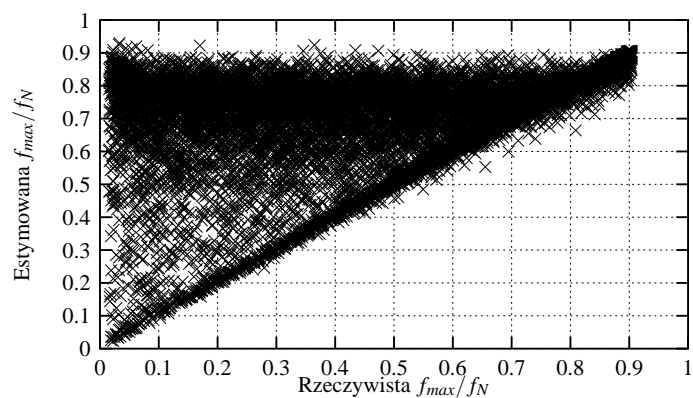
Tablica 7.1. Porównanie współczynników korelacji między rzeczywistymi, a estymowanymi wartościami  $f_{max}$  oraz średniokwadratowych błędów estymacji, uzyskanych przy przetwarzaniu różnymi metodami symulowanych sygnałów stacjonarnych. Wyniki oznaczone gwiazdką uzyskano po usunięciu ewidentnie błędnych, bliskich zero wyników, jakie czasami dawała metoda geometryczna.



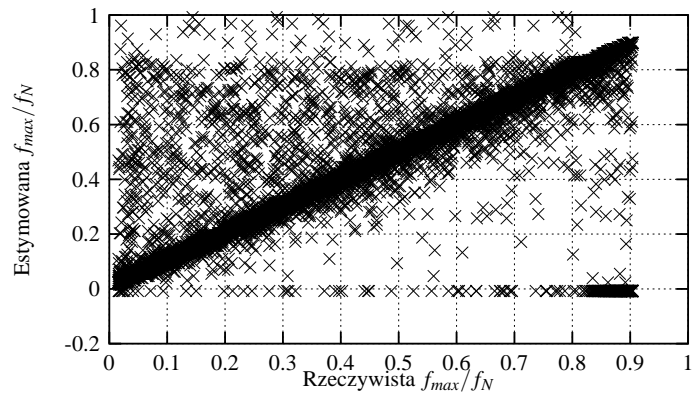
Rysunek 7.1. Korelogram wyników testowania metody percentylowej dla  $\alpha = 0.7$ .



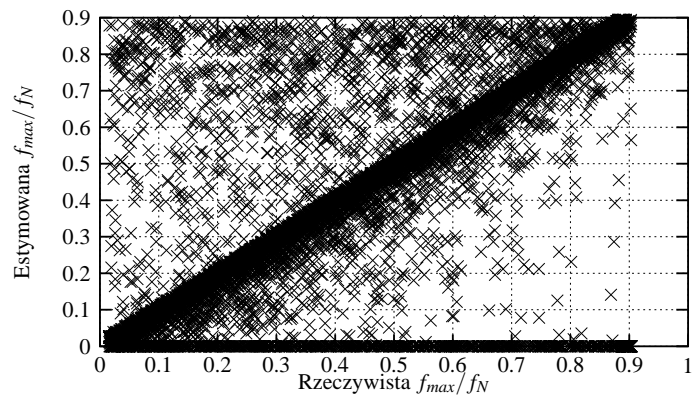
Rysunek 7.2. Korelogram wyników testowania metody percentylowej dla  $\alpha = 0.8$ .



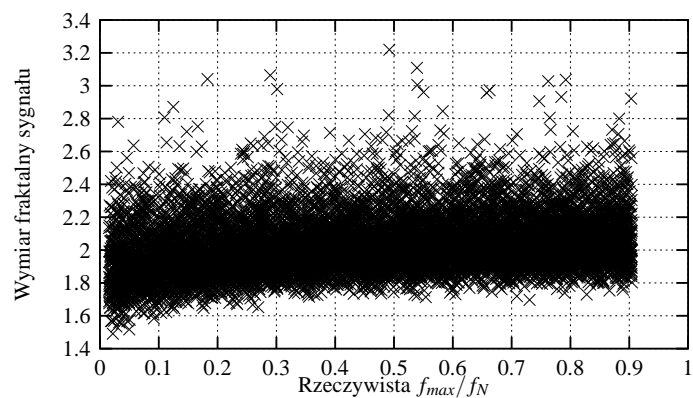
Rysunek 7.3. Korelogram wyników testowania metody percentylowej dla  $\alpha = 0.9$ .



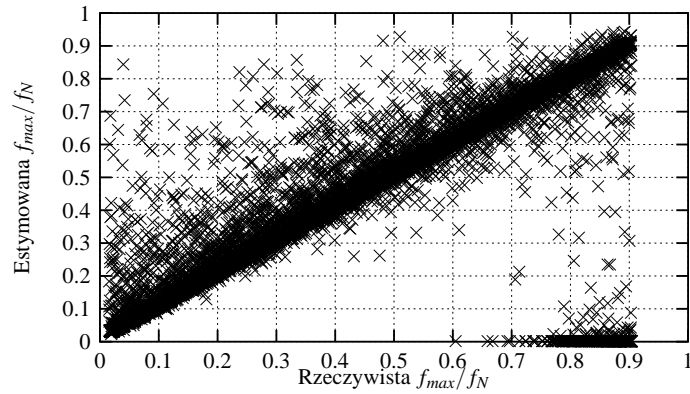
Rysunek 7.4. Korelogram wyników testowania metody D'Alessio.



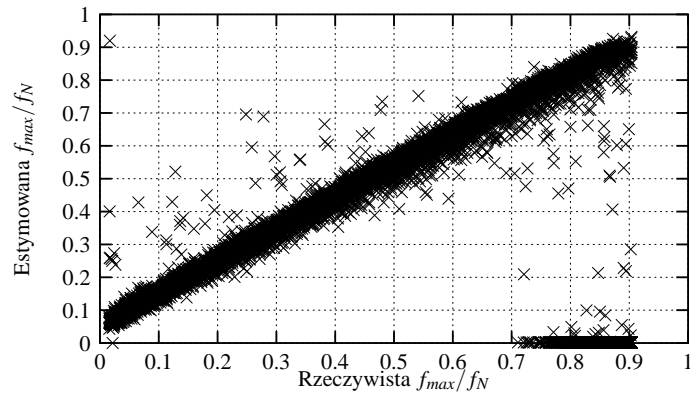
Rysunek 7.5. Korelogram wyników testowania metody hybrydowej.



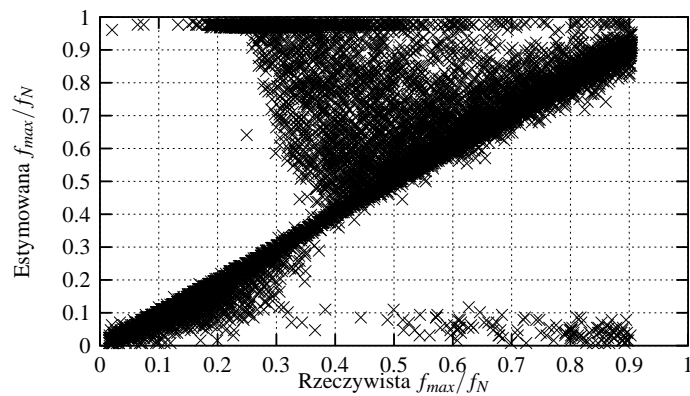
Rysunek 7.6. Korelogram wyników testowania metody fraktalnej.



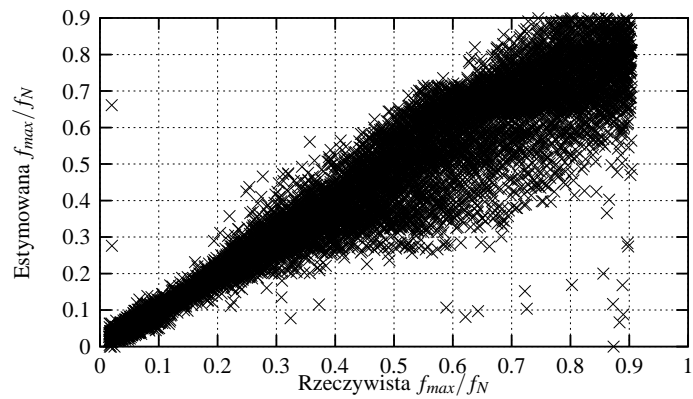
Rysunek 7.7. Korelogram wyników testowania metody geometrycznej, współpracującej z estymatorem widna opartym na DFT.



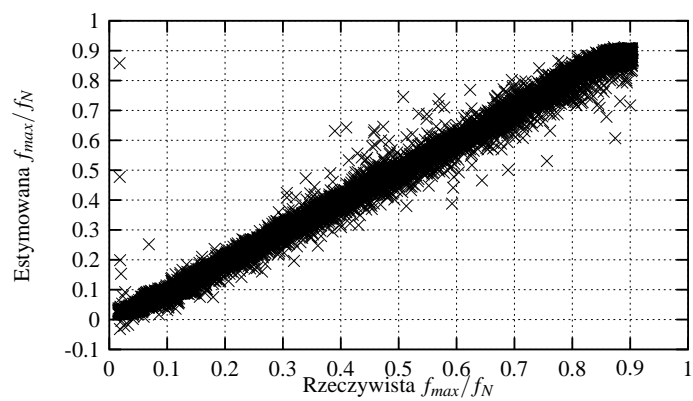
Rysunek 7.8. Korelogram wyników testowania metody geometrycznej, współpracującej z estymatorem widna opartym na modelu AR 10 rzędu.



Rysunek 7.9. Korelogram wyników testowania metody opartej na modelowaniu scałkowanego widna gęstości mocy sygnału.



Rysunek 7.10. Korelogram wyników testowania metody opartej na modelowaniu funkcji autokorelacji sygnału.

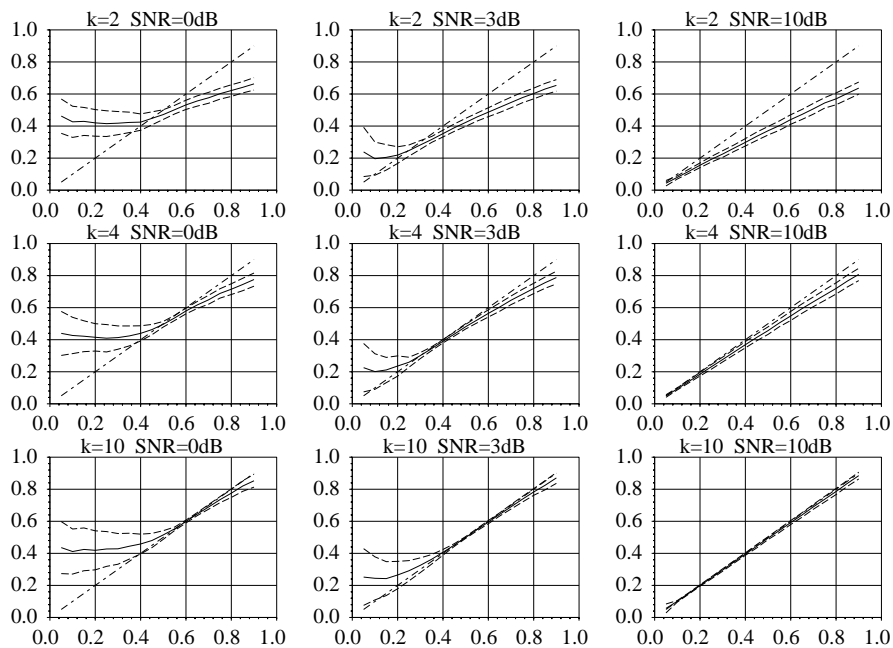


Rysunek 7.11. Korelogram wyników testowania metody neuronowej, przetwarzającej znormalizowaną funkcję autokorelacji sygnału.

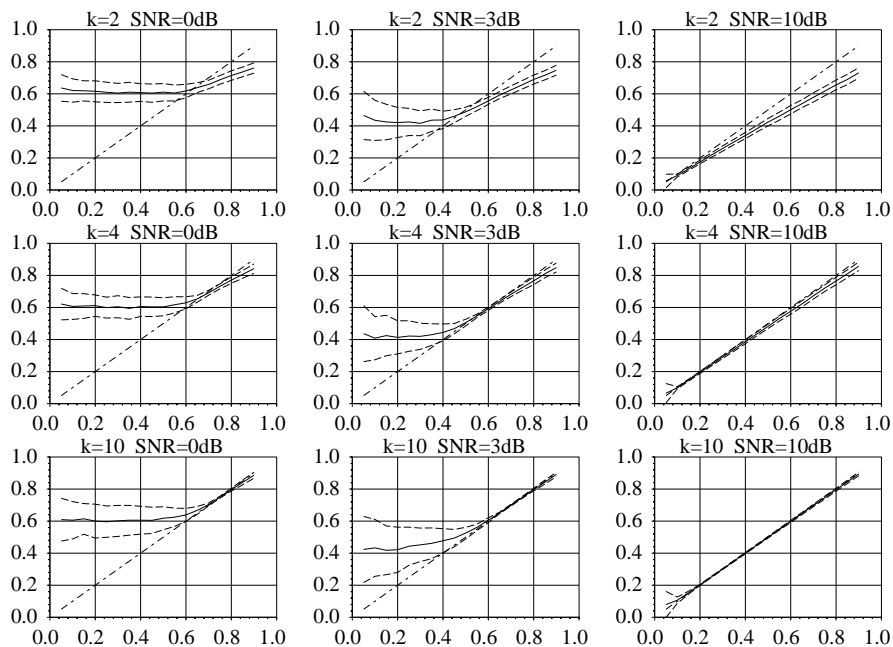
### 7.1.2 Testowanie wariancji i obciążenia estymatorów $f_{max}$ dla różnych parametrów sygnału

W drugiej metodzie testowania sygnałami stacjonarnymi badano obciążenie i wariancję estymatora  $f_{max}$  dla ustalonych wartości SNR i  $k$  sygnału. Do testów wybrano trzy różne wartości SNR (0 dB, 3 dB i 10 dB) oraz trzy różne wartości współczynnika kształtu  $k$  (2, 4 i 10). Częstotliwość maksymalną sygnału zmieniano co  $0.05f_N$  w zakresie od  $0.05f_N$  do  $0.9f_N$ . Generowano po 300 sygnałów o danej częstotliwości  $f_{max}$ , co pozwoliło na podstawie uzyskanych estymowanych wartości  $f_{max}$  wyznaczyć zarówno wartość oczekiwaną jak i wariancję estymatora  $f_{max}$ . Wyniki testowania przedstawione są na rysunkach od 7.12 do 7.22. Linia ciągłą oznaczono przebieg wartości oczekiwanej  $f_{max}$ , linią przerywaną - przedział  $\pm 1\sigma$ , a linią przerywano-kropkowaną charakterystykę idealną  $\hat{f}_{max} = f_{max}$ .

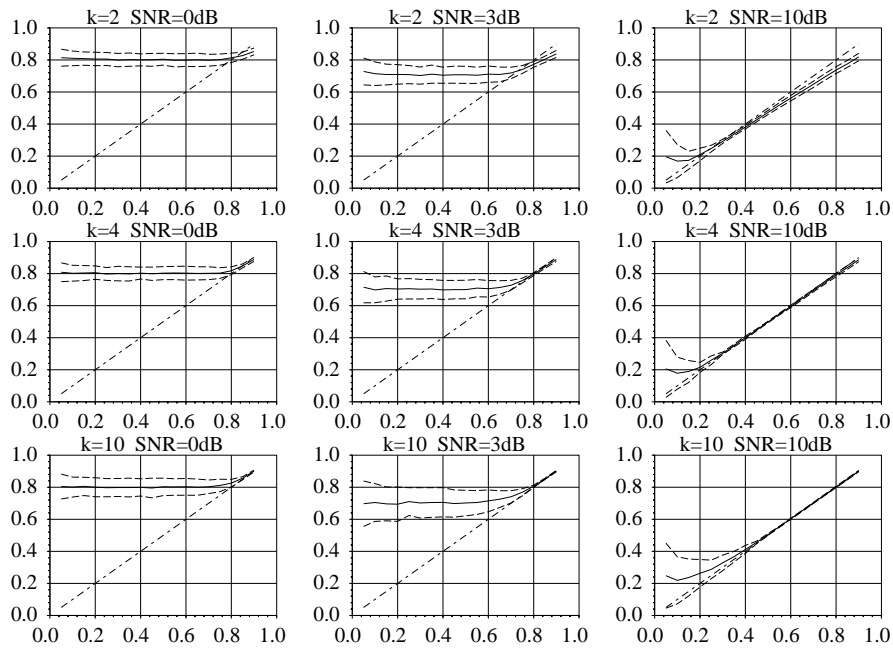
Metoda percentylowa daje rozsądne wyniki dla  $SNR \geq 3$  dB, przy czym wymaga dobierania współczynnika  $\alpha$  stosownie do wartości SNR. Przy mniejszych wartościach  $\alpha$ , właściwych dla gorszego SNR, obciążenie estymatora  $f_{max}$  zależy od współczynnika kształtu  $k$ . Dla  $SNR=0$ dB w zasadzie nie daje się uzyskać rozsądnych wyników. Metody D'Alessio i hybrydowa dają wprawdzie mniejsze obciążenie estymatora  $f_{max}$ , niż metoda percentylowa, lecz wykazują zdecydowanie większą wariancję. Metoda fraktalna w zasadzie nie sprawdziła się zupełnie - odchylenie standardowe jest porównywalne z obserwowanym zakresem zmienności długości fraktalnej sygnału. Spośród "tradycyjnych" metod estymacji częstotliwości maksymalnej, najlepsze wyniki daje metoda geometryczna, zwłaszcza w wersji z modelem AR użytym do estymacji widmowej gęstości mocy. Daje się zauważyć pewna tendencja do zawyżania wartości  $f_{max}$ . Ponadto obciążenie i wariancja estymatora rosną dla  $f_{max} > 0,7f_N$ . Spośród nowych, proponowanych przez autora metod estymacji najlepsze wyniki zapewnia metoda neuronowa. Zarówno obciążenie, jak i wariancja estymatora są niewielkie w całym badanym zakresie parametrów sygnału. Metoda oparta na modelowaniu scałkowanego widma gęstości mocy dawała rozsądne wyniki jedynie dla dobrych SNR (10 dB). Metoda oparta na modelowaniu funkcji autokorelacji wykazuje dość dobre właściwości dla  $f_{max} \leq 0,4f_N$ . Niestety powyżej tej wartości zarówno obciążenie, jak i wariancja estymatora rosną gwałtownie.



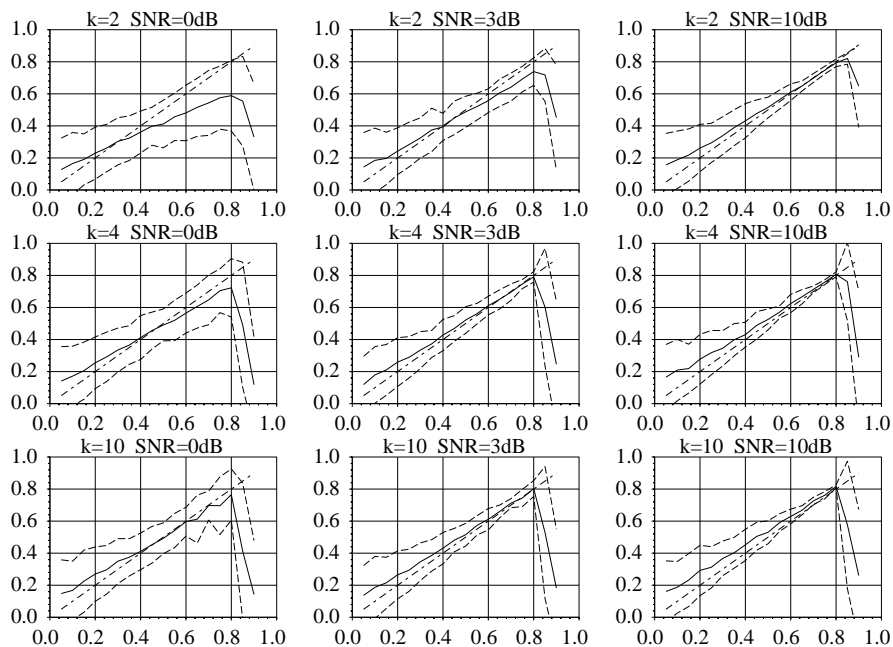
Rysunek 7.12. Obciążenie i odchylenie standardowe estymatora związanego z metodą percentylową dla  $\alpha = 0.7$  (oś X - rzeczywista  $f_{max}$ , oś Y - estymowana  $f_{max}$ ).



Rysunek 7.13. Obciążenie i odchylenie standardowe estymatora związanego z metodą percentylową dla  $\alpha = 0.8$  (oś X - rzeczywista  $f_{max}$ , oś Y - estymowana  $f_{max}$ ).

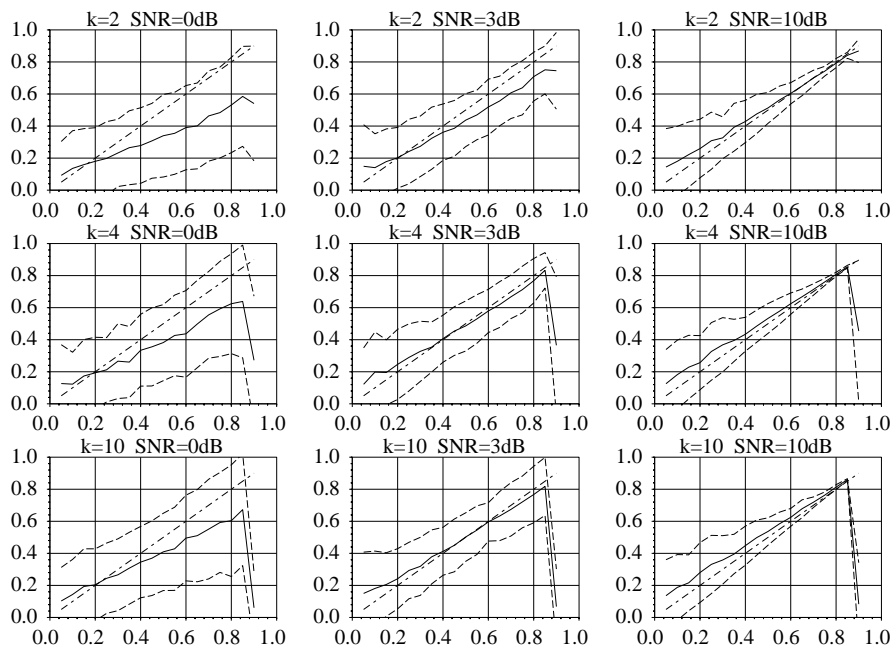


Rysunek 7.14. Obciążenie i odchylenie standardowe estymatora związanego z metodą percentylową dla  $\alpha = 0.9$  (oś X - rzeczywista  $f_{max}$ , oś Y - estymowana  $f_{max}$ ).

