

## Wieloaspektowa Analiza Spektralna Sygnałów Fonokardiograficznych

**Streszczenie.** W artykule przedstawiono koncepcję analizy spektralnej sygnałów fonokardiograficznych. Zaprezentowano wyniki analizy sygnałów zawierających od kilku do kilkunastu uderzeń serca oraz sygnałów krótkich zawierających pojedyncze uderzenie serca. Przedstawiono propozycje kilkudziesięciu widmowych cech dystyngtywnych oraz ocenę ich przydatności w diagnostyce schorzeń kardiologicznych. (**Multifaceted Spectral Analysis of Phonocardiographic Signals**)

**Abstract.** The article presents the idea of spectral analysis of phonocardiographic signals. The results of analysis of signals containing from several to over a dozen heartbeats and short signals containing only one heartbeat. Proposals dozens of spectral distinctive features and evaluate their usefulness in the diagnosis of cardiac diseases.

**Słowa kluczowe:** fonokardiografia, elektrokardiografia, metrologia medyczna, tony serca, analiza spektralna  
**Keywords:** phonocardiography, electrocardiography, medical metrology, heart sounds, spectral analysis

### Wstęp

Rosnące tempo życia społecznego, brak aktywności fizycznej, niezdrowe odżywianie i stres psychospołeczny powodują wzrost współczynnika śmiertelności z powodu chorób układu sercowo-naczyniowego [1]. Zgodnie ze statystykami Światowej Organizacji Zdrowia [2], jest to jedna z najczęstszych przyczyn śmierci i masowego inwalidztwa na świecie.

Wczesne wykrywanie chorób układu sercowo-naczyniowego przyczyni się do zmniejszenia wysokiego współczynnika umieralności. Osluchiwanie jest jednym z pierwszych i najważniejszych etapów w diagnostyce lekarskiej stosowanej pod kątem chorób serca. Jest ono powszechnie stosowane w szczególności u osób w wieku podeszłym. Zaletą osłuchiwania serca jest dostępność tej metody 24g/7dni i niski koszt badania. Kolejne etapy to badania laboratoryjne morfologii krwi badania elektrokardiograficzne (EKG) oraz badania obrazowe. Celem prezentowanych prac badawczych jest opracowanie metody analizy sygnałów fonokardiograficznych, która pozwoli na przyporządkowanie danego przypadku do grupy chorych lub zdrowych z określonym, wysokim prawdopodobieństwem.

Diagnostyka lekarska na podstawie badania osłuchowego opiera się w głównej mierze na doświadczeniu oraz praktyce lekarskiej i ma silny związek z wykorzystywanym sprzętem. Osluchując pacjenta lekarz stara się zidentyfikować nieprawidłowe sygnały akustyczne mogące świadczyć o patologii kardiologicznej [3]. Takie parametry jak natężenie dźwięków, trend oraz początki i końce zdarzeń akcji serca są niezwykle istotne, a ich wykrycie zależy ściśle od indywidualnych zdolności słuchowych, jak i warunków otoczenia, takich jak poziom dźwięku otoczenia w czasie badania czy wewnętrzne dźwięki w ciele pacjenta, które mogą skutecznie zagłuszać istotne sygnały kardiologiczne.

Fonokardiogram zapisany w postaci przebiegu czasowego jest kompletny, ale bardzo słabo czytelny (rys. 1) i w zasadzie uniemożliwia wykrycie niewielkich odstępstw od normy mogących wskazywać na postępującą chorobę [3]. Z tego powodu w praktyce lekarskiej postać graficzna fonokardiogramu nie jest praktycznie wykorzystywana, a lekarze ograniczają się do odsłuchu bezpośredniego lub ewentualnie do odsłuch

fonokardiogramu zapisanego w formacie pliku dźwiękowego.

W niniejszym artykule autorzy zaproponowali zastosowanie klasycznej, fourierowskiej analizy widmowej, która pozwala na opis sygnału fonokardiograficznego w sposób parametryczny. Zastosowanie analizy spektralnej jest inspirowane fizjologią ludzkiego słuchu gdyż w procesie percepcji, przed etapem analizy sygnału w sieciach neuronowych mózgu, następuje etap wydzielania składowych o poszczególnych częstotliwościach przez wyspecjalizowane struktury ucha wewnętrznego. Zatem biologiczny odbiornik analizuje głównie widmo amplitudowe sygnału i już bardzo dawno zauważano, że ucho ludzkie jest bardzo czułym analizatorem częstotliwości. Fakt ten przemawia za stosowaniem metod częstotliwościowych do analizy sygnałów akustycznych.

Dysponując na początek niezbyt liczną grupą badanych, autorzy postanowili przyjrzeć się dwóm wariantom analizy widmowej. Pierwszy dotyczy analizy sygnałów o długości 6 s, w których występuje (w zależności od tętna pacjenta) od 5 do 12 uderzeń serca, drugi dotyczy analizy odcinków o długości około 400 ms, które zawierają pojedyncze uderzenia serca. W artykule zdefiniowano zbiór proponowanych cech diagnostycznych oraz przedstawiono wyniki ich oceny.