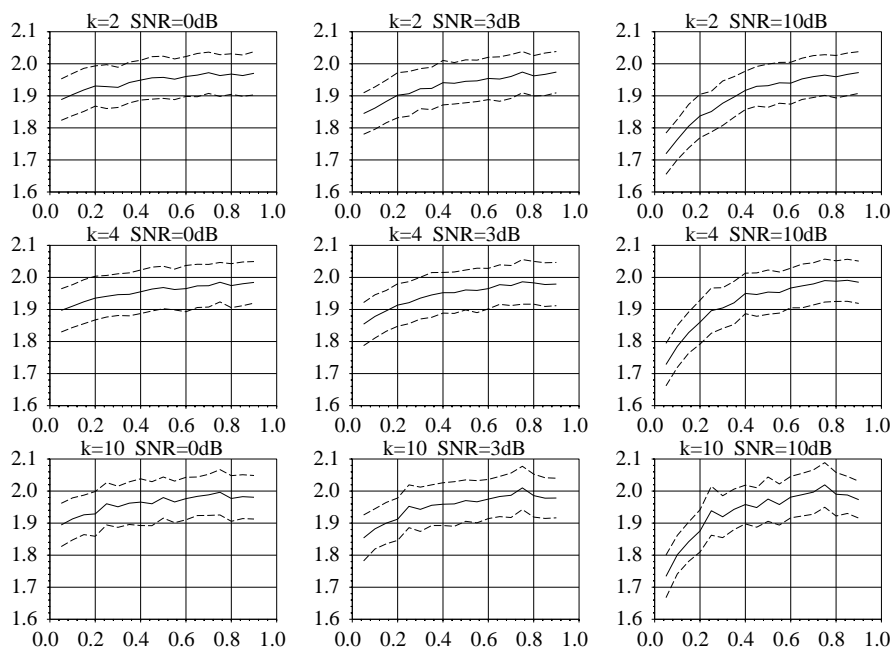


Rysunek 7.15. Obciążenie i odchylenie standardowe estymatora związanego z metodą D'Alessio (oś X - rzeczywista  $f_{max}$ , oś Y - estymowana  $f_{max}$ ).

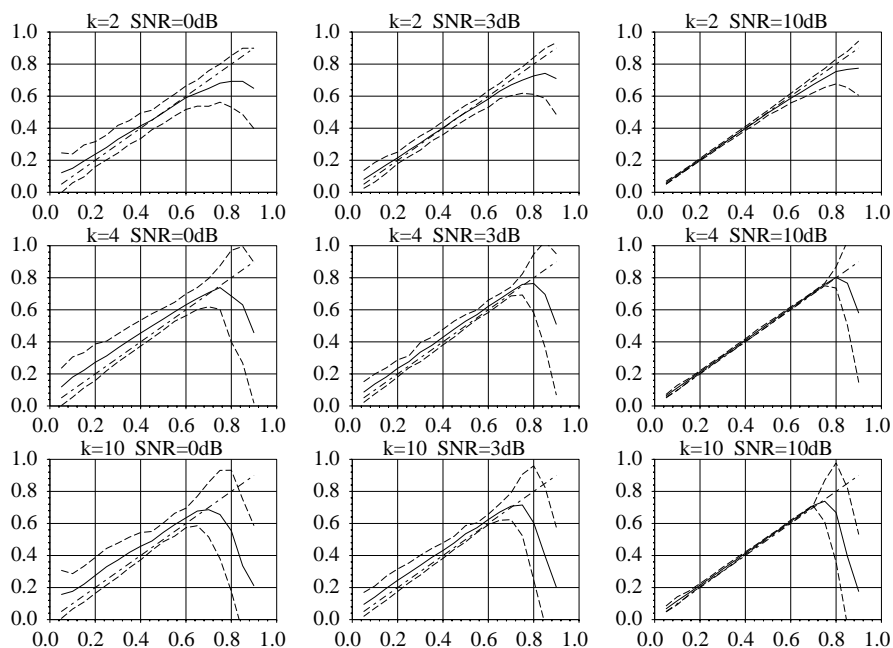




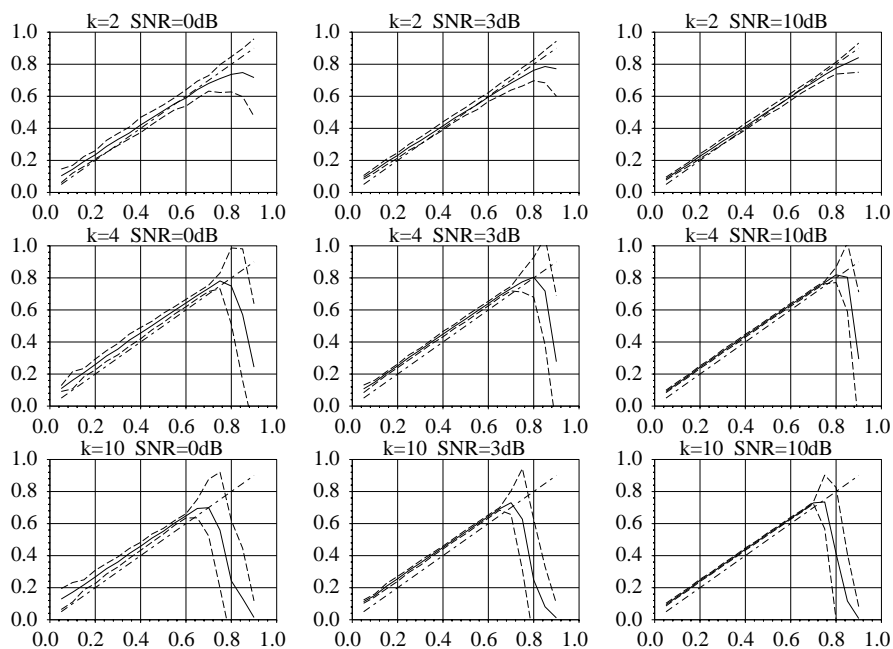
Rysunek 7.16. Obciążenie i odchylenie standardowe estymatora związanego z metodą hybrydową (oś X - rzeczywista  $f_{max}$ , oś Y - estymowana  $f_{max}$ ).



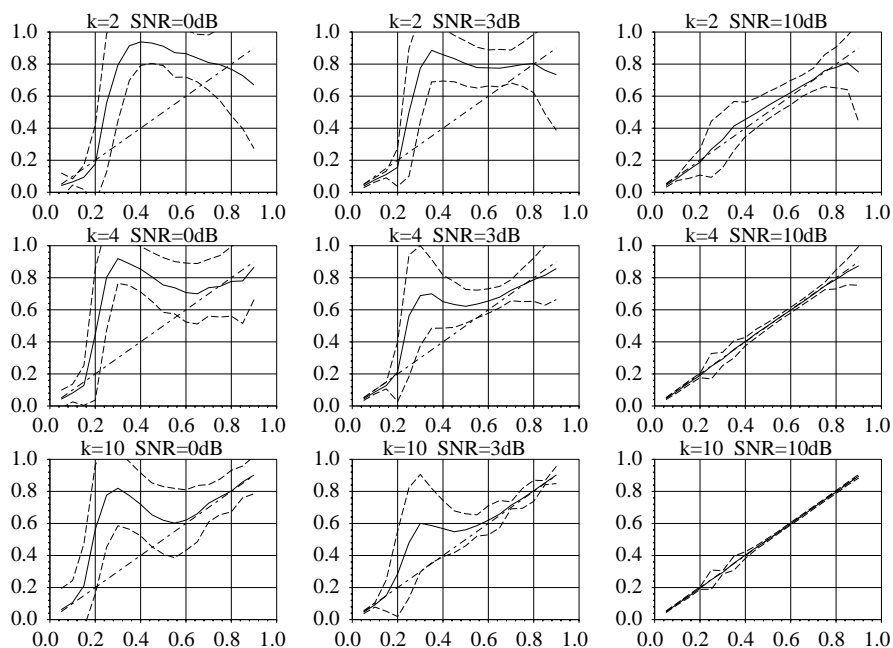
Rysunek 7.17. Wartość średnia i odchylenie standardowe wymiaru fraktalnego sygnału w zależności od częstotliwości maksymalnej (oś X - rzeczywista  $f_{max}$ , oś Y - wymiar fraktalny sygnału).



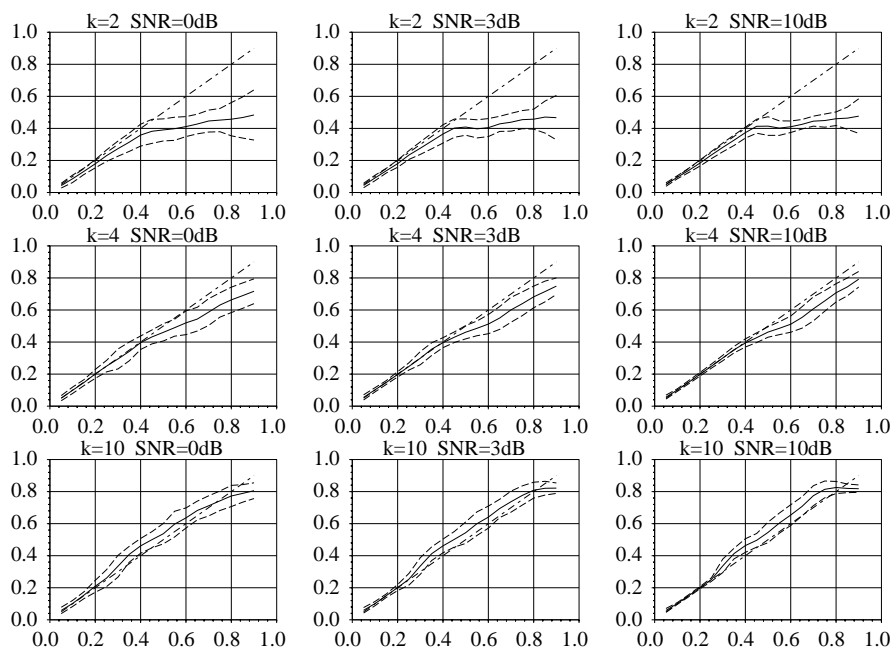
Rysunek 7.18. Obciążenie i odchylenie standardowe estymatora związanego z metodą geometryczną, współpracującą z DFT jako estymatorem widma (oś X - rzeczywista  $f_{max}$ , oś Y - estymowana  $f_{max}$ ).



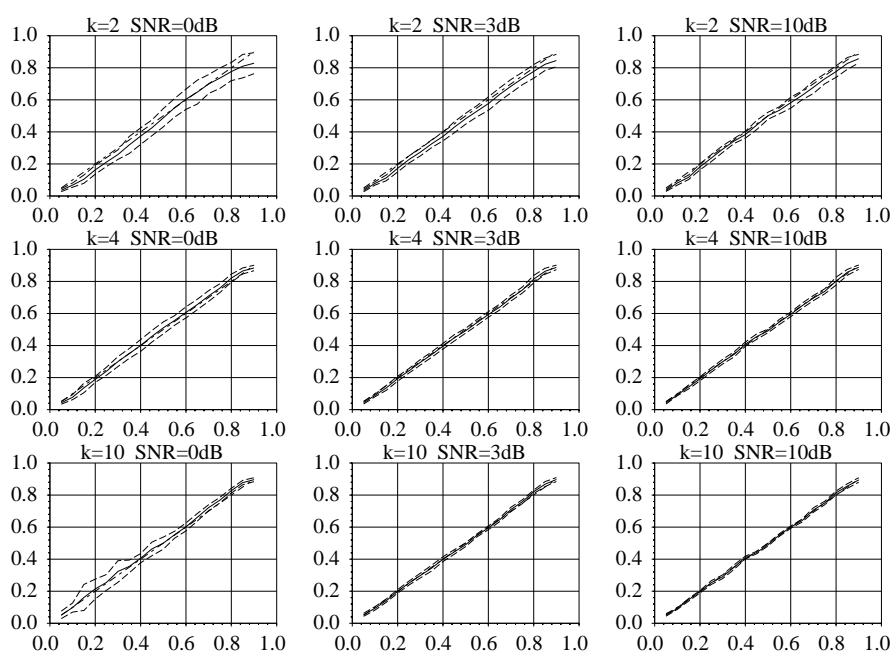
Rysunek 7.19. Obciążenie i odchylenie standardowe estymatora związanego z metodą geometryczną, współpracującą z modelem AR 10 rzędu jako estymatorem widma (oś X - rzeczywista  $f_{max}$ , oś Y - estymowana  $f_{max}$ ).



Rysunek 7.20. Obciążenie i odchylenie standardowe estymatora związanego z metodą opartą na modelowaniu skalkowanego widma gęstości mocy sygnału (oś X - rzeczywista  $f_{max}$ , oś Y - estymowana  $f_{max}$ ).



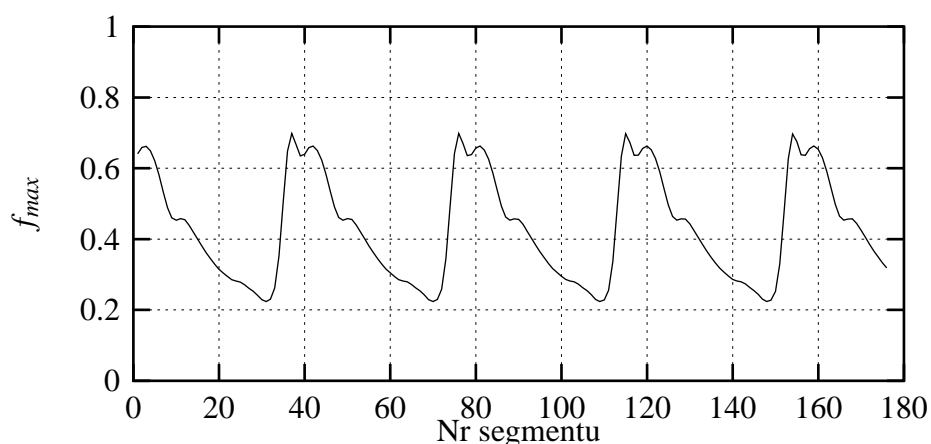
Rysunek 7.21. Obciążenie i odchylenie standardowe estymatora związanego z metodą opartą na modelowaniu funkcji autokorelacji sygnału (oś X - rzeczywista  $f_{max}$ , oś Y - estymowana  $f_{max}$ ).



Rysunek 7.22. Obciążenie i odchylenie standardowe estymatora związane z metodą neuronową, przetwarzającą znormalizowaną funkcję autokorelacji sygnału (oś X - rzeczywista  $f_{max}$ , oś Y - estymowana  $f_{max}$ ).

### 7.1.3 Testowanie symulowanymi sygnałami niestacjonarnymi

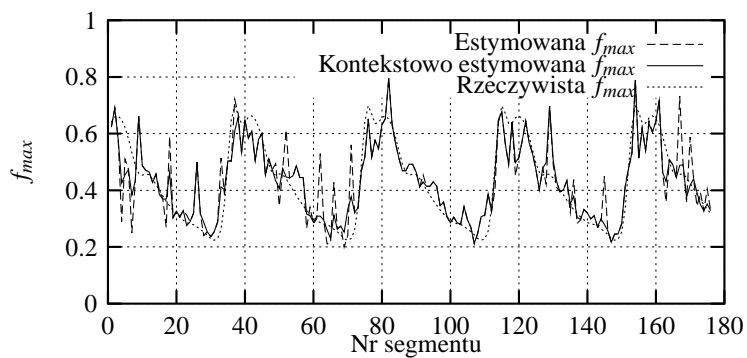
Aby umożliwić przetestowanie metod “kontekstowych”, przeprowadzono analizę sygnału niestacjonarnego o znanych parametrach. Podobnie jak poprzednio użyto sygnałów o parametrach będących kombinacjami trzech różnych wartości stosunku sygnał/szum (0 dB, 3 dB i 10 dB) i trzech różnych wartości współczynnika kształtu  $k$  (2, 4 i 10). Sygnał symulowany uzyskiwany był za pomocą modelu opisanego w rozdziale 4.3.2. Przebieg czasowy maksymalnej prędkości przepływu krwi uzyskano przez uśrednienie kształtu fali prędkości przepływu krwi dla typowego sygnału rzeczywistego, za pomocą metody opisanej dokładniej w [44] i [43]. Algorytm wyznaczał częstotliwość akcji serca, a następnie wykrywał początki kolejnych ewolucji fali prędkości przepływu krwi. Uzyskany ciąg próbek odpowiadający pojedynczej ewolucji był następnie poddawany interpolacji, w celu uzyskania standardowej długości (128 próbek). Następnie ewolucje te były uśredniane. Tak uzyskany średni kształt pojedynczej ewolucji poddano transformacji Fouriera, wyznaczając składową stałą oraz amplitudy i fazy pierwszych 11 harmonicznnych. Symulowany przebieg  $f_{max}(t)$  był następnie wyznaczany jako suma 11 harmonicznnych o wcześniej wyznaczonych amplitudach i fazach oraz składowej stałej o wyznaczonym poziomie. Uzyskany przebieg czasowy maksymalnej prędkości przepływu jest przedstawiony na rysunku 7.23. Ocena jakości poszczególnych algorytmów przeprowadzono na pod-



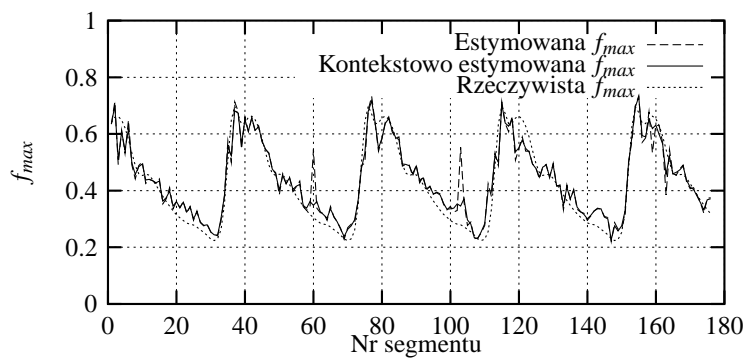
Rysunek 7.23. Przebieg częstotliwości maksymalnej sygnału symulowanego w funkcji czasu.

stawie porównania rzeczywistej i estymowanej częstotliwości maksymalnej. Jako liczbowy parametr do oceny jakości estymacji został wykorzystany błąd średniokwadratowy. Oprócz tego przeprowadzono wzrokową ocenę zgodności odtworzonej fali  $f_{max}$  z jej rzeczywistym przebiegiem. Uzyskane przebiegi rzeczywistej i estymowanej  $f_{max}$  przedstawione są na rysunkach od 7.24 do 7.32. Wartości średniokwadratowego błędu estymacji zebrane są w tabeli 7.2.

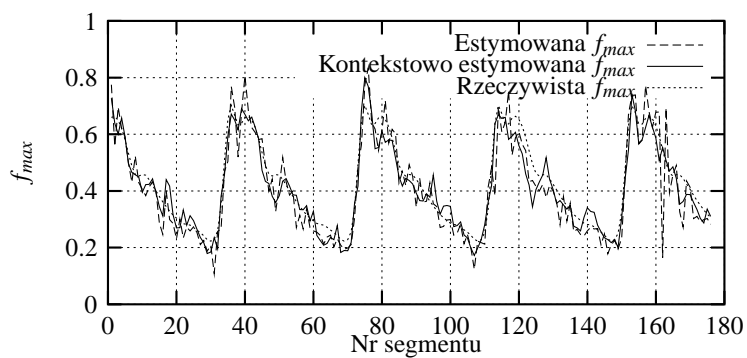
Uzyskane wyniki pozwalają stwierdzić, że metody kontekstowe pozwalają wygładzić odtwarzany przebieg  $f_{max}(t)$  przez eliminację wartości silnie odbiegających od sąsiednich. Równocześnie należy podkreślić, że uzyskiwany efekt jest lepszy, niż można by uzyskać przez filtrację dolnoprzepustową przebiegu  $f_{max}(t)$  dostarczonego przez zwykły algorytm - mianowicie nie dochodzi do spłaszczania zboczy i wierzchołków fali. Efekt jest szczególnie widoczny przy małych wartościach SNR.



(a) geom. + DFT

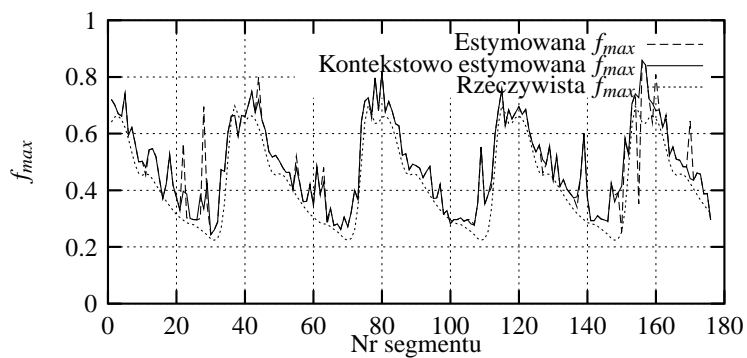


(b) geom. + AR

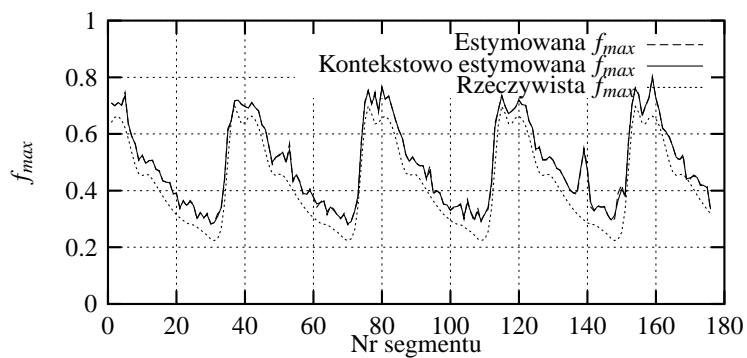


(c) neuronowa

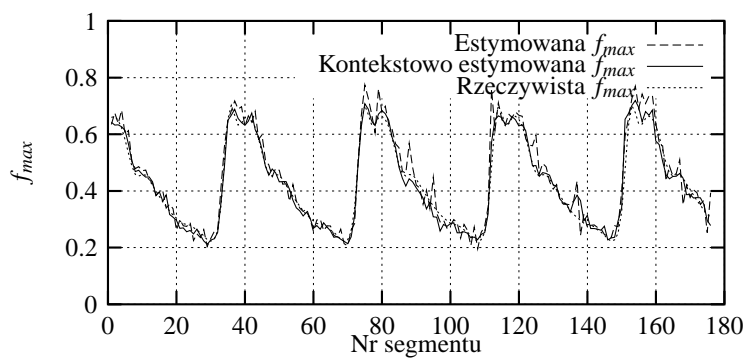
Rysunek 7.24. Porównanie metod kontekstowych i zwykłych dla sygnału symulowanego (SNR=0 dB,  $k=2$ )



(a) geom. + DFT

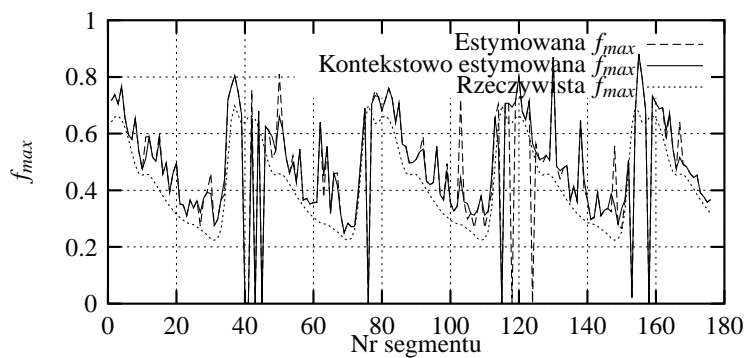


(b) geom. + AR

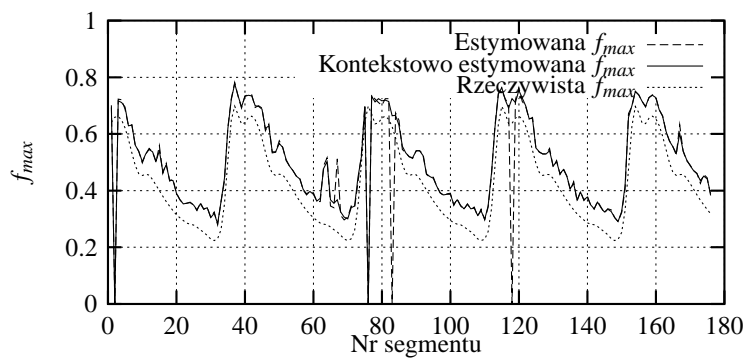


(c) neuronowa

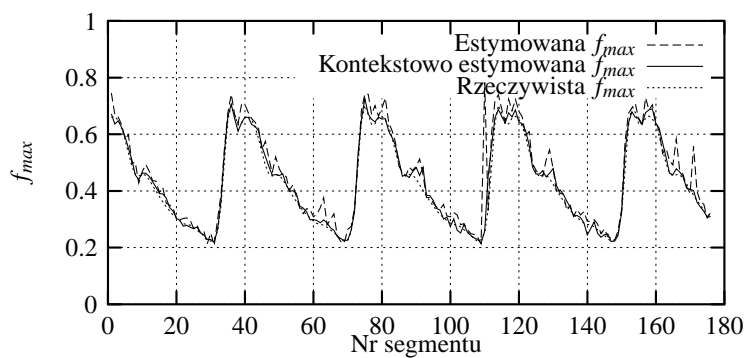
Rysunek 7.25. Porównanie metod kontekstowych i zwykłych dla sygnału symulowanego (SNR=0 dB,  $k=4$ )



(a) geom. + DFT



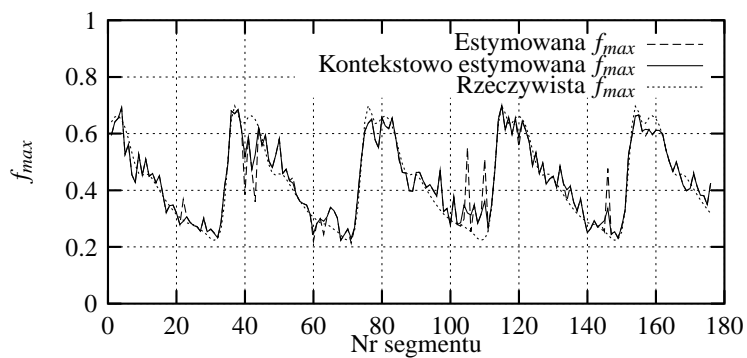
(b) geom. + AR



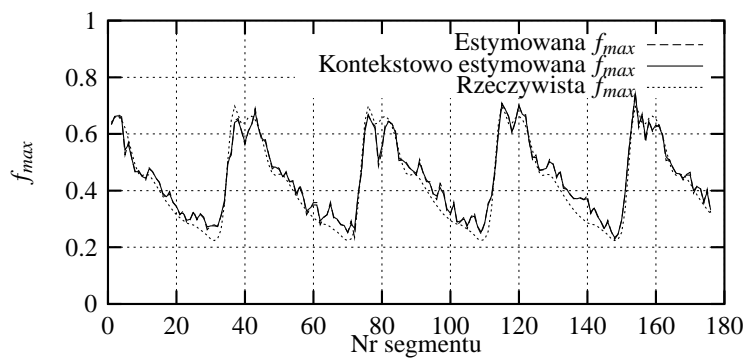
(c) neuronowa

Rysunek 7.26. Porównanie metod kontekstowych i zwykłych dla sygnału symulowanego (SNR=0 dB,  $k=10$ )

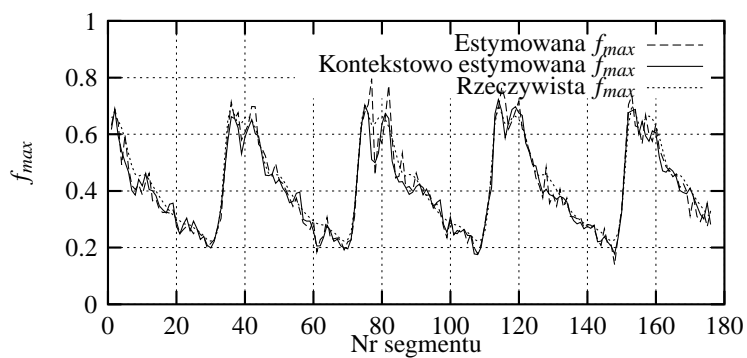




(a) geom. + DFT

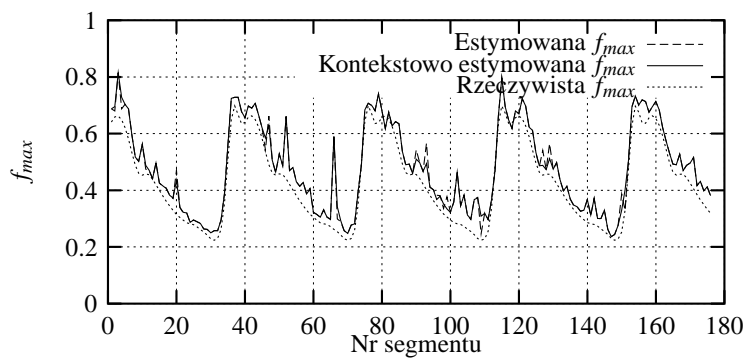


(b) geom. + AR

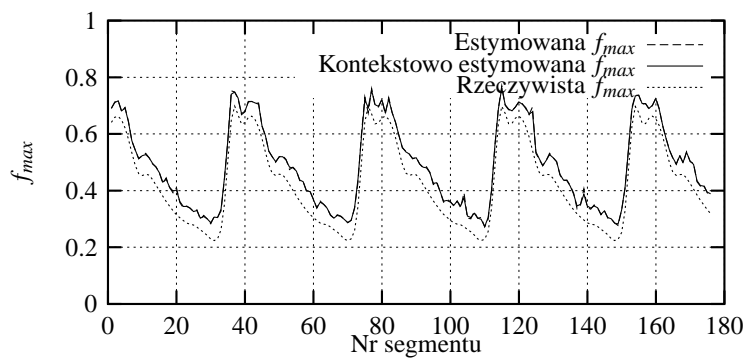


(c) neuronowa

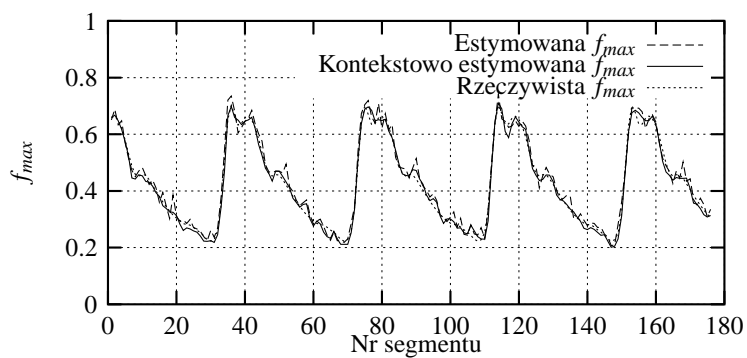
Rysunek 7.27. Porównanie metod kontekstowych i zwykłych dla sygnału symulowanego (SNR=3 dB,  $k=2$ )



(a) geom. + DFT

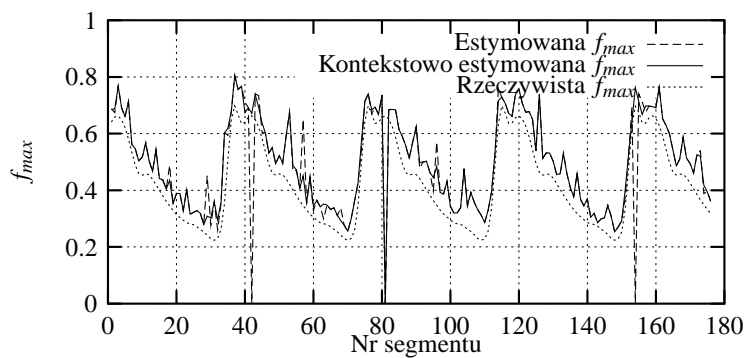


(b) geom. + AR

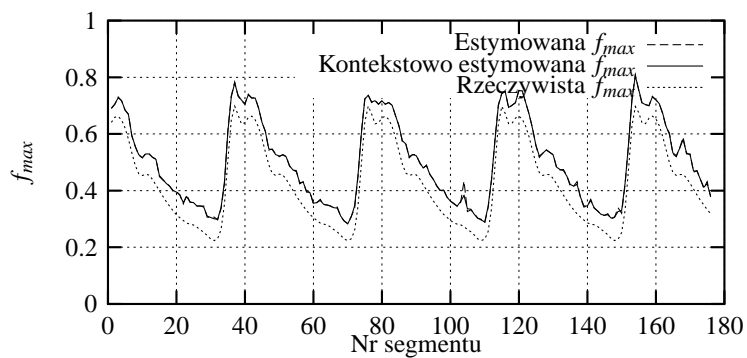


(c) neuronowa

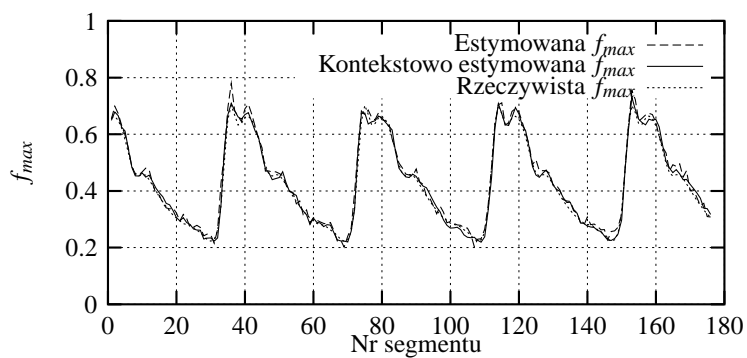
Rysunek 7.28. Porównanie metod kontekstowych i zwykłych dla sygnału symulowanego (SNR=3 dB,  $k=4$ )



(a) geom. + DFT

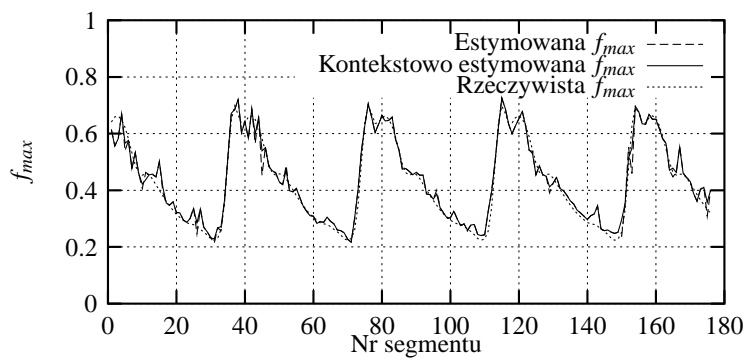


(b) geom. + AR

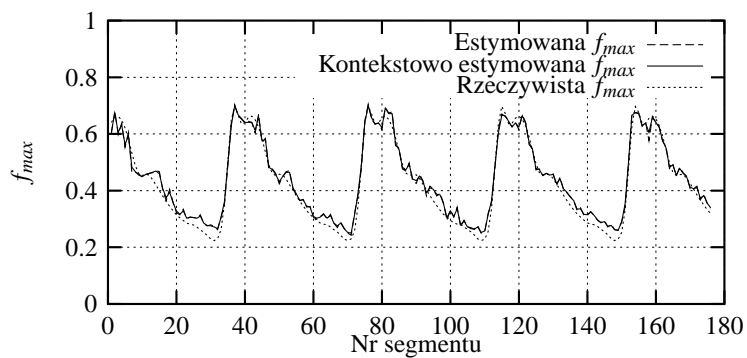


(c) neuronowa

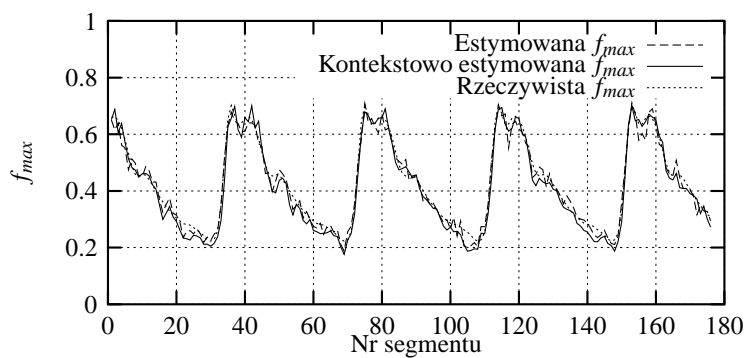
Rysunek 7.29. Porównanie metod kontekstowych i zwykłych dla sygnału symulowanego (SNR=3 dB,  $k=10$ )



(a) geom. + DFT

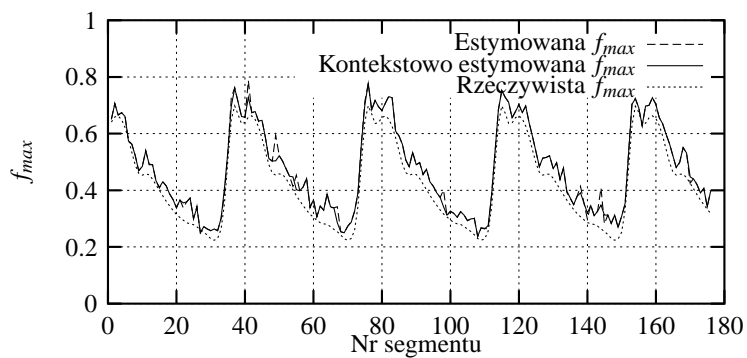


(b) geom. + AR

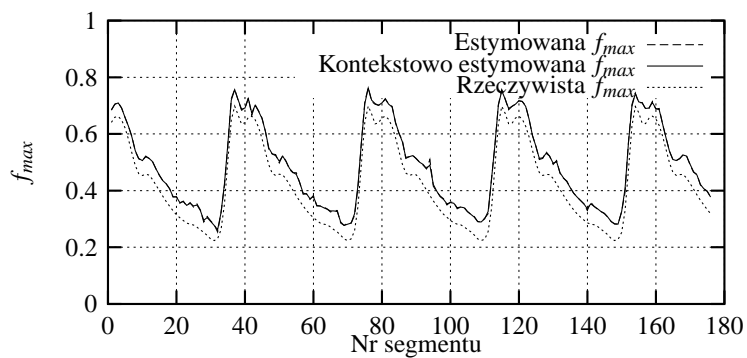


(c) neuronowa

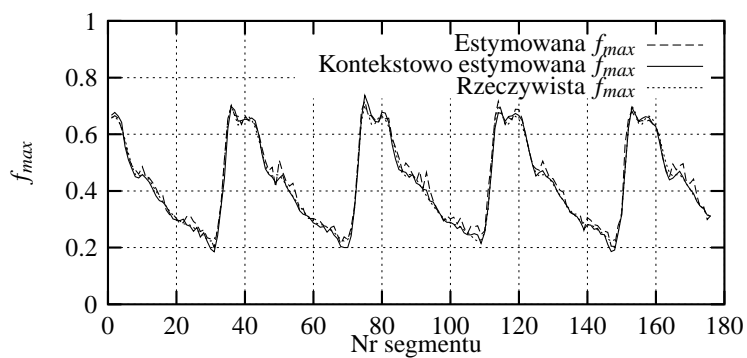
Rysunek 7.30. Porównanie metod kontekstowych i zwykłych dla sygnału symulowanego (SNR=10 dB,  $k=2$ )



(a) geom. + DFT

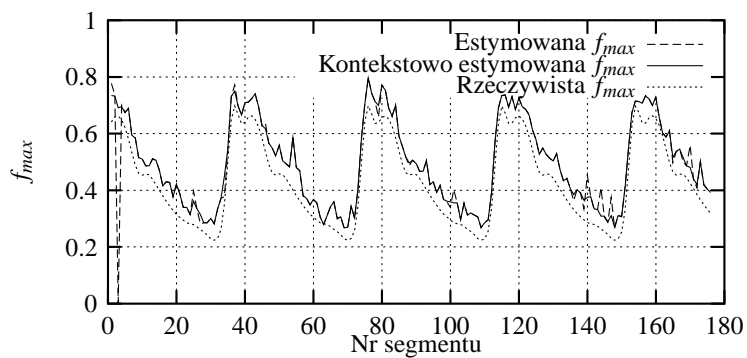


(b) geom. + AR

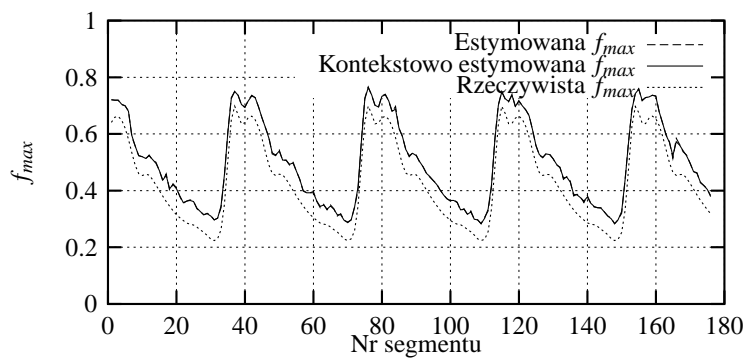


(c) neuronowa

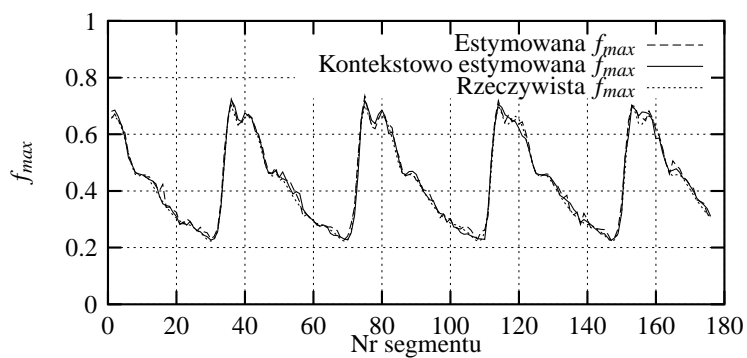
Rysunek 7.31. Porównanie metod kontekstowych i zwykłych dla sygnału symulowanego (SNR=10 dB,  $k=4$ )



(a) geom. + DFT



(b) geom. + AR



(c) neuronowa

Rysunek 7.32. Porównanie metod kontekstowych i zwykłych dla sygnału symulowanego (SNR=10 dB,  $k=10$ )

Parametry sygnału		Metoda estymacji					
		geom. + DFT		geom. + AR		neuronowa	
SNR	$k$	zwykła	kontekst.	zwykła	kontekst.	zwykła	kontekst.
0	2	0.09125	0.06910	0.05768	0.04504	0.06882	0.04714
0	4	0.09827	0.08576	0.07359	0.07190	0.04474	0.02626
0	10	0.18979	0.17295	0.13108	0.11054	0.05580	0.02013
3	2	0.06248	0.04583	0.04203	0.03887	0.04420	0.04013
3	4	0.06548	0.06325	0.06468	0.06389	0.02517	0.01640
3	10	0.12480	0.09700	0.07644	0.07577	0.02096	0.01480
10	2	0.03511	0.03006	0.02972	0.02708	0.02629	0.02746
10	4	0.05384	0.05041	0.06136	0.06112	0.02263	0.01477
10	10	0.08741	0.06865	0.07289	0.07262	0.01718	0.01509

Tablica 7.2. Średniokwadratowy błąd estymacji dla metod zwykłych i kontekstowych, uzyskany przy przetwarzaniu symulowanych sygnałów niestacjonarnych

## 7.2 Testowanie sygnałami rzeczywistymi

Użycie sygnałów rzeczywistych pozwala uniezależnić się od przyjętego modelu sygnału. Nadal jednak nie możemy być pewni, że zestaw sygnałów użytych do testowania jest reprezentatywną próbą wszystkich możliwych prawidłowych sygnałów dopplerowskich. Dodatkową wadą jest to, że w przypadku sygnału rzeczywistego nie możemy znać jego dokładnych parametrów. Aby wyeliminować ten problem, konieczny byłby dokładny pomiar profilu prędkości przepływu krwi w strefie naczynia, w której przeprowadzamy pomiar dopplerowski. Co więcej pomiar taki nie powinien zaburzać przepływu, ani pomiaru dopplerowskiego. Niestety dostępna aparatura nie umożliwia takiego pomiaru.

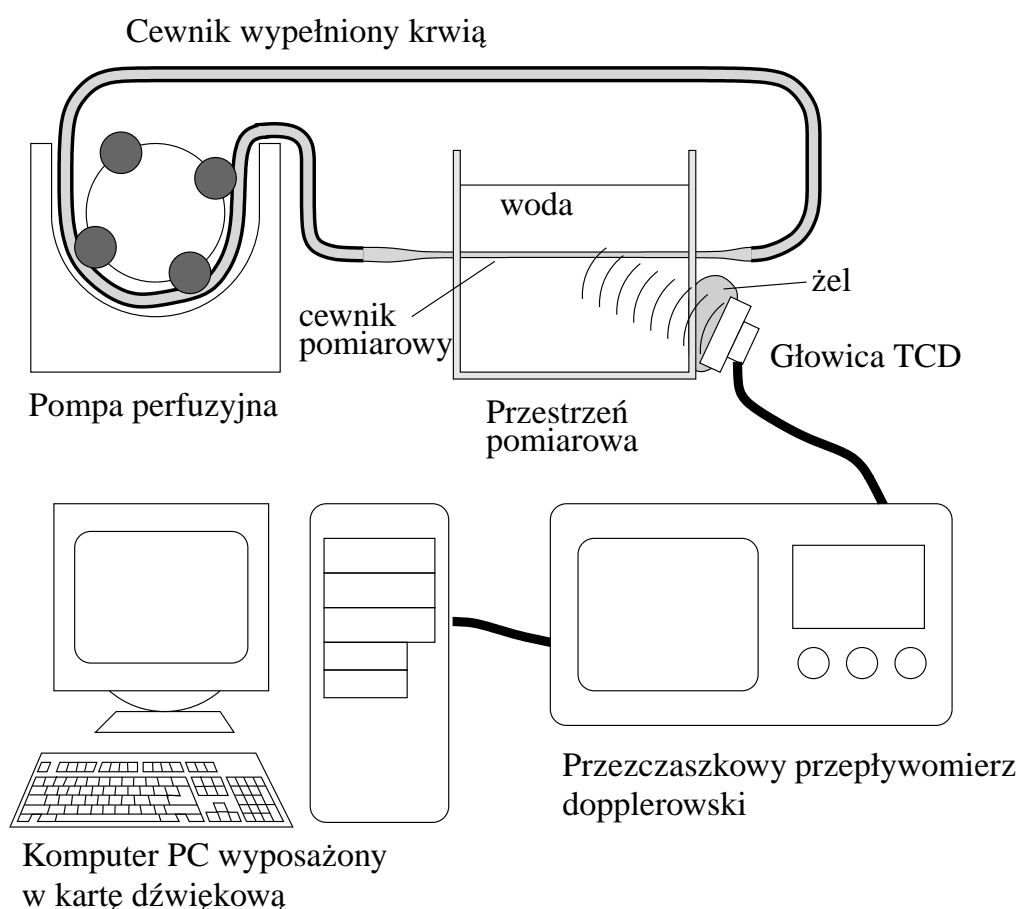
Ostatecznie zdecydowano się na dwie metody weryfikacji badanych algorytmów przy pomocy sygnałów rzeczywistych. W pierwszej z nich (rozdz. 7.2.1) przeprowadzono pomiar *in vitro* przy stałym i znanym natężeniu przepływu krwi, co pozwoliło przez uśrednianie wyznaczyć względnie dokładnie widmową gęstość mocy sygnału dopplerowskiego. Niestety z uwagi na stałość prędkości przepływu nie umożliwiło to weryfikacji algorytmów kontekstowych.