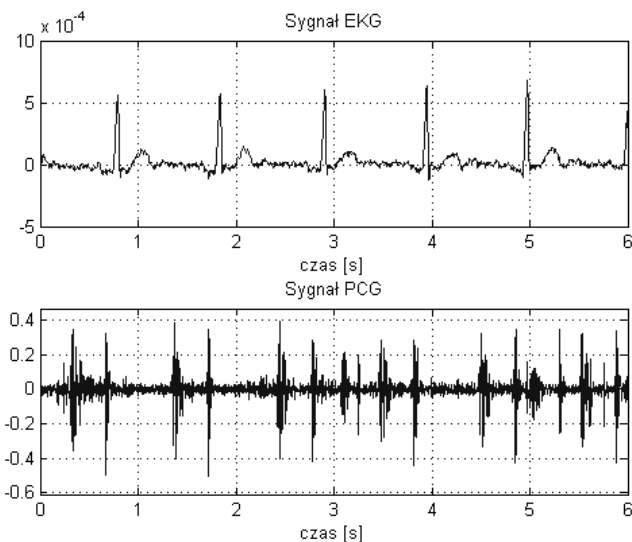
### Sygnał PCG

Zarejestrowane badania mają postać cyfrowego sygnału fonokardiograficznego próbkowanego z szybkością 10 kS/s, wraz z synchronizowanym sygnałem EKG, który jest traktowany jako sygnał referencyjny służący do znalezienia momentów charakterystycznych w sygnale PCG [4].

Zarejestrowany sygnał fonokardiograficzny jest surowym sygnałem z wieloma niepożądanymi składowymi wysokoczęstotliwościowymi (rysunek 1), które w procesie dalszej analizy są filtrowane.

W stanach patologii kardiologicznej, najbardziej charakterystyczna jest zmiana w funkcjonowaniu zastawek [5]. Zarówno w zapisie fonokardiograficznym w dziedzinie czasu, jak i klasycznym osłuchiwaniu stetoskopowym pojawiają się dodatkowe zakłócające sygnały akustyczne, które w diagnostyce określa się mianem tonów dodatkowych i szmerów. Interpretacja diagnostyczna tych dźwięków jest obecnie ściśle powiązana z zarejestrowanym

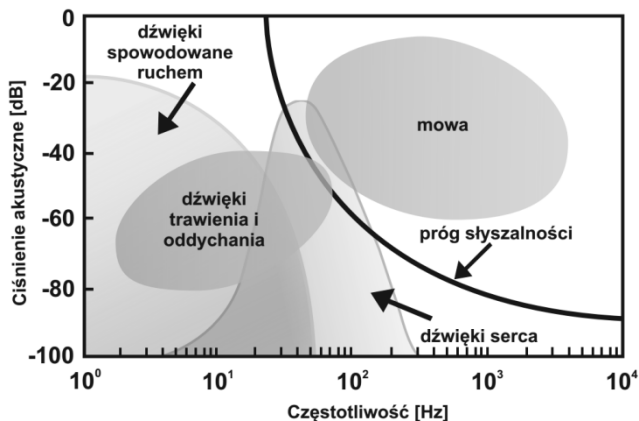
synchronicznie elektrokardiogramem. Część z tych dodatkowych dźwięków (tonów i szmerów) może być w ogóle nie słyszalna dla ludzkiego ucha, gdyż mogą one znajdować się poza jego progiem słyszalności.



Rys. 1. Zarejestrowane przebiegi w dziedzinie czasu

### Analiza widmowa

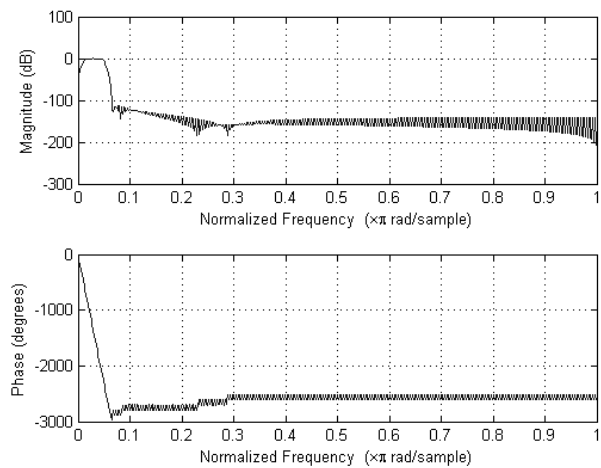
W pierwszej kolejności zdecydowano się poddać badane sygnały filtracji cyfrowej [6]. Serce generuje dźwięki w zakresie od pojedynczych herców do około 200-300 Hz [4], przy czym większość ich energii zawiera się poniżej progu słyszalności, co zilustrowano na rysunku 2.