W drugiej metodzie (rozdz. 7.2.2) wykorzystano rzeczywiste sygnały zarejestrowane u pacjentów, a jakość poszczególnych algorytmów oceniano subiektywnie na podstawie porównania przebiegu estymowanej  $f_{max}$  z widmem sygnału oraz na podstawie oceny odtworzenia fali prędkości przepływu. Ta metoda pozwoliła także na zbadanie algorytmów kontekstowych, lecz niestety jest ona dość subiektywna.

### 7.2.1 Testowanie algorytmów rzeczywistymi sygnałami zmierzonymi *in vitro* przy stałej prędkości przepływu

Wprawdzie bez niezależnego, dokładnego pomiaru profilu prędkości przepływu krwi w naczyniu nie jesteśmy w stanie wyznaczyć rzeczywistej prędkości maksymalnej, jednak możemy uzyskać rzeczywisty sygnał testowy mierząc przez dłuższy czas przepływomierzem dopplerowskim przepływ o stałym natężeniu. Dzieląc tak uzyskany sygnał na krótsze fragmenty, wyznaczając dla nich widmo gęstości mocy i uśredniając je, możemy uzyskać dostatecznie dokładną estymatę widmowej gęstości mocy sygnału dopplerowskiego odpowiadającego danemu przepływowi. Będziemy wówczas mogli zbadać rozkład wartości  $f_{max}$ , estymowanych dla kolejnych fragmentów za pomocą poszczególnych algorytmów i ocenić jego zgodność z widmową gęstością mocy sygnału. Ponadto regulując natężenie przepływu krwi będziemy mogli zbadać, czy uzyskiwane wartości częstotliwości maksymalnej są dobrze skorelowane z natężeniem przepływu, czego należy się spodziewać, jeśli przyjmiemy, że w zakresie badanych





Rysunek 7.33. System pomiarowy do rejestracji *in vitro* sygnałów rzeczywistych używanych do testowania algorytmów estymacji częstotliwości maksymalnej

prędkości kształt profilu prędkości przepływu pozostaje niezależny od natężenia.

Opisywany eksperyment przeprowadzono przy współpracy lek. med. Przemysława Wołk-Łaniewskiego w Centrum Zdrowia Dziecka w Warszawie-Międzylesiu. Wykorzystano aparaturę do krążenia pozaustrojowego dostępną po zakończeniu operacji na otwartym sercu. Pozwoliło to przeprowadzić pomiary na rzeczywistej krwi ludzkiej przy minimalnych kosztach. Struktura układu pomiarowego przedstawiona jest na rysunku 7.33. Przepływ krwi wymuszany był w cewniku o średnicy 1/4 cala przez pompę rolkową. Następnie krew przechodziła przez odpowietrznik eliminujący pęcherzyki powietrza, które w przeciwnym razie zakłócałyby pomiar. Pomiar prędkości przepływu odbywał się w odcinku cewnika o mniejszej średnicy (1/8 cala), co pozwalało uzyskać czterokrotny wzrost prędkości przepływu bez nadmiernego wzrostu oporu przepływu. Możliwe było uzyskanie natężenia przepływu regulowanego od 0 do około 0,3 l/min (pompa była wyposażona w wyświetlacz podający aktualne natężenie przepływu). Co odpowiadało prędkościom przepływu w cewniku pomiarowym od 0 cm/s do 126 cm/s (przy

założeniu, że profil prędkości przepływu był paraboliczny; w rzeczywistości występowało maksimum w zakresie większych prędkości przepływu, co obniżało prędkość maksymalną).

Pomiar prędkości przepływu wykonywany był za pomocą przepływomierza dopplerowskiego firmy Sonomed. Z uwagi na minimalną "długość bramki" przepływomierza wynoszącą około 30 mm oraz z uwagi na konieczność zapewnienia różnego od  $90^\circ$  kąta między osią głowicy a naczyniem, konieczne było umieszczenie cewnika pomiarowego w "przestrzeni pomiarowej", wypełnionej wodą, dla zapewnienia dobrej transmisji sygnału ultradźwiękowego. Użycie w roli "przestrzeni pomiarowej" polietylenowego naczynia pozwoliło na prostoliniowe przepuszczenie cewnika przez wycięte w naczyniu otwory, które następnie zostały uszczelnione klejem termoplastycznym. Ponadto względnie mała wartość impedancji akustycznej polietylenu, zbliżona do impedancji wody [27, tabl. 1.1] pozwoliła uniknąć strat mocy sygnału spowodowanych odbiciami. Kąt między osią głowicy a cewnikiem wynosił około  $52^\circ$ , co przy podanych wartościach prędkości maksymalnej pozwalało spodziewać się częstotliwości maksymalnej sygnału w zakresie od 0 do około 2 kHz.

Składowe: synfazowa i kwadraturowa sygnału dopplerowskiego były próbkowane z częstotliwością 21 kHz przez stereofoniczną kartę dźwiękową i zapisywane na twardym dysku komputera. Przed analizą sygnału częstotliwość próbkowania była obniżana przez interpolację i decymację do wartości 8 kHz, aby uzyskać większe wartości stosunku  $f_{max}/f_N$ . Opisane postępowanie pozwoliło także zmniejszyć wpływ ewentualnej nierównoczesności próbkowania w obu kanałach karty dźwiękowej.

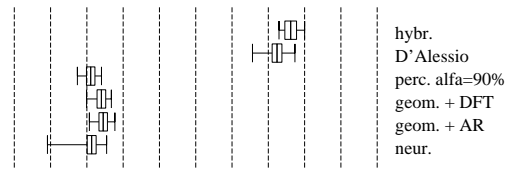
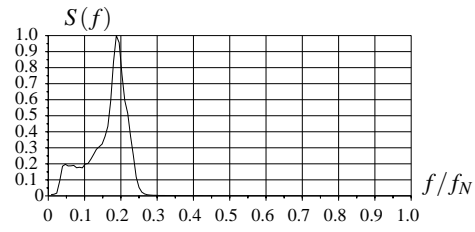
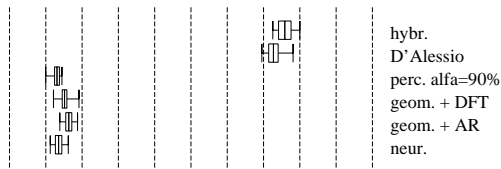
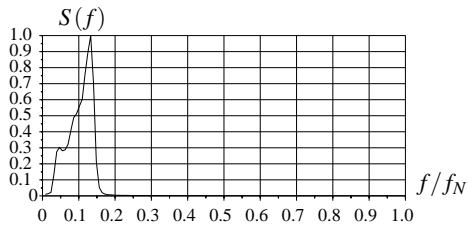
Ponieważ użyta pompa rolkowa była wyposażona w wirnik z dwiema rolkami, występowały krótkotrwałe wahania natężenia przepływu. W związku z tym do analizy wybrano tylko odcinki sygnału, podczas pomiaru których natężenie przepływu pozostawało stałe, określone przez prędkość obrotową wirnika pompy. Wyselekcjonowane odcinki sygnału były następnie dzielone na fragmenty o długości 256 próbek, dla których przez DFT była estymowana widmowa gęstość mocy oraz za pomocą testowanych algorytmów była obliczana częstotliwość maksymalna. Następnie przez uśrednienie wyznaczano widmową gęstość mocy dla całego wyselekcjonowanego sygnału oraz wyznaczano minimum, maksimum, wartość średnią i odchylenie standardowe estymowanych wartości  $f_{max}$ . Obliczenia przeprowadzono jedynie dla metod: percentylowej, D'Alessio, hybrydowej i geometrycznej jako ogólnie przyjętych oraz dla metody neuronowej jako najlepszej z proponowanych przez autora. Z uwagi na stałość prędkości przepływu nie testowano metod kontekstowych.

Pomiary przeprowadzono dla dwóch różnych serii pomiarowych, przy czym dla każdej serii głowica była od nowa nakierowywana na cewnik. Uzyskane wyniki przedstawione są na rysunkach 7.34 i 7.35 oraz w tablicach 7.3 i 7.4.

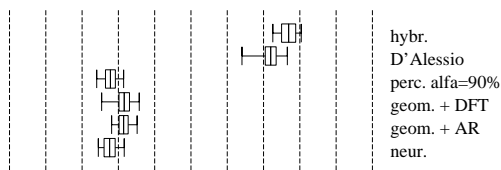
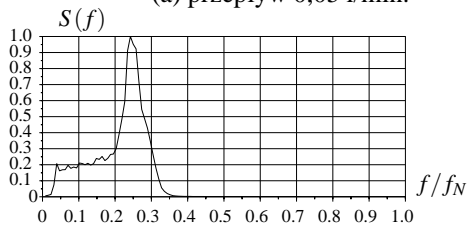
W celu zbadania wpływu stosunku sygnał/szum, zakłócono następnie sygnały białym szumem gaussowskim, obniżając SNR do 3dB. Uzyskane wyniki przedstawiono na rysunkach 7.36 i 7.37 oraz w tablicach 7.5 i 7.6.

Przedstawione rezultaty pozwalają stwierdzić, że dobrą zgodność estymowanej częstotliwości maksymalnej z kształtem widma uzyskujemy dla metod: neuronowej i geometrycznej. Metody: hybrydowa i D'Alessio podobnie jak przy testowaniu sygnałami rzeczywistymi wykazują dużą wariację i obciążenie estymatora  $f_{max}$ . Metoda percentylowa daje dość dobre wyniki pod warunkiem dobrania współczynnika  $\alpha$  zależnie od SNR sygnału. Ponadto można stwierdzić, że metoda neuronowa wykrywa dobrze granicę "głównej części" widma sygnału. Metoda geometryczna wydaje się nieco zawyżać tę wartość, chyba że przyjmiemy iż uwzględnia ona także "ogon" widma. Trudno jest rozstrzygnąć, czy korzystniejsze są właściwości metody neuronowej, czy geometrycznej. Ponieważ jednak ich przeznaczeniem jest ocena natężenia przepływu, możemy zbadać korelację między estymowaną wartością  $f_{max}$  a natężeniem przepływu. Wartości współczynników korelacji między tymi parametrami zebrane są w przedostatnich kolumnach tabel 7.3, 7.4, 7.5 i 7.6. Wynika z nich, że zarówno dla metody geometrycznej, jak i neuronowej uzyskujemy bardzo dobrą liniową korelację między estymowaną  $f_{max}$ , a natężeniem przepływu. Jeśli jednak mamy używać  $f_{max}$  do oceny tego natężenia, to chcielibyśmy nie tylko aby wielkości te były liniowo zależne, ale aby były proporcjonalne. Dlatego wyznaczono także najlepiej dopasowaną do wyników pomiarów prostą przechodzącą przez punkt (0,0) i wyznaczono błąd takiej aproksymacji. Wyniki zebrane są w ostatnich kolumnach tabel 7.3, 7.4, 7.5 i 7.6.

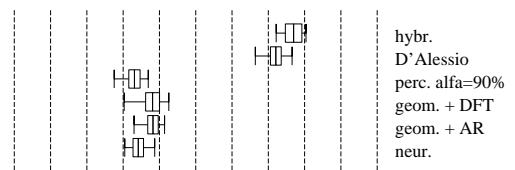
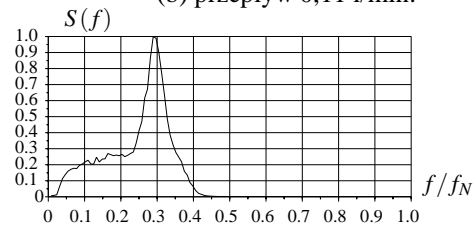
Wartości błędu aproksymacji są najmniejsze dla metody neuronowej.



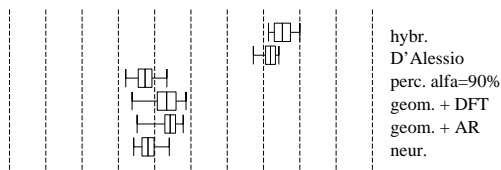
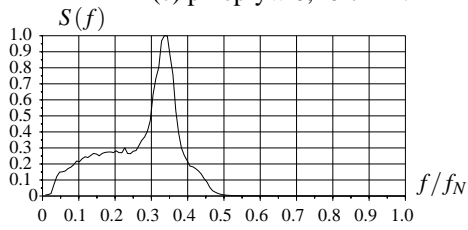
(a) przepływ 0,05 l/min.



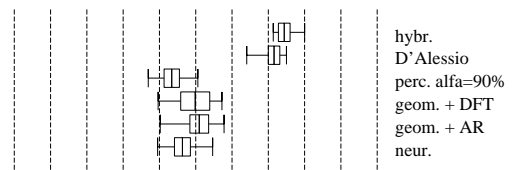
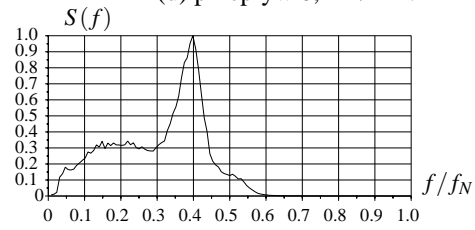
(b) przepływ 0,11 l/min.



(c) przepływ 0,16 l/min.



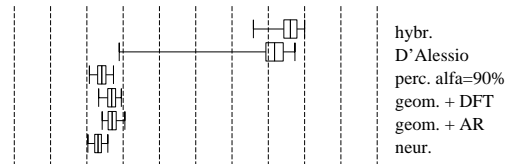
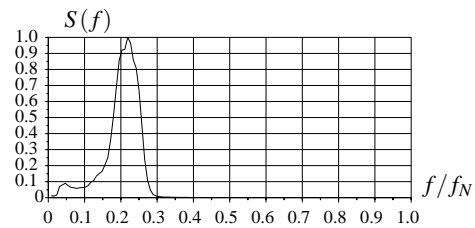
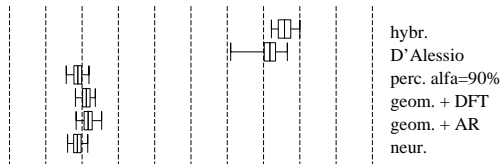
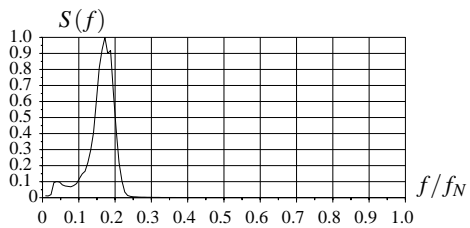
(d) przepływ 0,21 l/min.



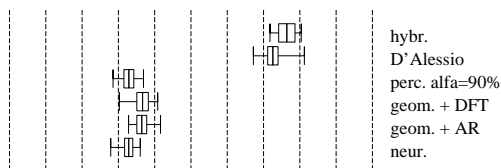
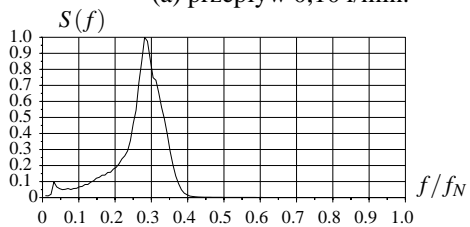
(e) przepływ 0,25 l/min.

(f) przepływ 0,31 l/min.

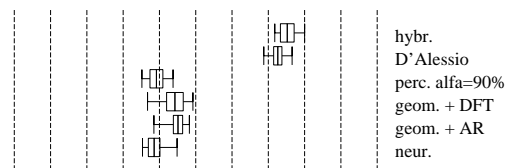
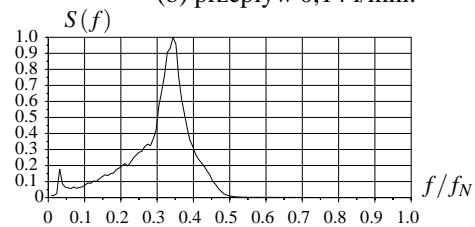
Rysunek 7.34. Wykresy uśrednionych widm gęstości mocy, dla różnych prędkości przepływu - pierwsza seria pomiarów (górne wykresy - widmowa gęstość mocy w funkcji unormowanej częstotliwości, dolne wykresy - wyniki estymacji  $f_{max}$  różnymi algorytmami (zaznaczono wartości: minimalną, maksymalną i średnią oraz odchylenie standardowe)



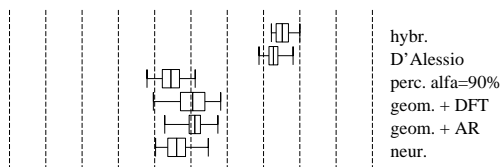
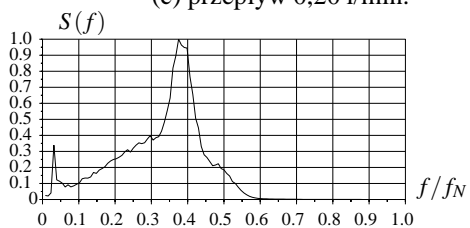
(a) przepływ 0,10 l/min.



(b) przepływ 0,14 l/min.



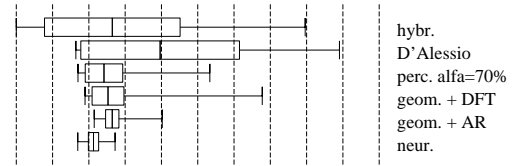
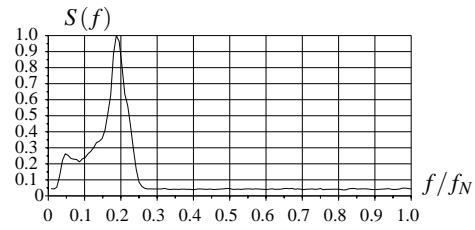
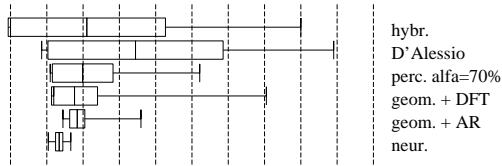
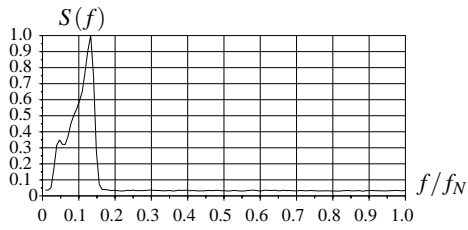
(c) przepływ 0,20 l/min.



(d) przepływ 0,25 l/min.

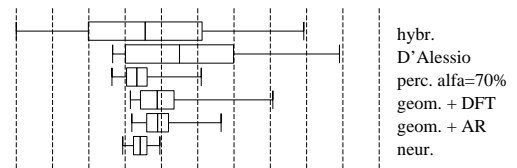
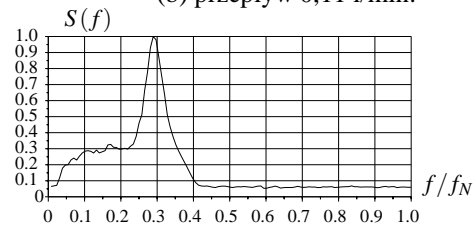
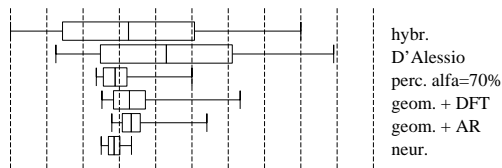
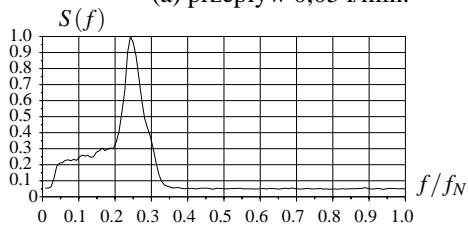
(e) przepływ 0,30 l/min.

Rysunek 7.35. Wykresy uśrednionych widm gęstości mocy, dla różnych prędkości przepływu - druga seria pomiarów (górne wykresy - widmowa gęstość mocy w funkcji unormowanej częstotliwości, dolne wykresy - wyniki estymacji  $f_{max}$  różnymi algorytmami (zaznaczono wartości: minimalną, maksymalną i średnią oraz odchylenie standardowe))



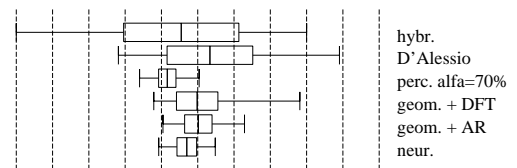
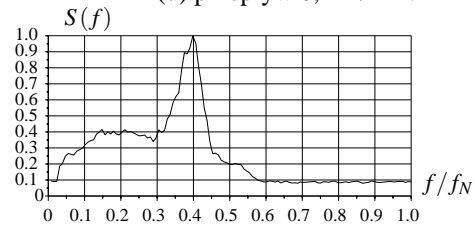
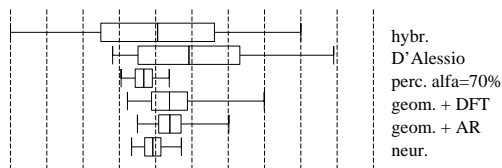
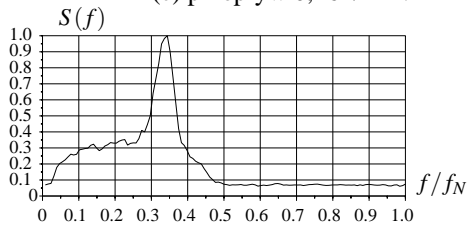
(a) przepływ 0,05 l/min.

(b) przepływ 0,11 l/min.



(c) przepływ 0,16 l/min.

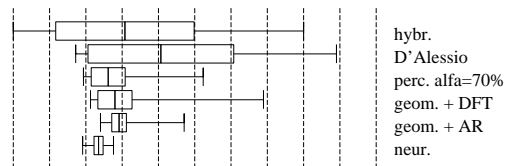
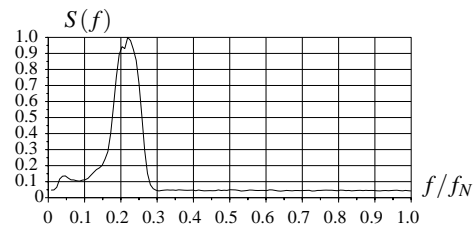
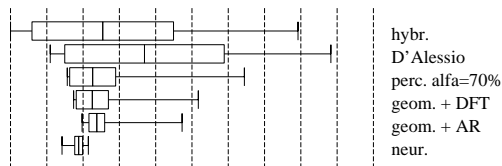
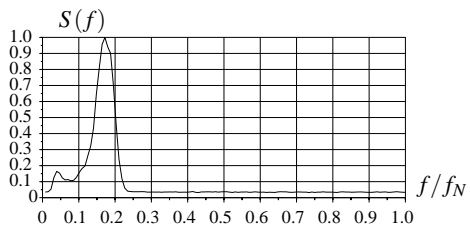
(d) przepływ 0,21 l/min.



(e) przepływ 0,25 l/min.

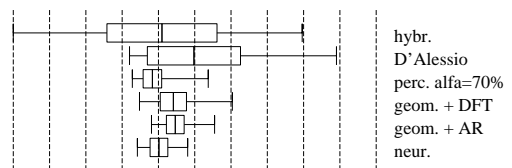
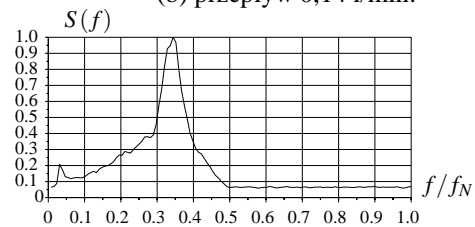
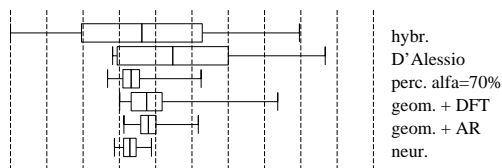
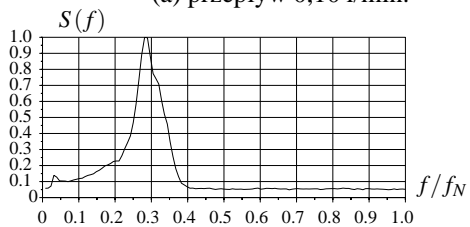
(f) przepływ 0,31 l/min.

Rysunek 7.36. Wykresy uśrednionych widm gęstości mocy, dla różnych prędkości przepływu - pierwsza seria pomiarów, po sztucznym obniżeniu SNR do 3dB] (górne wykresy - widmowa gęstość mocy w funkcji unormowanej częstotliwości, dolne wykresy - wyniki estymacji  $f_{max}$  różnymi algorytmami (zaznaczono wartości: minimalną, maksymalną i średnią oraz odchylenie standardowe)



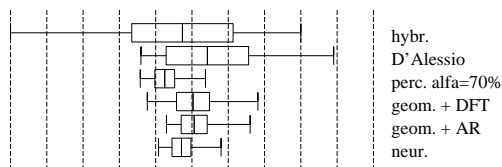
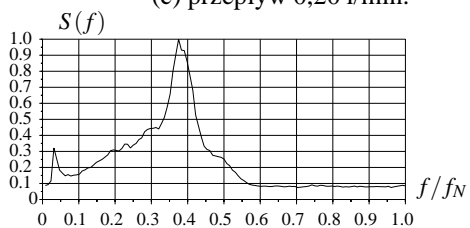
(a) przepływ 0,10 l/min.

(b) przepływ 0,14 l/min.



(c) przepływ 0,20 l/min.

(d) przepływ 0,25 l/min.



(e) przepływ 0,30 l/min.

Rysunek 7.37. Wykresy uśrednionych widm gęstości mocy, dla różnych prędkości przepływu - druga seria pomiarów, po sztucznym obniżeniu SNR do 3 dB (górne wykresy - widmowa gęstość mocy w funkcji unormowanej częstotliwości, dolne wykresy - wyniki estymacji  $f_{max}$  różnymi algorytmami (zaznaczono wartości: minimalną, maksymalną i średnią oraz odchylenie standardowe)

Metoda estymacji	Natężenie przepływu [l/min]						Wsp. korelacji	Błąd aproksymacji
	0.05	0.11	0.16	0.21	0.25	0.31		
neuronowa	0.14 ± 0.00893	0.21 ± 0.0123	0.28 ± 0.0154	0.34 ± 0.0144	0.38 ± 0.0166	0.46 ± 0.0219	1.000	0.00622
geom.+AR	0.16 ± 0.00833	0.25 ± 0.0118	0.31 ± 0.0125	0.38 ± 0.0144	0.44 ± 0.0148	0.51 ± 0.0259	0.999	0.0107
geom.+DFT	0.15 ± 0.00634	0.24 ± 0.0120	0.32 ± 0.0146	0.38 ± 0.0191	0.43 ± 0.0259	0.50 ± 0.0401	0.998	0.00980
perc. $\alpha =$ 70%	0.12 ± 0.0108	0.19 ± 0.0142	0.25 ± 0.0130	0.29 ± 0.0145	0.33 ± 0.0152	0.38 ± 0.0197	0.997	0.00662
perc. $\alpha =$ 90%	0.13 ± 0.00666	0.21 ± 0.0117	0.28 ± 0.0135	0.33 ± 0.0156	0.37 ± 0.0188	0.43 ± 0.0212	0.998	0.00766

Tablica 7.3. Wyniki przetwarzania różnymi algorytmami sygnału zmierzonego *in vitro* - pierwsza seria pomiarów. Podano wartości średnie  $\pm$  odchylenie standardowe oraz błąd aproksymacji dla prostej przechodzącej przez punkt (0,0)

Metoda estymacji	Natężenie przepływu [l/min]					Wsp. korelacji	Błąd aproksymacji
	0.1	0.14	0.2	0.25	0.3		
neuronowa	0.19 ± 0.0103	0.23 ± 0.00920	0.33 ± 0.0112	0.39 ± 0.0161	0.46 ± 0.0244	0.998	0.00136
geom.+AR	0.22 ± 0.0111	0.27 ± 0.0111	0.36 ± 0.0136	0.45 ± 0.0129	0.51 ± 0.0155	0.999	0.00253
geom.+DFT	0.21 ± 0.0104	0.27 ± 0.0109	0.37 ± 0.0158	0.44 ± 0.0229	0.50 ± 0.0336	0.999	0.00247
perc. $\alpha =$ 70%	0.17 ± 0.0122	0.22 ± 0.0137	0.30 ± 0.0145	0.35 ± 0.0145	0.38 ± 0.0166	0.995	0.00342
perc. $\alpha =$ 90%	0.19 ± 0.0107	0.24 ± 0.0114	0.33 ± 0.0135	0.39 ± 0.0178	0.44 ± 0.0236	0.998	0.00234

Tablica 7.4. Wyniki przetwarzania różnymi algorytmami sygnału zmierzonego *in vitro* - druga seria pomiarów. Podano wartości średnie  $\pm$  odchylenie standardowe oraz błąd aproksymacji dla prostej przechodzącej przez punkt (0,0)

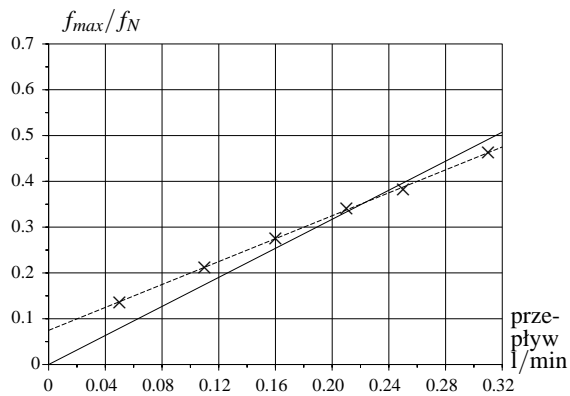


Metoda estymacji	Natężenie przepływu [l/min]						Wsp. korelacji	Błąd aproksymacji
	0.05	0.11	0.16	0.21	0.25	0.31		
neuronowa	0.13 ± 0.00999	0.21 ± 0.0142	0.29 ± 0.0157	0.34 ± 0.0184	0.39 ± 0.0224	0.47 ± 0.0270	1.000	0.00590
geom.+AR	0.18 ± 0.0208	0.26 ± 0.0182	0.33 ± 0.0248	0.39 ± 0.0299	0.44 ± 0.0309	0.50 ± 0.0377	0.999	0.0186
geom.+DFT	0.18 ± 0.0634	0.25 ± 0.0439	0.33 ± 0.0439	0.39 ± 0.0461	0.44 ± 0.0495	0.50 ± 0.0570	0.998	0.0158
perc. $\alpha = 70\%$	0.20 ± 0.0837	0.24 ± 0.0516	0.29 ± 0.0325	0.33 ± 0.0283	0.37 ± 0.0235	0.42 ± 0.0240	0.999	0.0260
perc. $\alpha = 90\%$	0.70 ± 0.0752	0.71 ± 0.0701	0.70 ± 0.0718	0.70 ± 0.0715	0.70 ± 0.0668	0.70 ± 0.0654	-0.09058	0.54

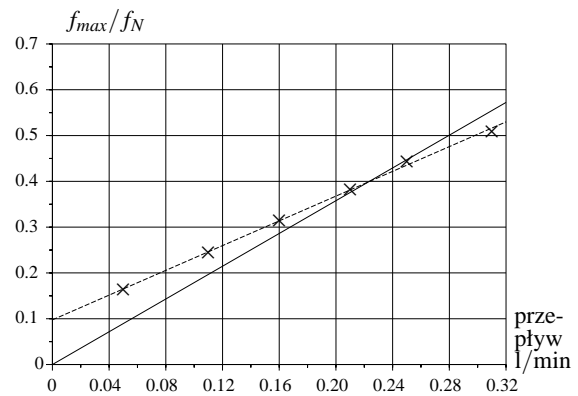
Tablica 7.5. Wyniki przetwarzania różnymi algorytmami sygnału zmierzonego *in vitro* o SNR obniżonym do 3 dB - pierwsza seria pomiarów. Podano wartości średnie  $\pm$  odchylenie standardowe oraz błąd aproksymacji dla prostej przechodzącej przez punkt (0,0)

Metoda estymacji	Natężenie przepływu [l/min]					Wsp. korelacji	Błąd aproksymacji
	0.1	0.14	0.2	0.25	0.3		
neuronowa	0.19 ± 0.0108	0.24 ± 0.0126	0.33 ± 0.0173	0.40 ± 0.0244	0.47 ± 0.0262	0.999	0.000992
geom.+AR	0.24 ± 0.0216	0.29 ± 0.0202	0.38 ± 0.0210	0.45 ± 0.0245	0.51 ± 0.0358	0.999	0.00636
geom.+DFT	0.23 ± 0.0443	0.28 ± 0.0471	0.38 ± 0.0426	0.44 ± 0.0361	0.50 ± 0.0454	0.999	0.00452
perc. $\alpha = 70\%$	0.23 ± 0.0632	0.26 ± 0.0468	0.33 ± 0.0227	0.38 ± 0.0256	0.43 ± 0.0273	0.998	0.00910
perc. $\alpha = 90\%$	0.70 ± 0.0726	0.70 ± 0.0768	0.71 ± 0.0648	0.71 ± 0.0737	0.71 ± 0.0614	0.928	0.28

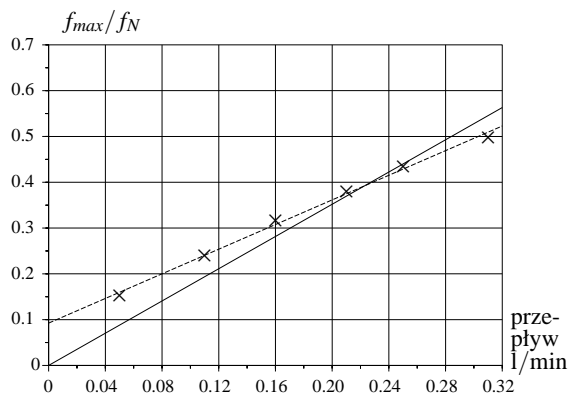
Tablica 7.6. Wyniki przetwarzania różnymi algorytmami sygnału zmierzonego *in vitro* o SNR obniżonym do 3 dB - druga seria pomiarów. Podano wartości średnie  $\pm$  odchylenie standardowe oraz błąd aproksymacji dla prostej przechodzącej przez punkt (0,0)



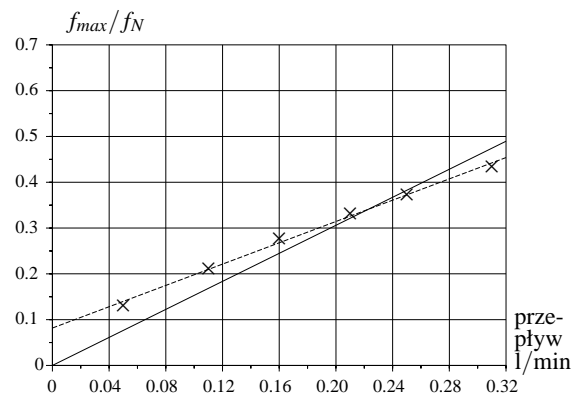
(a) metoda neuronowa



(b) metoda geometryczna z AR

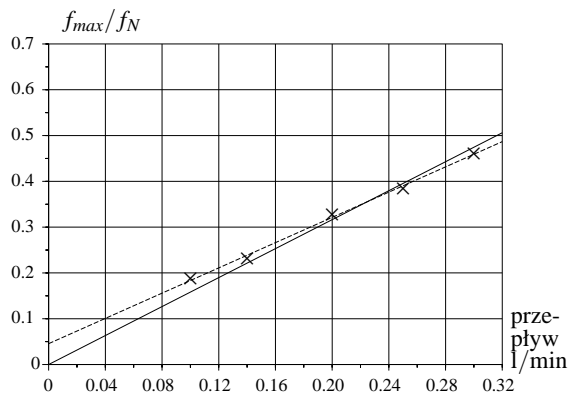


(c) metoda geometryczna z DFT

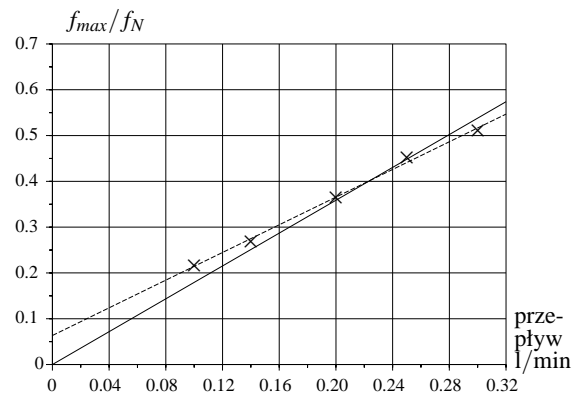


(d) metoda percentylowa  $\alpha = 90\%$

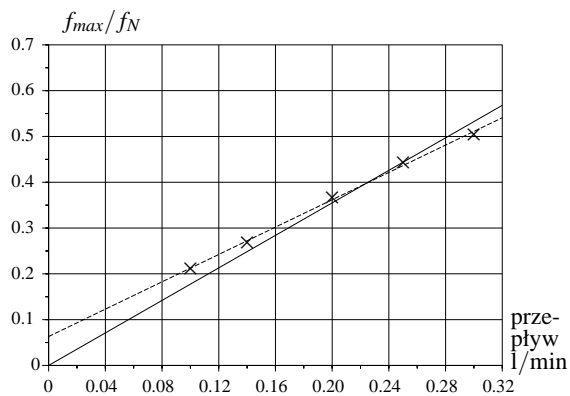
Rysunek 7.38. Wykresy estymowanej częstotliwości maksymalnej w funkcji prędkości przepływu - pierwsza seria pomiarów, sygnał oryginalny. Linia przerywana - prosta najlepiej aproksymująca wyniki pomiarów, ciągła - najlepiej aproksymująca prosta przechodząca przez punkt (0,0).



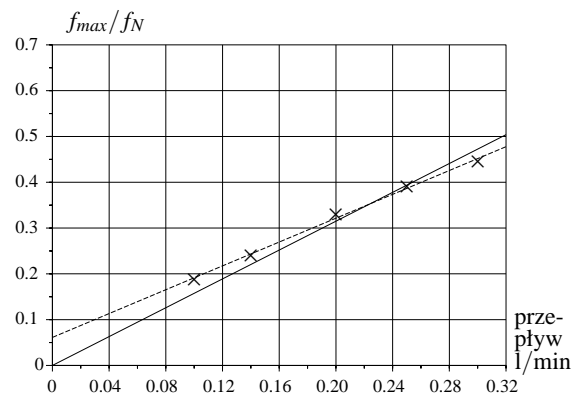
(a) metoda neuronowa



(b) metoda geometryczna + AR

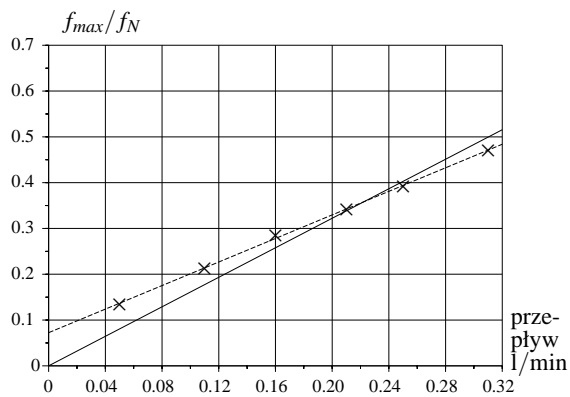


(c) metoda geometryczna + DFT

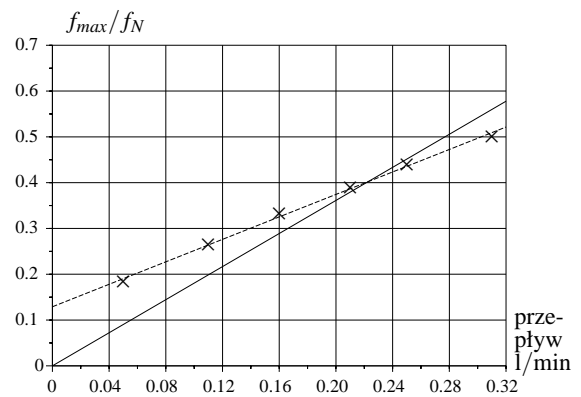


(d) metoda percentylowa  $\alpha = 70\%$

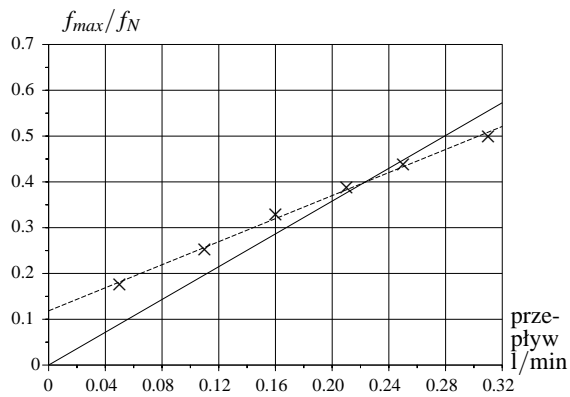
Rysunek 7.39. Wykresy estymowanej częstotliwości maksymalnej w funkcji prędkości przepływu - druga seria pomiarów, sygnał oryginalny. Linia przerywana - prosta najlepiej aproksymująca wyniki pomiarów, ciągła - najlepiej aproksymująca prosta przechodząca przez punkt (0,0).



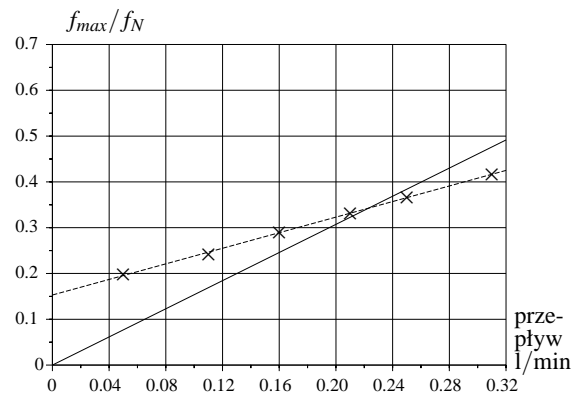
(a) metoda neuronowa



(b) metoda geometryczna + AR

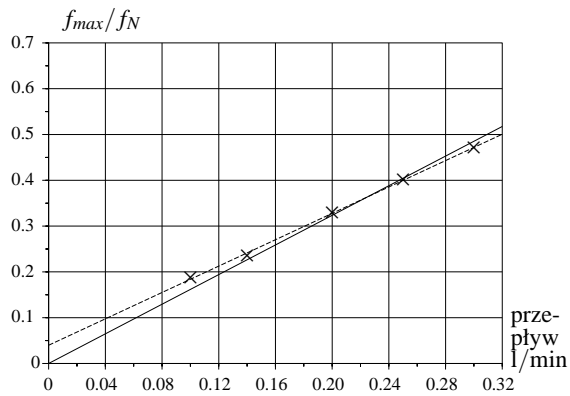


(c) metoda geometryczna + DFT

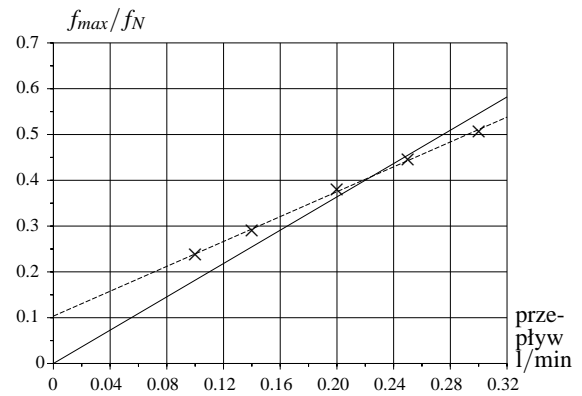


(d) metoda percentylowa  $\alpha = 70\%$

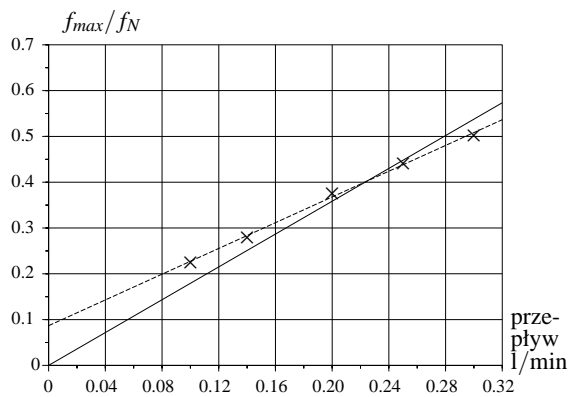
Rysunek 7.40. Wykresy estymowanej częstotliwości maksymalnej w funkcji prędkości przepływu - pierwsza seria pomiarów, sygnał o SNR sztucznie obniżonym do 3 dB. Linia przerywana - prosta najlepiej aproksymująca wyniki pomiarów, ciągła - najlepiej aproksymująca prosta przechodząca przez punkt (0,0).



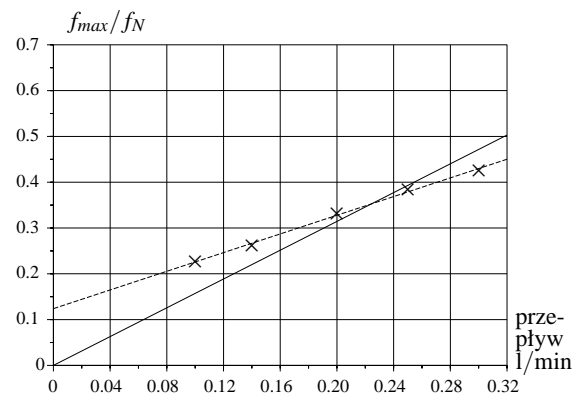
(a) metoda neuronowa



(b) metoda geometryczna + AR



(c) metoda geometryczna + DFT



(d) metoda percentylowa  $\alpha = 70\%$

Rysunek 7.41. Wykresy estymowanej częstotliwości maksymalnej w funkcji prędkości przepływu - druga seria pomiarów, sygnał o SNR sztucznie obniżonym do 3 dB. Linia przerywana - prosta najlepiej aproksymująca wyniki pomiarów, ciągła - najlepiej aproksymująca prosta przechodząca przez punkt (0,0).

## 7.2.2 Testowanie zarejestrowanymi sygnałami klinicznymi

Do testowania wykorzystano sygnały kliniczne zarejestrowane zarówno u pacjentów, jak i u zdrowych ochotników. Z uwagi na dużą ilość danych, utrudniającą bezpośrednią rejestrację cyfrową, sygnał dopplerowski był zapisywany na magnetofonie kasetowym, którego pasmo (80Hz - 8kHz) pozwalało na odtworzenie interesującego zakresu częstotliwości. Fragmenty zarejestrowanych sygnałów były następnie próbkowane z częstotliwością próbkowania od 10 kHz do 22 kHz i rozdzielczością 16 bitów, a następnie przetwarzane przy użyciu różnych algorytmów. Ponieważ rzeczywisty przebieg  $f_{max}(t)$  nie był znany, porównanie działania poszczególnych algorytmów sprowadzało się do subiektywnej oceny odtworzonego przebiegu  $f_{max}(t)$ .

Na rysunkach od 7.42 do 7.64 przedstawiono wyniki testowania, uzyskane dla typowego sygnału, zarejestrowanego u zdrowego ochotnika podczas badań neuropsychologicznych. W celu uwydatnienia różnic między poszczególnymi metodami, wybrano fragment zapisu o niezbyt dobrej jakości. Ponadto, na skutek ograniczeń pasmowych toru pomiarowego, składowe zbliżone do częstotliwości Nyquista zostały silnie sflumione, co pozwoliło ukazać niebezpieczeństwa związane z metodami, wykorzystującymi te składowe sygnału do estymacji poziomu szumu (metody: hybrydowa i D'Alessio).

Analizując uzyskane wyniki można stwierdzić, że testowanie sygnałami rzeczywistymi potwierdza wyniki uzyskane przy testowaniu sygnałami symulowanymi.

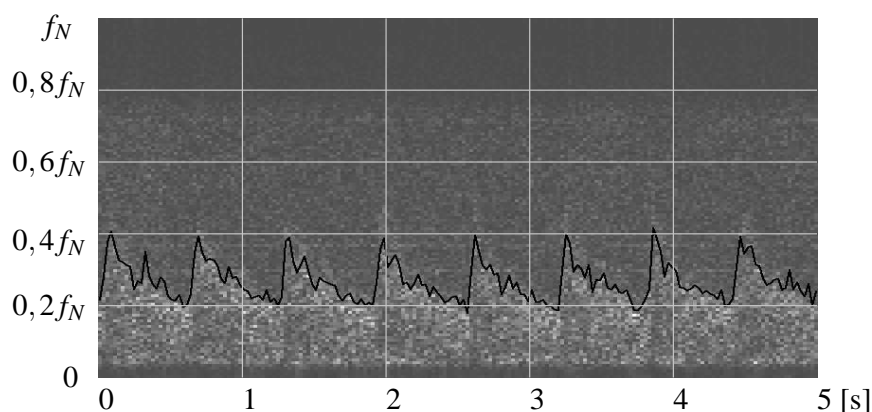
Dla metody percentylowej wyraźnie uwidocznił się wpływ właściwego wyboru współczynnika  $\alpha$  (rys. 7.42, 7.43 i 7.44), nawet jednak  $\alpha = 70\%$  nie pozwoliło poprawnie odtworzyć  $f_{max}$  dla sygnału o SNR obniżonym do 3 dB (rys. 7.55, 7.56 i 7.57).

Słabo wypadły metody: hybrydowa i D'Alessio, co przypuszczalnie wynikało z błędnej estymacji szumu towarzyszącego sygnałowi, na skutek sflumienia w torze pomiarowych składowych bliskich częstotliwości Nyquista. Próbowano skompensować ten efekt wyznaczając moc szumu w zakresie położonym nieco powyżej maksymalnego pasma sygnału, ale mimo to nie uzyskano dobrych wyników.

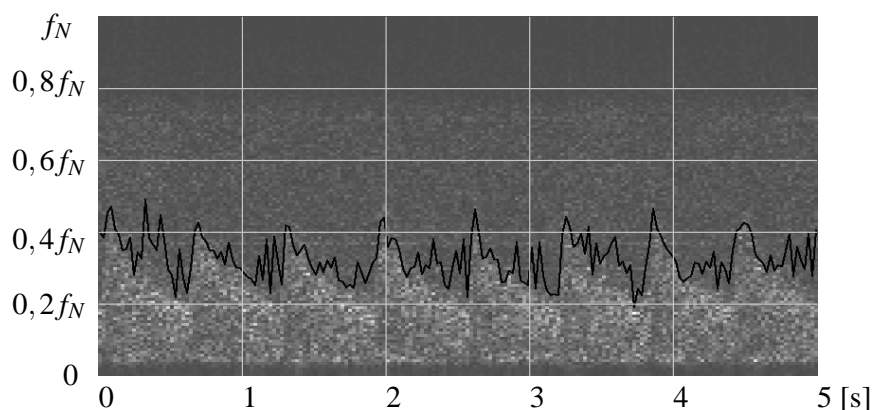
Nadspodziewanie dobre wyniki otrzymano dla metody modelowania scałkowanego widma gęstości mocy (rys. 7.49 i 7.62).

Metoda modelowania funkcji autokorelacji (rys. 7.50 i 7.63) dość dobrze odtworzyła przebieg  $f_{max}$  poniżej  $0,3f_N$ , zawodząc dla wyższych wartości (co zgadza się z wynikami uzyskanymi dla sygnałów symulowanych - rys. 7.21).

Dla sygnału oryginalnego najlepsze wyniki dały metody: neuronowa (rys. 7.51) i geometryczna (rys. 7.47 i 7.48).



Rysunek 7.42. Wynik przetwarzania sygnału rzeczywistego za pomocą metody percyntylowej ( $\alpha = 0,7$ ). (oś X - czas, oś Y -  $f_{max}$ ).

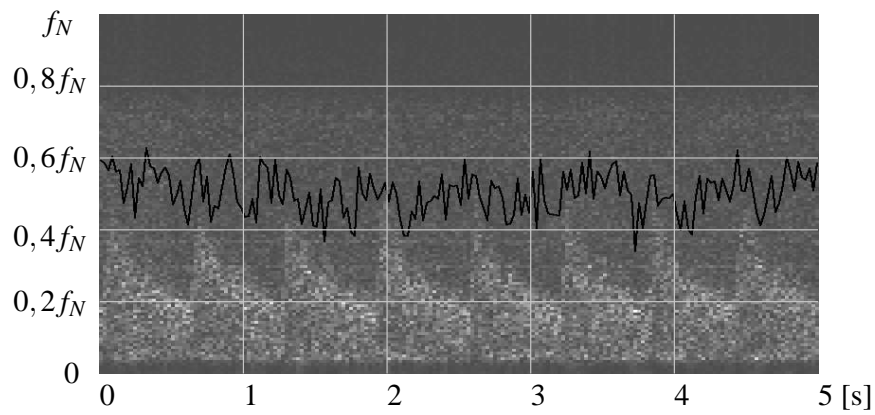


Rysunek 7.43. Wynik przetwarzania sygnału rzeczywistego za pomocą metody percyntylowej ( $\alpha = 0,8$ ). (oś X - czas, oś Y -  $f_{max}$ ).

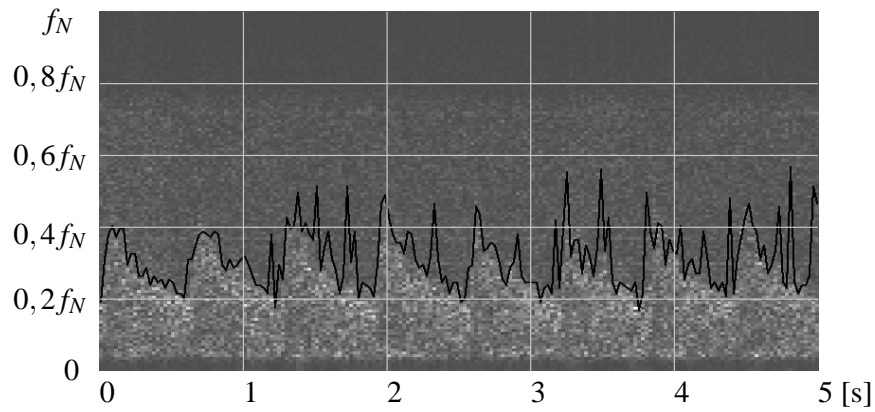
Porównując rysunki 7.52 i 7.47, 7.53 i 7.48 oraz 7.54 i 7.51 możemy stwierdzić, że podejście kontekstowe rzeczywiście pozwala uzyskać lepsze odtworzenie przebiegu  $f_{max}(t)$ .

Dla sygnału o sztucznie obniżonym stosunku sygnał/szum, spośród metod bez rozszerzeń kontekstowych jedynie metoda neuronowa dała rozsądne wyniki (rys. 7.64), przy czym także tu porównanie rysunków 7.65 i 7.60, 7.66 i 7.61 oraz 7.67 i 7.64 pozwala dostrzec zalety metod kontekstowych.

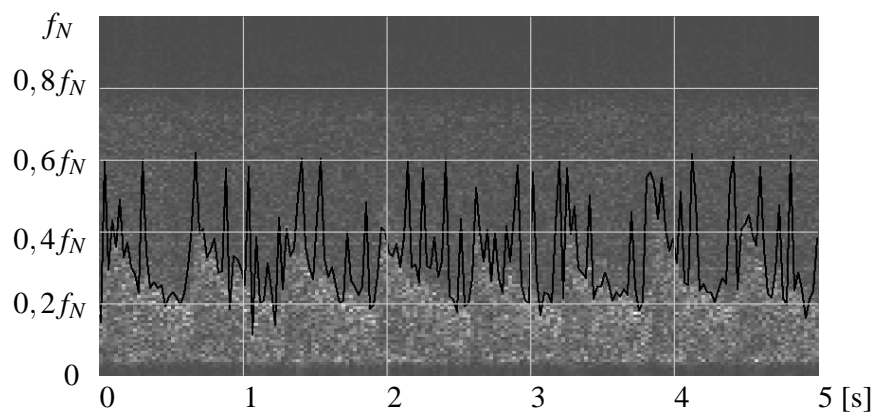
Ważną cechą metod kontekstowych jest także to, że nie powodują one spłaszczenia zboczy fali prędkości przepływu krwi, co miałyby miejsce, gdyby chcieć uzyskać podobne wygładzenie fali przy pomocy filtracji dolnoprzepustowej.



Rysunek 7.44. Wynik przetwarzania sygnału rzeczywistego za pomocą metody percentylowej ( $\alpha = 0,9$ ). (oś X - czas, oś Y -  $f_{max}$ ).

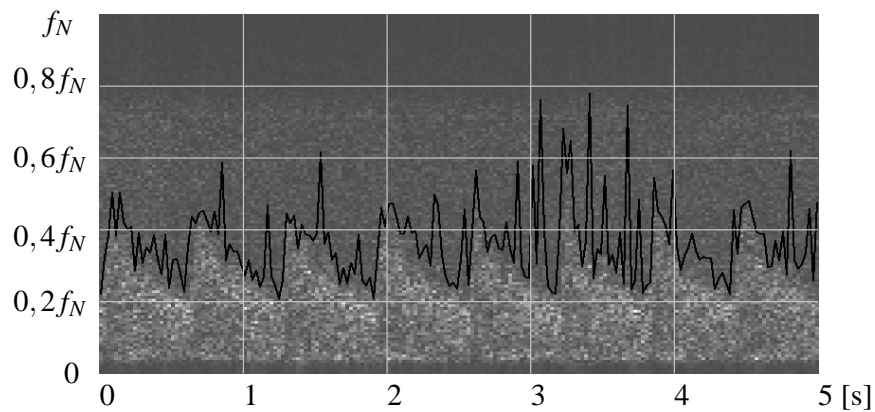


Rysunek 7.45. Wynik przetwarzania sygnału rzeczywistego za pomocą metody D'Alessio. (oś X - czas, oś Y -  $f_{max}$ ).

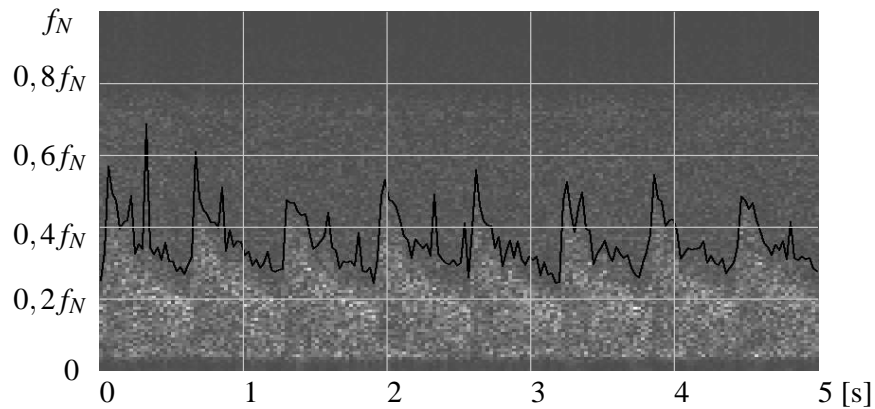


Rysunek 7.46. Wynik przetwarzania sygnału rzeczywistego za pomocą metody hybrydowej. (oś X - czas, oś Y -  $f_{max}$ ).

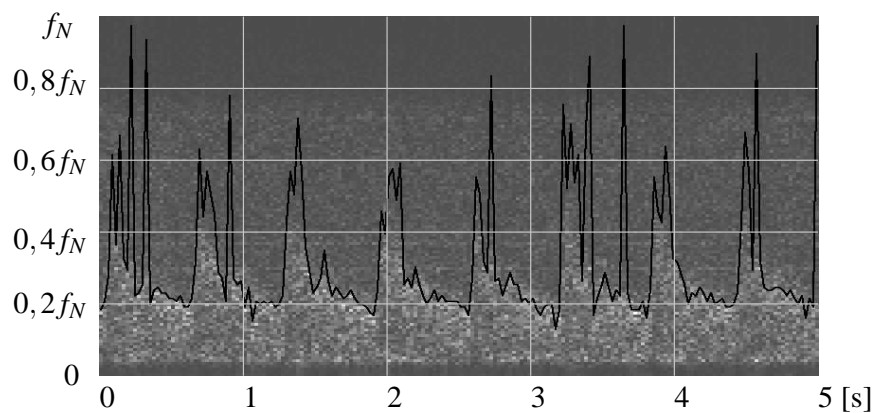




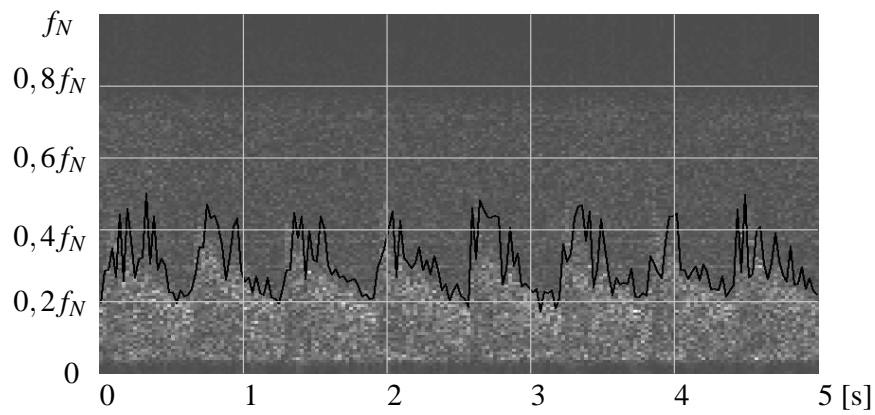
Rysunek 7.47. Wynik przetwarzania sygnału rzeczywistego za pomocą metody geometrycznej z DFT. (oś X - czas, oś Y -  $f_{max}$ ).



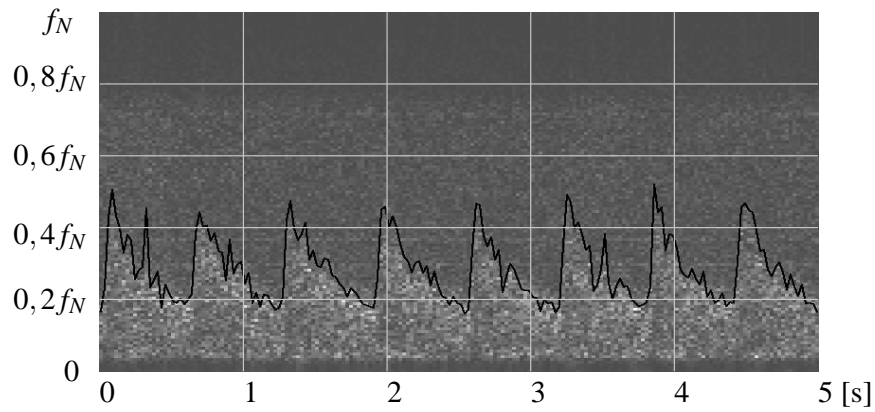
Rysunek 7.48. Wynik przetwarzania sygnału rzeczywistego za pomocą metody geometrycznej z AR. (oś X - czas, oś Y -  $f_{max}$ ).



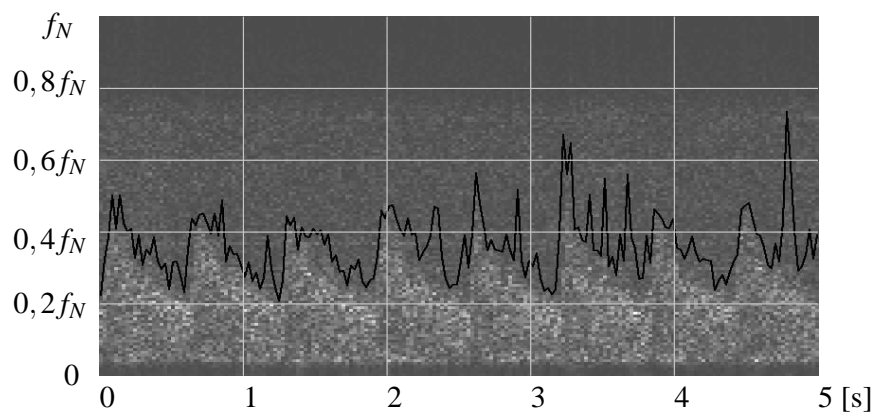
Rysunek 7.49. Wynik przetwarzania sygnału rzeczywistego za pomocą metody modelowania skątkowanego widma gęstości mocy. (oś X - czas, oś Y -  $f_{max}$ ).



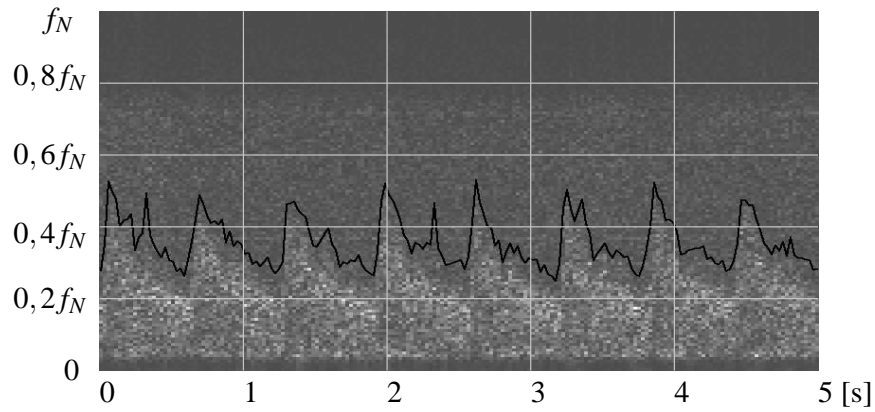
Rysunek 7.50. Wynik przetwarzania sygnału rzeczywistego za pomocą metody modelowania funkcji autokorelacji. (oś X - czas, oś Y -  $f_{max}$ ).



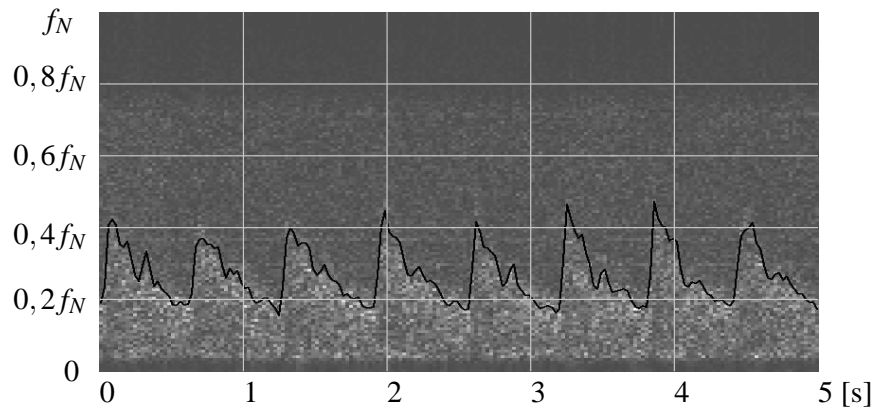
Rysunek 7.51. Wynik przetwarzania sygnału rzeczywistego za pomocą zwykłej metody neuronowej. (oś X - czas, oś Y -  $f_{max}$ ).



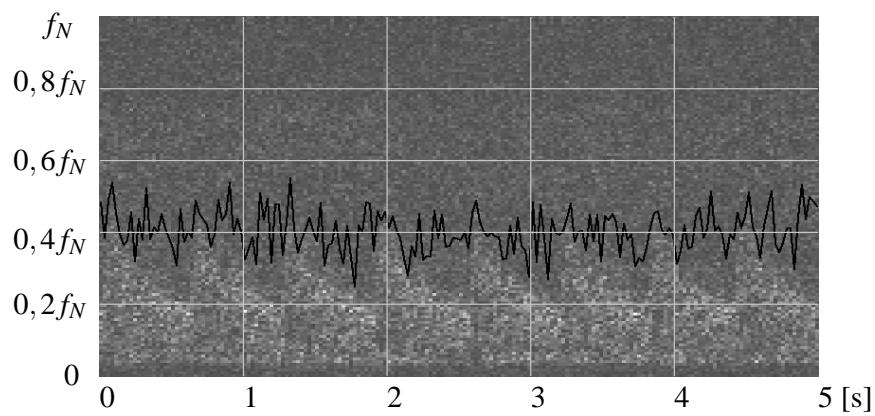
Rysunek 7.52. Wynik przetwarzania sygnału rzeczywistego za pomocą metody geometrycznej z DFT i z rozszerzeniem kontekstowym. (oś X - czas, oś Y -  $f_{max}$ ).



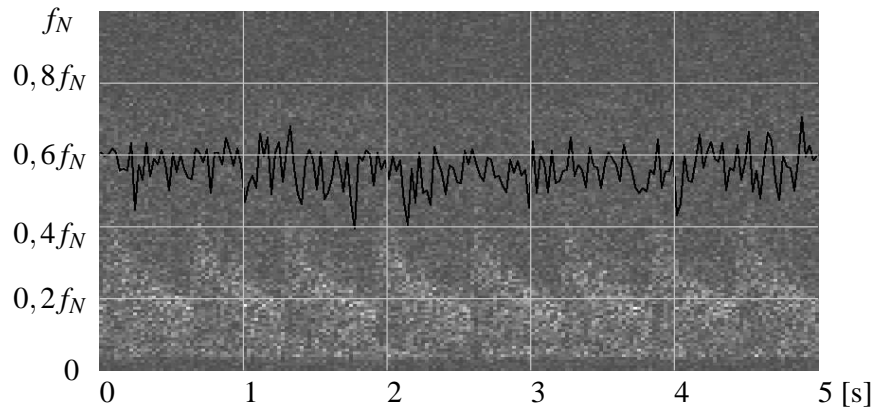
Rysunek 7.53. Wynik przetwarzania sygnału rzeczywistego za pomocą metody geometrycznej z AR i z rozszerzeniem kontekstowym. (oś X - czas, oś Y -  $f_{max}$ ).



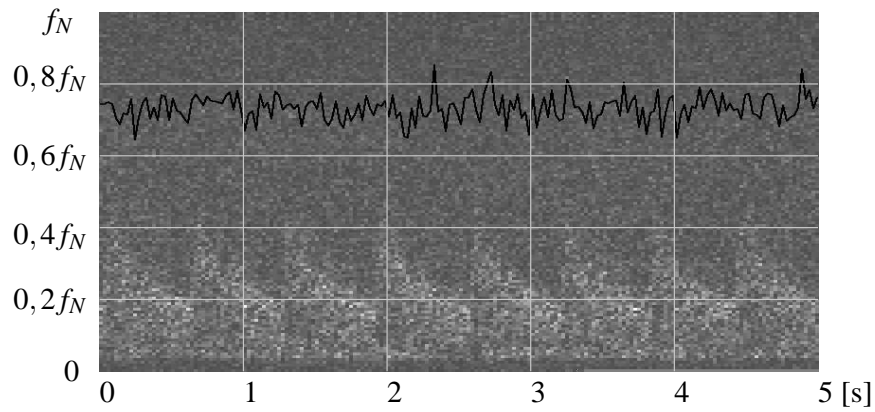
Rysunek 7.54. Wynik przetwarzania sygnału rzeczywistego za pomocą metody neuronowej z rozszerzeniem kontekstowym. (oś X - czas, oś Y -  $f_{max}$ ).



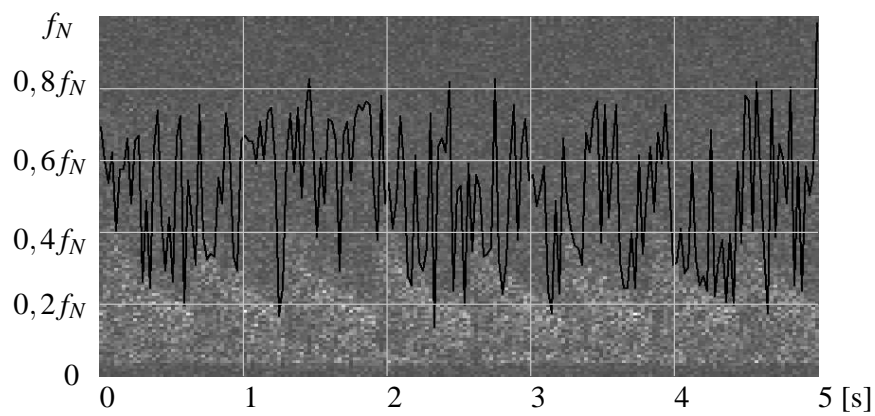
Rysunek 7.55. Wynik przetwarzania za pomocą metody percentylowej ( $\alpha = 0,7$ ) sygnału rzeczywistego o SNR sztucznie obniżonym do 3 dB. (oś X - czas, oś Y -  $f_{max}$ ).



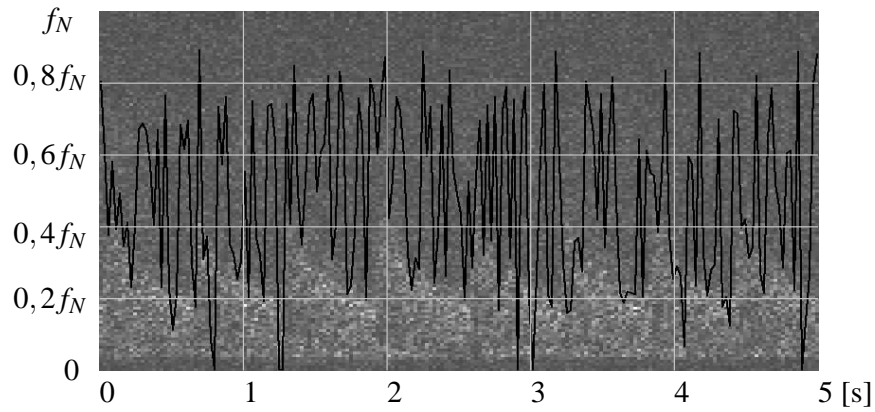
Rysunek 7.56. Wynik przetwarzania za pomocą metody percentylowej ( $\alpha = 0,8$ ) sygnału rzeczywistego o SNR sztucznie obniżonym do 3 dB. (oś X - czas, oś Y -  $f_{max}$ ).



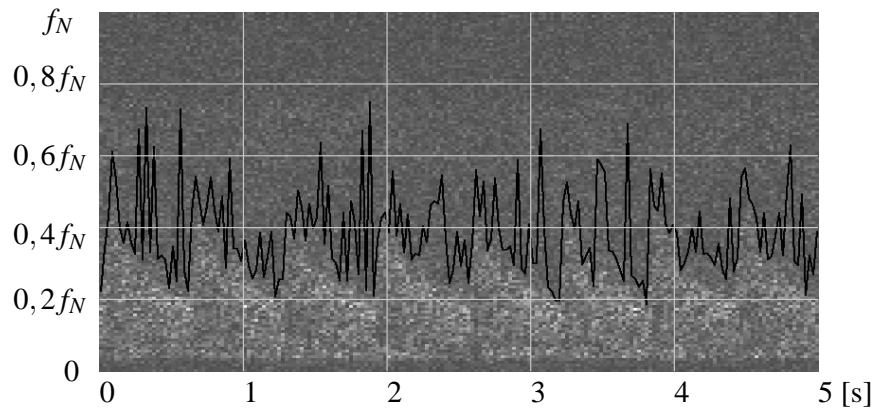
Rysunek 7.57. Wynik przetwarzania za pomocą metody percentylowej ( $\alpha = 0,9$ ) sygnału rzeczywistego o SNR sztucznie obniżonym do 3 dB. (oś X - czas, oś Y -  $f_{max}$ ).



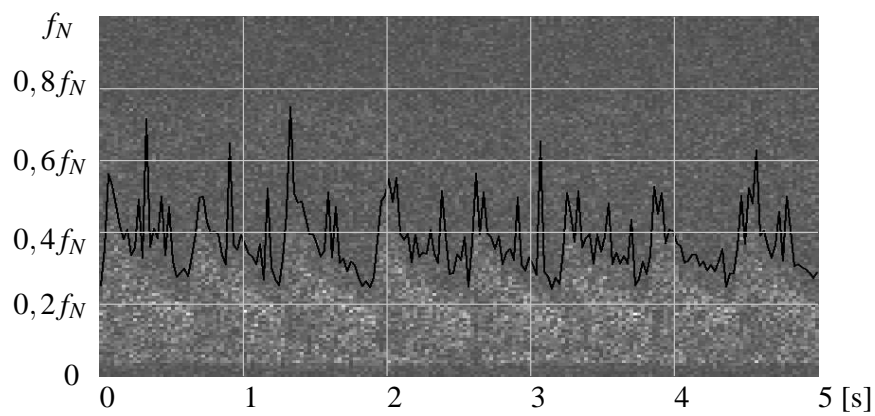
Rysunek 7.58. Wynik przetwarzania za pomocą metody D'Alessio sygnału rzeczywistego o SNR sztucznie obniżonym do 3 dB. (oś X - czas, oś Y -  $f_{max}$ ).



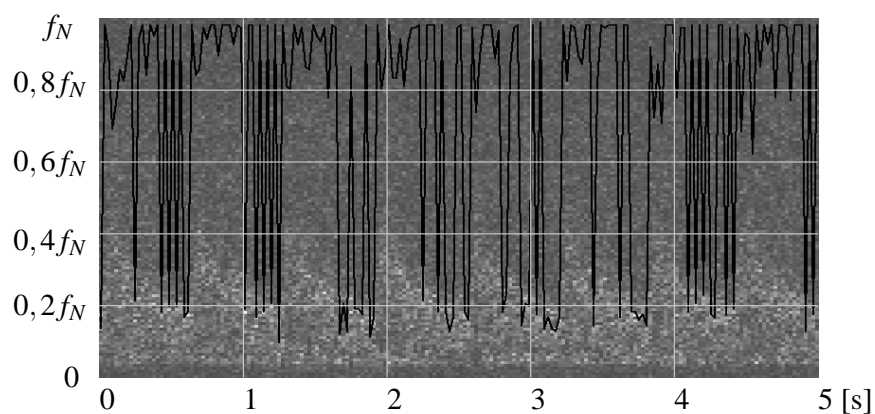
Rysunek 7.59. Wynik przetwarzania za pomocą metody hybrydowej sygnału rzeczywistego o SNR sztucznie obniżonym do 3 dB. (oś X - czas, oś Y -  $f_{max}$ ).



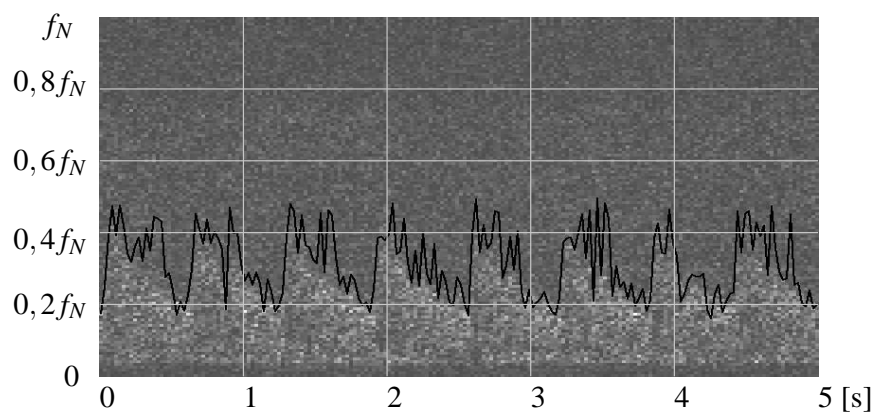
Rysunek 7.60. Wynik przetwarzania za pomocą metody geometrycznej z DFT sygnału rzeczywistego o SNR sztucznie obniżonym do 3 dB. (oś X - czas, oś Y -  $f_{max}$ ).



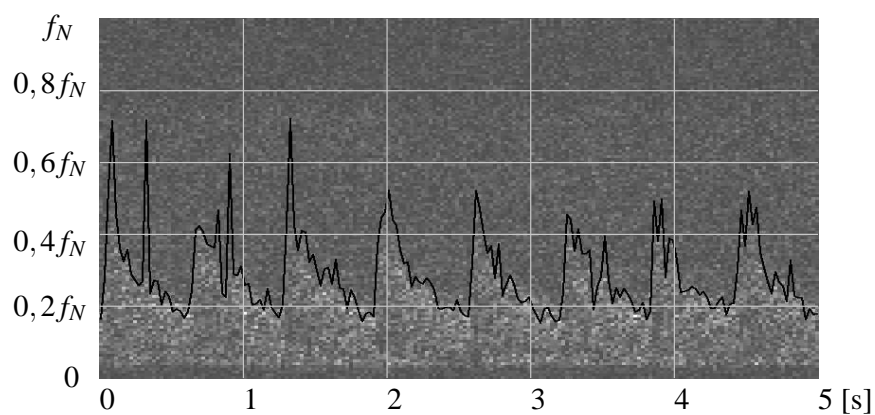
Rysunek 7.61. Wynik przetwarzania za pomocą metody geometrycznej z AR sygnału rzeczywistego o SNR sztucznie obniżonym do 3 dB. (oś X - czas, oś Y -  $f_{max}$ ).



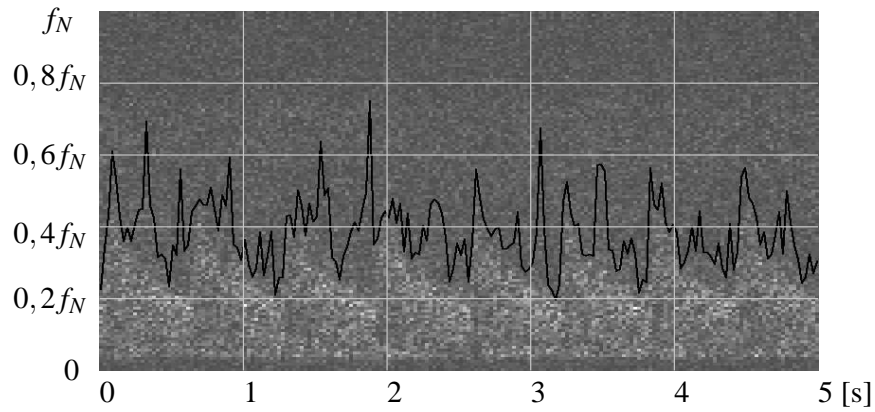
Rysunek 7.62. Wynik przetwarzania za pomocą metody modelowania sfałkowanego widma gęstości mocy sygnału rzeczywistego o SNR sztucznie obniżonym do 3 dB. (oś X - czas, oś Y -  $f_{max}$ ).



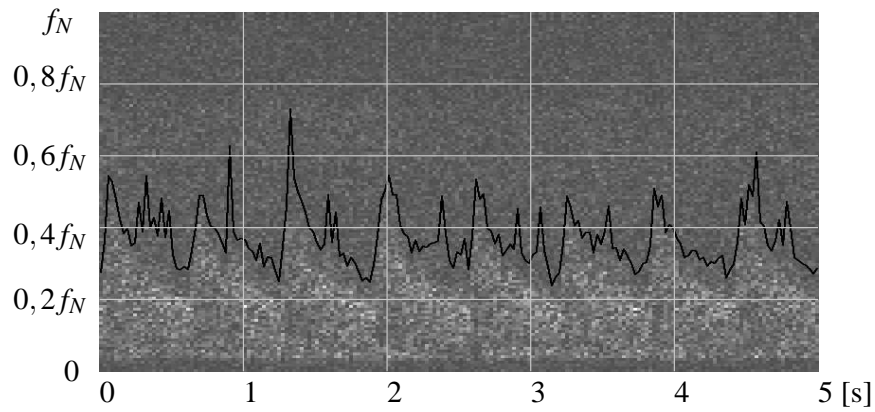
Rysunek 7.63. Wynik przetwarzania za pomocą metody modelowania funkcji autokorelacji sygnału rzeczywistego o SNR sztucznie obniżonym do 3 dB. (oś X - czas, oś Y -  $f_{max}$ ).



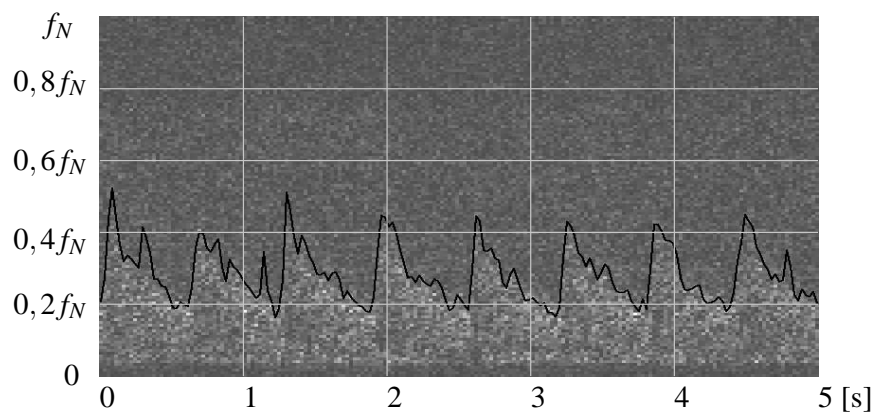
Rysunek 7.64. Wynik przetwarzania za pomocą zwykłej metody neuronowej sygnału rzeczywistego o SNR sztucznie obniżonym do 3 dB. (oś X - czas, oś Y -  $f_{max}$ ).



Rysunek 7.65. Wynik przetwarzania za pomocą metody geometrycznej z DFT i z rozszerzeniem kontekstowym sygnału rzeczywistego o SNR sztucznie obniżonym do 3 dB. (oś X - czas, oś Y -  $f_{max}$ ).



Rysunek 7.66. Wynik przetwarzania za pomocą metody geometrycznej z AR i z rozszerzeniem kontekstowym sygnału rzeczywistego o SNR sztucznie obniżonym do 3 dB. (oś X - czas, oś Y -  $f_{max}$ ).



Rysunek 7.67. Wynik przetwarzania za pomocą metody neuronowej z rozszerzeniem kontekstowym sygnału rzeczywistego o SNR sztucznie obniżonym do 3 dB. (oś X - czas, oś Y -  $f_{max}$ ).

## 8 Krótkie omówienie możliwości implementacji nowo opracowanych metod

### 8.1 Ocena złożoności obliczeniowej poszczególnych algorytmów

W tym podrozdziale oszacuję złożoność obliczeniową poszczególnych metod, ponieważ ma ona wpływ na możliwości ich implementacji. Nie będę brał pod uwagę tych metod, które podczas testów dały słabe wyniki. Odrzucam także metody oparte na modelowaniu scałkowanego widma gęstości mocy lub funkcji autokorelacji, ponieważ zarówno ich złożoność obliczeniowa (metoda simpleksu wymaga wielokrotnego, skomplikowanego wyznaczania funkcji błędu) jest bardzo duża, a wyniki osiągnięte przy ich pomocy nie usprawiedliwiają tak wielkich nakładów obliczeniowych.

Długość analizowanego bloku danych oznaczam  $N$  (zwykle  $N = 128$  lub  $N = 256$ , zależnie od częstotliwości próbkowania sygnału). Wyznaczenie widma gęstości mocy za pomocą FFT wymaga wówczas  $N \log_2 N$  mnożeń na transformatę FFT i  $N$  mnożeń na wyznaczenie kwadratu modułu widma [17].

#### Metoda percentylowa

Złożoność obliczeniowa tej metody jest w zasadzie równa złożoności wyznaczenia widma gęstości mocy za pomocą FFT, czyli jest równa  $N(1 + \log_2 N)$  mnożeń.

#### Metoda geometryczna z FFT

Wyznaczenie widma gęstości mocy wymaga  $N(1 + \log_2 N)$  mnożeń. Poszukiwanie maksimum odległości wymaga w najgorszym razie  $N$  mnożeń.

#### Metoda geometryczna z AR

Wyznaczenie parametrów modelu AR 10 rzędu wymaga  $10N$  mnożeń [17]. Jeśli chcemy uzyskać  $M$ -punktową rozdzielczość na osi częstotliwości, to musimy wyznaczyć FFT rzędu  $M$ , co wymaga około  $M \log_2 M$  mnożeń (ilość ta może być mniejsza jeśli algorytm FFT będzie eliminował mnożenie przez 0). Wyznaczenie widma gęstości mocy wymaga następnie wyznaczenia odwrotności kwadratu modułu transformaty, co wymaga  $M$  mnożeń i  $M$  dzieleni. Poszukiwanie maksimum odległości wymaga w najgorszym razie  $M$  mnożeń.

#### Zwykła metoda neuronowa

Wyznaczenie 9 próbek funkcji autokorelacji wymaga około  $9N$  mnożeń. Normalizacja funkcji autokorelacji wymaga jednego dzielenia i 8 mnożeń. Wyznaczenie wartości  $f_{max}$  za pomocą sieci wymaga 161 mnożeń i 18 obliczeń tangensa hiperbolicznego (co jest operacją



bardzo szybko, dzięki stabilizowaniu tej funkcji).

### **Metoda geometryczna z rozszerzeniem kontekstowym**

Koszt wyznaczenia aproksymowanej częstotliwości maksymalnej jest zanedbywalnie mały. Można także uniknąć ponownego wyznaczania widma gęstości mocy, jeśli będzie ono także przechowywane w kolejce FIFO. W zasadzie koszt obliczeniowy tych metod jest większy od kosztu odpowiedniej metody w wersji zwykłej jedynie o koszt wyznaczenia funkcji korygującej (w najgorszym razie odpowiednio  $N$  lub  $M$  mnożeń i  $N$  lub  $M$  dzielen) oraz koszt wyszukiwania maksimum odległości po korekcji (w najgorszym razie odpowiednio  $N$  lub  $M$  mnożeń).

### **Metoda neuronowa z rozszerzeniem kontekstowym**

Wyznaczenie 9 próbek funkcji autokorelacji nowego segmentu sygnału wymaga około  $9N$  mnożeń. Normalizacja funkcji autokorelacji wymaga jednego dzielenia i 8 mnożeń. Wyznaczenie wartości  $f_{max}$  za pomocą sieci wymaga 1093 mnożeń i 39 obliczeń tangensa hiperbolicznego (co jest operacją bardzo szybką, dzięki stabilizowaniu tej funkcji).

### **Podsumowanie**

Pod względem złożoności obliczeniowej szczególnie korzystnie wypada zwykła metoda neuronowa. Także wersja z rozszerzeniem kontekstowym nie wymaga bardziej złożonych obliczeń niż porównywalna metoda geometryczna z AR i z rozszerzeniem kontekstowym. Warto także zwrócić uwagę, że w przypadku metody geometrycznej algorytm “kontekstowy” pozwala poprawić jakość uzyskiwanych wyników przy stosunkowo małym zwiększeniu złożoności obliczeniowej.

## **8.2 Teoretyczne możliwości implementacji**

Wszystkie omawiane w tej pracy algorytmy wykorzystują cyfrowe przetwarzanie sygnałów. Naturalnym środowiskiem do ich implementacji wydaje się więc procesor sygnałowy lub zwykły komputer. W większości zastosowań wymagane jest przetwarzanie sygnału dopplerowskiego w czasie rzeczywistym, a ponieważ większość popularnych systemów operacyjnych nie jest systemami czasu rzeczywistego, oznacza to, że przetwarzanie sygnału TCD powinno być realizowane przez wydzielony system mikroprocesorowy. W tej sytuacji szczególnie dogodną metodą implementacji wydaje się specjalizowana karta rozszerzająca do komputera z procesorem sygnałowym [50]. Należy jednak zwrócić uwagę, że o ile w specjalizowanych procesorach matematycznych czasy wykonania dzielenia i mnożenia różnią się tylko kilkakrotnie (np. w i487: dzielenie  $\approx 71$  cykli, mnożenie  $\approx 14$  cykli), o tyle w procesorach sygnałowych mnożenie może być kilkudziesięciokrotnie szybsze od dzielenia (np. w

procesorze DSP56002 24-krotnie). Na skutek tego do implementacji w systemach z procesorem DSP szczególnie dobrze nadają się algorytmy wymagające małej ilości dzieleń. Spośród algorytmów rozpatrywanych w pracy, do tej klasy należą proponowane przez autora algorytmy wykorzystujące sieć neuronową. Struktura algorytmów “neuronowych” pozwala na ich łatwą dekompozycję, pozwalającą na realizację w systemie o przetwarzaniu równoległym, lub w specjalizowanym układzie cyfrowym (FPGA lub ASIC). Ponieważ jednak dotychczasowe doświadczenia wykazały, że moc obliczeniowa pojedynczego procesora DSP realizującego sekwencyjnie stosowany algorytm jest w pełni wystarczająca, nie podjęto żadnych badań w tym kierunku. Niski koszt elementów systemu mikroprocesorowego DSP (wynikający z ich masowej produkcji) sprawia, że poszukiwanie specjalizowanych rozwiązań sprzętowych nie wydaje się uzasadnione.

### **8.3 Praktycznie zrealizowane i wypróbowane implementacje nowych metod**

Do opisanego w pracy testowania algorytmów przy użyciu zarejestrowanych, bądź symulowanych sygnałów wykorzystano pakiet programowy Scilab (<http://www-rocq.inria.fr/scilab>), wzbogacony o funkcje napisane przez autora, zarówno w języku skryptów tego pakietu, jak i w języku C. Niestety rozwiązanie to nie umożliwiło pracy w czasie rzeczywistym.

W celu praktycznego wykorzystania opracowanych algorytmów do analizy sygnałów opracowano trzy różne implementacje.

#### **8.3.1 Realizacja programowa w środowisku DOS**

Sygnał TCD był próbkowany przez kartę przetwornika A/C AMBEX-LC011-0812 i przesyłany przez kanał DMA do pamięci komputera. Takie rozwiązanie umożliwiło zbieranie danych bez obciążania procesora, który w tym czasie mógł przetwarzać wcześniej zebrane dane. Po zebraniu kolejnego segmentu danych, wynik przetwarzania poprzedniego segmentu był wyprowadzany na zewnątrz (w formie cyfrowej przez interfejs RS-232, lub w formie analogowej przez przetwornik C/A karty AMBEX), a następnie rozpoczynało się zbieranie nowych danych. Jeśli w momencie, gdy zakończyło się zbieranie nowych danych, analiza poprzedniego segmentu nie była zakończona, program sygnalizował błąd (zbyt duża częstotliwość próbkowania, lub zbyt złożony algorytm analizy) i kończył pracę. Takie rozwiązanie pozwalało na zachowanie stałego opóźnienia między dostarczaniem nowych danych na wejście komputera, a

pojawianiem się wyniku ich analizy na wyjściu. Było to szczególnie ważne, gdy odtworzony przebieg  $f_{max}(t)$  miał być rejestrowany równoległe z innymi sygnałami biomedycznymi w celu późniejszej analizy. Algorytmy analizy były implementowane zarówno w języku C, jak i w assemblerze (z wykorzystaniem instrukcji procesora matematycznego). Jednozadaniowość systemu DOS pozwoliła uniknąć problemów związanych z faktem, że nie jest to system czasu rzeczywistego, jednak powodowała, że komputer przetwarzający sygnał TCD nie mógł realizować żadnych innych zadań (np. jeśli konieczna była rejestracja  $f_{max}(t)$  i innych sygnałów, potrzebny był dodatkowy komputer).

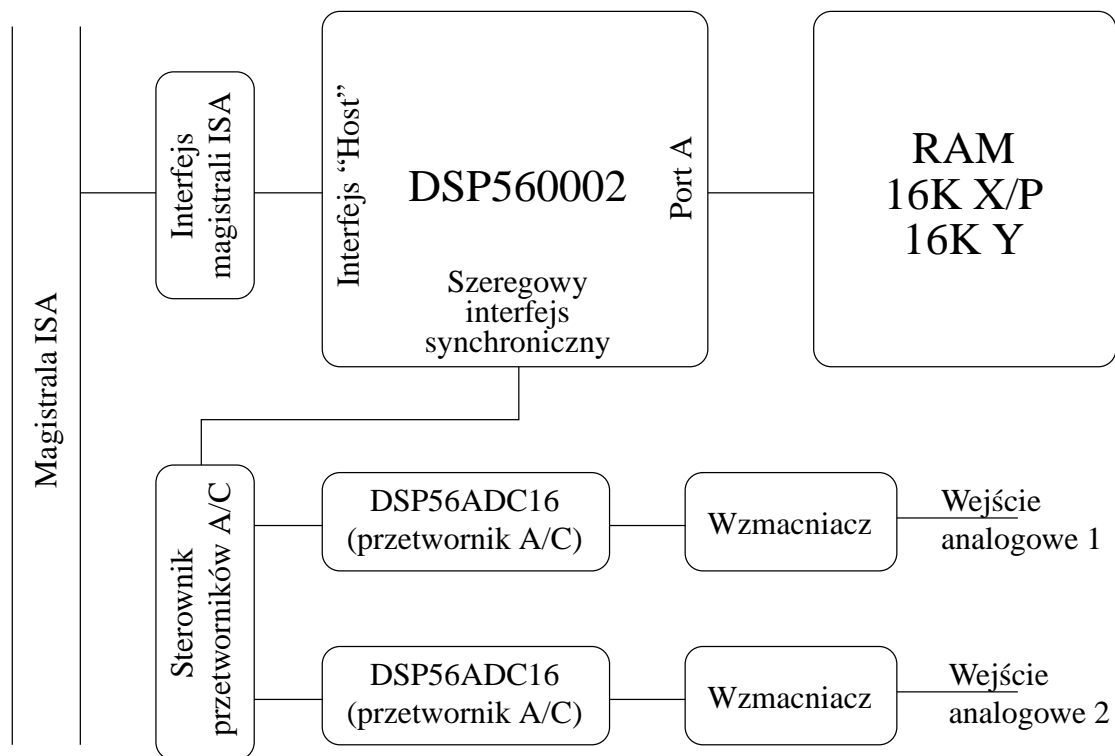
### 8.3.2 Realizacja programowa w środowisku Linux

Z uwagi na większą wydajność systemu operacyjnego Linux (procesor pracuje wyłącznie w trybie 32-bitowym) zdecydowano się na przeniesienie oprogramowania analizującego sygnał TCD do tego systemu. Sygnał TCD był próbkowany przez kartę dźwiękową, a następnie, za pośrednictwem standardowego sterownika tej karty, dostarczany do programu. Synchronizacja procesów zbierania i przetwarzania sygnału także była zapewniana przez sterownik karty. Rozwiązanie to okazało się rzeczywiście wydajniejsze od poprzedniego, możliwe było równoległe wykorzystywanie komputera do innych zadań, jednak wystąpiły problemy z przetwarzaniem danych w czasie rzeczywistym spowodowane przez chwilowe wstrzymywanie procesu przetwarzania przez inne programy działające na komputerze. Wprawdzie zbierane dane nie były tracone, lecz buforowane przez sterownik karty i przetwarzane w późniejszym czasie. Na skutek tego nie udawało się jednak zachować stałego opóźnienia między strumieniem danych wejściowych a wynikami ich przetwarzania.

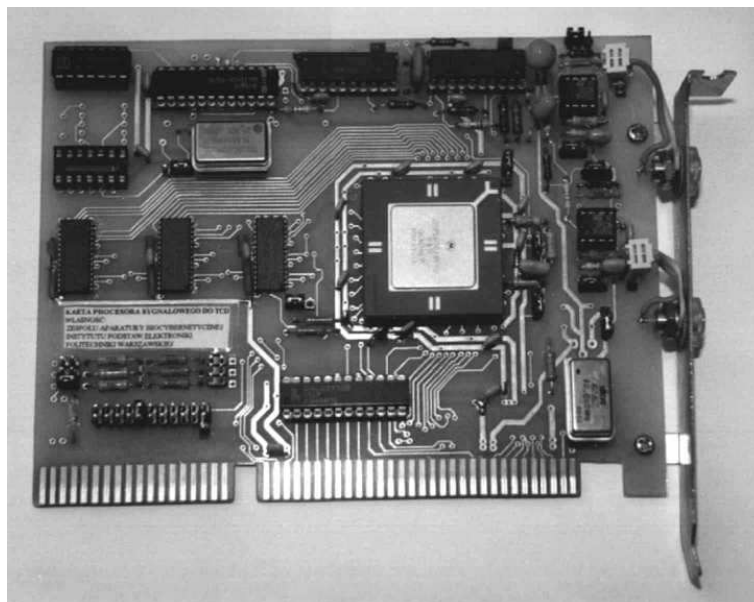
Być może ostatnie rozszerzenia systemu operacyjnego Linux umożliwiające pracę w czasie rzeczywistym (RT-Linux) pozwoliłyby na ominięcie tych problemów, jednak stosowne prace nie zostały jeszcze ukończone.

### 8.3.3 Realizacja na specjalizowanej karcie z procesorem sygnałowym

W celu maksymalnego obciążenia procesora komputera zdecydowano się na implementację sprzętową wykorzystującą specjalizowany system z procesorem DSP. Schemat blokowy karty przedstawiony jest na rysunku 8.1, a jej wygląd na rysunku 8.2. Karta jest wyposażona w dwukanałowe wejście analogowe, co umożliwia doprowadzenie sygnałów: synfazowego i kwadraturowego, lub sygnałów przepływu “do głowicy” (ADV) i “od głowicy” (REC). Sygnały analogowe są przetwarzane przez przetworniki sigma/delta o maksymalnej częstotliwości próbkowania 100 kHz. Użycie takich przetworników pozwoliło uniknąć konieczności stosowa-



Rysunek 8.1. Schemat blokowy karty DSP (opracowanie autora i zespołu)



Rysunek 8.2. Karta rozszerzenia do komputera PC, do przetwarzania sygnału przezczaskowego przepływomierza dopplerowskiego (opracowanie autora i zespołu) [50]

nia filtrów antyaliasingowych. Dane wyjściowe z przetworników są doprowadzone do synchronicznego portu szeregowego, co pozwala na ich przesyłanie do pamięci systemu przy minimalnym obciążeniu procesora. Próbki sygnału TCD są w przerwaniach zapisywane do bufora cyklicznego (procesor DSP56002 dysponuje specjalnym trybem adresowania ułatwiającym organizację buforów cyklicznych). Główny program kontroluje stopień zapełnienia bufora i gdy ilość nowych danych przekroczy długość analizowanego segmentu, przesyła do komputera nadrzędnego wynik analizy poprzedniego segmentu, a następnie rozpoczyna analizę nowych danych. Takie rozwiązanie pozwala na zachowanie stałego opóźnienia między sygnałem wejściowym a strumieniem danych wyjściowych. Wyniki analizy są przesyłane do komputera nadrzędnego przez magistralę ISA, z wykorzystaniem przerwań. Po opracowaniu sterownika umożliwiającego współpracę karty z opracowanym przez autora wraz z zespołem systemu rejestracji danych biomedycznych [42], karta umożliwiła zastosowanie pojedynczego komputera PC, równocześnie do przetwarzania sygnału TCD i rejestracji prędkości maksymalnej przepływu krwi oraz innych sygnałów biomedycznych. Realizacja systemu w formie karty rozszerzającej do komputera pozwoliła uniknąć zwiększania ilości urządzeń i kabli otaczających pacjenta, co ma duże znaczenie w zastosowaniach medycznych. Dodatkową zaletą systemu, wynikającą z właściwości procesora DSP56002 [2, rozdziały 3.4.6 i 5.3.6.2.3] jest możliwość załadowania przez komputer nadrzędny programu, realizowanego później przez procesor DSP. Pozwala to na przygotowanie różnych programów analizujących, wykorzystujących różne algorytmy. Ponieważ zmiana programu nie wymaga przeprogramowania pamięci stałej, karta jest doskonałym narzędziem do testowania nowych algorytmów. W celu ułatwienia implementacji na karcie programów do przetwarzania sygnału TCD, stworzono automatyczne generatory kodu:

- Generator kodu assemblerowego DSP56002 implementującego jednokierunkową sieć neuronową, współpracujący z pakietem SNNS (Stuttgart Neural Network Simulator)
- Generator kodu assemblerowego DSP56002 implementującego filtry cyfrowe, współpracujący z pakietem Scilab

Karta została wykorzystana praktycznie w badaniach neuropsychologicznych, prowadzonych w Klinice Neurochirurgii PAN. Dokładniejszy opis karty i uzyskanych przy jej pomocy wyników można znaleźć w literaturze [50].

## 9 Zakończenie

### 9.1 Syntetyczne przedstawienie wyników uzyskanych w pracy

W pracy krótko omówiono podstawowe zagadnienia związane z działaniem przezczaszkowego przepływomierza dopplerowskiego (TCD). W uproszczony sposób omówiono powstawanie sygnału TCD i na tej podstawie stworzono modele umożliwiające generowanie symulowanych sygnałów TCD (zarówno stacjonarnych, jak i niestacjonarnych) o dokładnie znanych parametrach. Zebrano i przedstawiono dotychczas stosowane algorytmy estymacji częstotliwości maksymalnej sygnału przezczaszkowego przepływomierza dopplerowskiego oraz przedstawiono propozycje nowych metod estymacji tego parametru. Przedstawiono trzy nowe koncepcje mogące poprawić jakość estymatora częstotliwości maksymalnej:

- Uwzględnienie informacji zawartych w całym widmie sygnału
- Zastosowanie sieci neuronowych do aproksymacji zależności  $f_{max}$  od parametrów sygnału
- Zastosowanie rozszerzeń “kontekstowych” pozwalających wykorzystać informację zawartą we wcześniejszych i późniejszych wartościach  $f_{max}$ .

Zarówno stare, jak i nowe metody zostały przetestowane przy użyciu sygnałów symulowanych i rzeczywistych sygnałów klinicznych zarejestrowanych u pacjentów. Uzyskane wyniki dowodzą, że zarówno metody neuronowe, jak i kontekstowe pozwalają na uzyskanie lepszej estymaty  $f_{max}$ , zwłaszcza przy silnie zaszumionym sygnale TCD. W przypadku metod “neuronowych” warta podkreślenia jest ich bardzo mała złożoność obliczeniowa pozwalająca na pracę w czasie rzeczywistym na względnie taniej platformie sprzętowej oraz potencjalne możliwości implementacji w układach o przetwarzaniu równoległym. Należy jednak pamiętać, że metody neuronowe wykorzystują informację o sygnale zawartą w zbiorze uczącym i w przypadku przetwarzania rzeczywistego sygnału niepasującego do modelu użytego do generacji sygnałów uczących mogą dać znaczne błędy. Wystąpienie takiej sytuacji jest prawdopodobne przy pomiarach silnie zaburzonego przepływu, np. w zmienionym miażdżycowo naczyniu. Dlatego należy je traktować jako metody uzupełniające, dostępne równolegle z klasycznymi już metodami geometryczną i percentylową.

## 9.2 Wnioski dotyczące dalszych możliwości rozwoju metod estymacji częstotliwości maksymalnej

Sukces metod “neuronowych”, pozwalających przy małym nakładzie obliczeniowym wydobyć z parametrów sygnału TCD informację o częstotliwości maksymalnej, sugeruje, że muszą istnieć jakieś proste zależności, wiążące  $f_{max}$  z innymi parametrami sygnału. Jednym z kierunków przyszłych badań może być poszukiwanie tych zależności. Efektem pierwszych prób takich poszukiwań jest metoda modelowania funkcji autokorelacji, opisana w rozdziale 6.2.2. Niestety, dotychczas uzyskane wyniki nie są zbyt zachęcające. Dalsza poprawa działania metod neuronowych powinna być możliwa po wzbogaceniu zbiorów uczących o spotykane w praktyce sygnały nieodpowiadające profilowi prędkości przepływu krwi opisanemu równaniem 4.19. W przypadku metod kontekstowych wskazane byłyby dalsze badania nad rozwojem algorytmów estymacji częstotliwości maksymalnej uwzględniających “najbardziej prawdopodobną” wartość  $f_{max}$ .

## Literatura

- [1] SNNS Stuttgart Neural Network Simulator, User Manual, Version 4.1. Dostępny w formie elektronicznej z pakietem SNNS.
- [2] DSP560002 digital signal processor user's manual. Dostępny w Motorola Inc., dostarczany razem z zestawem EVM56002, 1993.
- [3] G. K. Aldis and R. S. Thompson. Calculation of doppler spectral power density functions. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 39:1022–1031, 1992.
- [4] B. D. O. Anderson and J. B. Moore. *Filtracja optymalna*. Wydawnictwa Naukowo-Techniczne, Warszawa, 1984.
- [5] B. A. J. Angelsen. A theoretical study of the scattering of ultrasound from blood. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, BME-27(2):61–67, Feb. 1980.
- [6] M. Czosnyka. Testing of cerebral autoregulation in head injury by waveform analysis of blood flow velocity and cerebral perfusion pressure in head injury. *Acta Neurochirurgica Suppl.*, (31):468–471, 1994.
- [7] T. D'Alessio. "objective" algorithm for maximum frequency estimation in doppler spectral analysers. *Medical & Biological Engineering & Computing*, 23:63–68, Jan. 1985.
- [8] L. Fan and D. Evans. Extracting instantaneous mean frequency information from doppler signals using the Wigner distribution function. *Ultrasound in Med. & Biol.*, 20(5):429–443, 1994.
- [9] R. W. Gill. Performance of the mean frequency doppler modulator. *Ultrasound in Med. & Biol.*, 5:237–247, 1979.
- [10] Z. Guo, L.-G. Durand, and H. C. Lee. Comparison of time-frequency distribution techniques for analysis of simulated doppler ultrasound signals of the femoral artery. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 41(4):332–342, Apr. 1994.
- [11] L. I. Halberg and K. E. Thiele. Extraction of blood flow information using doppler-shifted ultrasound. *Hewlett-Packard Journal*, (6):35–40, 1986.
- [12] A. Harders. *Neurosurgical Applications of Transcranial Doppler Sonography*. Springer-Verlag, Wien, New York, 1991.



- [13] A. Herment, G. Demoment, J. P. Guglielmi, P. Dumeé, and C. Pellot. Adaptive estimation of the mean frequency of a doppler signal from short data windows. *Ultrasound in Med. & Biol.*, 17(9):901–919, 1991.
- [14] J. Hertz, A. Krogh, and R. G. Palmers. *Wstęp do teorii obliczeń neuronowych*. Wydawnictwa Naukowo-Techniczne, Warszawa, 1993.
- [15] R. M. Hristev. Artificial neural networks. Dostępna w Internecie pod adresem [ftp://ftp.funet.fi/pub/sci/neural/books/ann\\_0.ps.gz](ftp://ftp.funet.fi/pub/sci/neural/books/ann_0.ps.gz).
- [16] J. Józwiak and J. Podgórski. *Statystyka od podstaw*. Państwowe Wydawnictwo Ekonomiczne, Warszawa, 1992.
- [17] S. M. Kay and S. L. Marple, Jr. Spectrum analysis - a modern perspective. *Proceedings of the IEEE*, 69(11):1380–1419, Nov. 1981.
- [18] F. Leja. *Rachunek różniczkowy i całkowy*. Państwowe Wydawnictwo Naukowe, Warszawa, 1973.
- [19] T. Loupas and W. N. McDicken. Low-order complex ar models for mean and maximum frequency estimation in the context of doppler color flow mapping. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 37(6):590–601, 1990.
- [20] K. Marasek and A. Nowicki. Comparison of the performance of three maximum doppler frequency estimators coupled with different spectral estimation methods. *Ultrasound in Med. & Biol.*, 20(7):629–638, 1994.
- [21] T. Masters. *Sieci neuronowe w praktyce*. Wydawnictwa Naukowo-Techniczne, Warszawa, 1996.
- [22] L. Y. L. Mo and R. S. C. Cobbold. “speckle” in continuous wave doppler ultrasound spectra: A simulation study. *IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics, and Frequency Control*, (6):747–753, Nov. 1986.
- [23] L. Y. L. Mo and R. S. C. Cobbold. A stochastic model of the backscattered doppler ultrasound from blood. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, BME-33(1):20–27, Jan. 1986.
- [24] L. Y. L. Mo and R. S. C. Cobbold. A nonstationary signal simulation model for continuous wave and pulsed doppler ultrasound. *IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics, and Frequency Control*, 36(5):522–530, Sept. 1989.

- [25] L. Y. L. Mo, L. C. M. Yun, and R. S. C. Cobbold. Comparison of four maximum frequency estimators for doppler ultrasound. *Ultrasound in Med. & Biol.*, 14(5):355–363, 1988.
- [26] D. W. Newell and R. Aaslid, editors. *Transcranial Doppler*. Raven Press, Ltd., New York, 1992.
- [27] A. Nowicki. *Podstawy ultrasonografii dopplerowskiej*. Wydawnictwo Naukowe PWN, Warszawa, 1995.
- [28] A. Nowicki, P. Karłowicz, M. Piechocki, and W. Secomski. Method for the measurement of the maximum doppler frequency. *Ultrasound in Med. & Biol.*, 11(3):479–486, 1985.
- [29] A. V. Oppenheim and R. W. Schaffer. *Cyfrowe przetwarzanie sygnałów*. Wydawnictwa Komunikacji i Łączności, Warszawa, 1979.
- [30] S. Osowski. *Sieci neuronowe w ujęciu algorytmicznym*. Wydawnictwa Naukowo-Techniczne, Warszawa, 1996.
- [31] B. Piłat and M. J. Wasilewski. *Tablice całek*. Wydawnictwa Naukowo-Techniczne, Warszawa, 1983.
- [32] A. Plucińska and E. Pluciński. *Elementy probabilistyki*. Państwowe Wydawnictwo Naukowe, Warszawa, 1981.
- [33] M. Priestley. *Spectral Analysis and Time Series*. Academic Press, London, New York, 1981.
- [34] J. M. J. G. Roevros. Analogue procesing of c. w. doppler flowmeter signals to determine average frequency shift momentarily without the use of a wave analyser. In R. S. Reneman, editor, *Cardiovascular Applications of Ultrasound*, chapter 4, pages 43–54. 1974.
- [35] A. Sainz, V. C. Roberts, and G. Pinardi. Phase-locked loop techniques applied to ultrasonic doppler signal processing. *Ultrasonics*, (14):128–132, 1976.
- [36] P. Smielewski, M. Czosnyka, W. M. Zabolotny, P. Kirkpatrick, H. Richards, and J. D. Pickard. A computing system for the clinical and experimental investigation of cerebrovascular reactivity. *International Journal of Clinical Monitoring and Computing*, (14):185–198, 1997.

- [37] D. F. Switzer and N. C. Nanda. Doppler color flow mapping. *Ultrasound in Med. & Biol.*, 11(3):403–416, 1985.
- [38] W. Z. Traczyk and A. Trzebski. *Fizjologia człowieka z elementami fizjologii stosowanej i klinicznej*. Państwowy Zakład Wydawnictw Lekarskich, Warszawa, 1989.
- [39] Y.-Y. Wang and W.-Q. Wang. Fractal concept and its analysis method for doppler ultrasound signals. *Ultrasound in Med. & Biol.*, 19(8):661–666, 1993.
- [40] R. D. Willink and D. H. Evans. A mean blood velocity statistic for the doppler signal from a narrow ultrasound beam. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 41:323–333, 1994.
- [41] R. D. Willink and D. H. Evans. The effect of geometrical spectral broadening on the estimation of mean blood velocity using wide and narrow ultrasound beams. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 43(3):238–248, 1996.
- [42] W. M. Zabołotny, M. Czosnyka, and P. Smielewski. Software for intracranial pressure recording and waveform analysis. In H. Nagai, K. Kamiya, and S. Ishii, editors, *Intracranial Pressure IX*, pages 439–440, Tokyo, 1994. Springer-Verlag.
- [43] W. M. Zabołotny, A. Lutze, M. Czosnyka, and A. Walencik. Digital analysis of intracranial pressure pulse wave. In *Proceedings of the 7th IMEKO TC-13 Conference on Measurement in Clinical Medicine “Model Based Biomeasurements”*, pages 164–166, 1995.
- [44] W. M. Zabołotny, A. Lutze, M. Czosnyka, and A. Walencik. Parametric description of shape of intracranial pressure pulse wave. In *Proceedings of the Polish-Czech-Hungarian Workshop on Circuit Theory and Applications*, pages 82–85, 1995.
- [45] W. M. Zabołotny and P. Wołk-Łaniewski. FFT based LS methods for estimation of maximal frequency in transcranial doppler signal. In *Proceedings of the XIX-th National Conference Circuit Theory and Electronic Networks*, pages 423–428, 1996.
- [46] W. M. Zabołotny, P. Wołk-Łaniewski, E. Fersten, and E. Łuczywek. Neural network based algorithm for digital processing of transcranial doppler signal. In *Proceedings of the XX-th National Conference Circuit Theory and Electronic Networks*, pages 451–456, 1997.
- [47] W. M. Zabołotny, P. Wołk-Łaniewski, E. Fersten, and E. Łuczywek. Modeling of the autocorrelation function - a new method for estimation of maximum frequency in the

- transcranial doppler signal. In *Proceedings of the XXI-st National Conference Circuit Theory and Electronic Networks*, pages 523–528, 1998.
- [48] W. M. Zabołotny, P. Wołk-Łaniewski, E. Łuczywek, and E. Fersten. Application of neural networks in estimation of maximum frequency in transcranial doppler signal. In *Proceedings of the MBB 98*, pages 3–67 – 3–70, 1998.
- [49] W. M. Zabołotny, P. Wołk-Łaniewski, E. Łuczywek, and E. Fersten. Estimation of maximum frequency in the nonstationary transcranial doppler signal - neural network based approach. In *Proceedings of the XXI-st National Conference Circuit Theory and Electronic Networks*, pages 529–534, 1998.
- [50] W. M. Zabołotny, W. Zaworski, and D. Czarkowski. Low cost PC plug-in card for digital processing of transcranial doppler signal. In *Proceedings of the XX-th National Conference Circuit Theory and Electronic Networks*, pages 457–461, 1997.
- [51] A. Zeira, E. M. Zeira, and S. K. Holland. Pseudo-Wigner distribution for analysis of pulsed doppler ultrasound. *IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics, and Frequency Control*, 41(3):346–352, May 1994.

## **Dodatek - ważniejsze publikacje autora stanowiące rezultat przedstawionych w pracy badań**

Do pracy dołączono teksty publikacji [46] (strony od A-1 do A-6), [47] (strony od B-1 do B-6), [48] (strony od C-1 do C-4), [49] (strony od D-1 do D-6) i [50] (strony od E-1 do E5).