Rys. 2. Charakterystyka tonów serca na tle progu słyszalności oraz sygnałów zakłócających [7]

Zdecydowano się zastosować filtr o skończonej odpowiedzi impulsowej FIR ze względu na gwarantowaną stabilność i liniowość fazy, która może być istotna w kontekście analizy widmowej. Na rysunku 3 przedstawiono charakterystykę amplitudową i fazową zaprojektowanego filtra.

Pierwszy aspekt analizy dotyczy sygnałów o czasie trwania 6 s ( $N = 60000$  próbek). Ze względu na to, że sygnał nie jest łagodnie wygaszany na krańcach zdecydowano się zastosować okienkowanie oknem *Hamminga*, co znacznie eliminuje możliwy przeciek widma. Przy zastosowanej częstotliwości próbkowania  $f_s = 10$  kHz i analizowanej długości ciągu czasowego  $N = 60000$  rozdzielczość dyskretnej transformaty Fouriera wynosi 0,16 Hz. Dla przypadku analizy krótkiego odcinka o czasie trwania 0,4 s ( $N = 4000$  próbek), rozdzielczość analizy wynosi 2,5 Hz.



Rys. 3. Unormowana charakterystyka filtra cyfrowego

Przyjęty algorytm dyskretnej transformaty Fouriera określony jest matematyczną zależnością

$$(1) \quad X(m) = \frac{2}{N} \sum_{n=0}^{N-1} x(n) e^{-j2\pi \frac{mn}{N}}$$

a widmo mocy

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

Rysunek 2 wskazuje, że istotna informacja diagnostyczna zawarta jest w paśmie od  $f_{\min} = 10$  Hz do  $f_{\max} = 200$  Hz. Niestety w tym zakresie należy spodziewać się również silnych sygnałów zakłócających [8].

### Cechy widmowe

Badania przeprowadzono w 25 osobowej grupie dorosłych pacjentów obojga płci. W grupie tej 10 osób było chorych na nadciśnienie tętnicze bez chorób towarzyszących, natomiast 15 osób zdrowych. W każdym przypadku analizowano fonokardiogram zarejestrowany w punkcie Erba [7].

W celu odpowiedniej klasyfikacji uzyskanych widm od grupy przypadków fizjologicznych, chorych lub zdrowych dokonana została ekstrakcja 27 cech widmowych (od  $c_1$  do  $c_{27}$ ). Cechy te zostały określone w następujący sposób [9]:

$c_1 = P_{\max} = \max\{P_n\}$	<i>moc maksymalna</i> , gdzie $P_n$ – moc $n$ -tej składowej widma
$c_2 = f_m = n_{f_{\max}} \Delta f$	<i>częstotliwość, dla której występuje maksimum mocy</i> , gdzie: $\Delta f$ – ziarnistość widma, $n_{f_{\max}}$ – numer składowej częstotliwościowej, dla której występuje maksimum mocy $P_{\max}$
$c_3 = P_{sr} = \frac{P_c}{N}$	<i>moc średnia</i> , gdzie: $P_c = \sum_{n=1}^N P_n$ – moc całkowita sygnału, $N$ – liczba składowych częstotliwościowych widma
$c_4 = f_c = n_c \Delta f$	<i>środek ciężkości widma</i> , gdzie: $n_c = \sum_{n=1}^N n P_n'$ , $P_n' = P_n / P_c$ – moc jednostkowa $n$ -tej składowej częstotliwościowej
$c_5 = f_d = n_d \Delta f$	<i>dyspersja mocy wokół środka ciężkości</i> , gdzie:

$$n_d^2 = \sum_{n=1}^N (n - n_c)^2 P_n'$$

$$c_6 = n_a = \sum_{n=1}^N (n - n_c)^3 P_n$$

asymetria mocy wokół środka ciężkości

$$c_{6+k} = P_{ck} = \sum_{n=(k-1)N_1+1}^{kN_1} P_n$$

moc k-tego podpasma, gdzie:  
 $K = 10$  – liczba podpasm,  
 $N_1 = N / K$  – liczba składowych częstotliwościowych w podpasmie, a

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

$$c_{17} = P_{Lsr} = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \log P_n$$

średni poziom mocy

$$c_{17+k} = P_{Lck} = \log P_{ck}$$

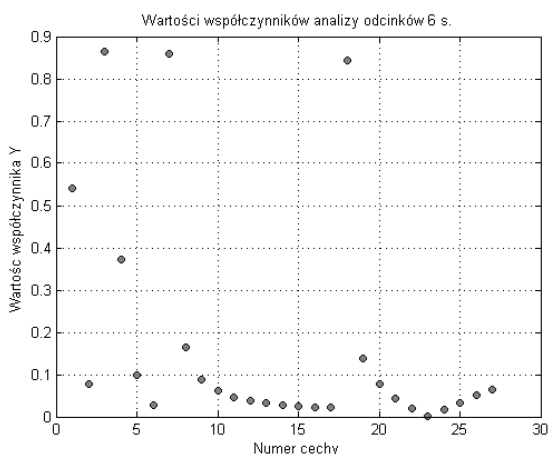
poziom mocy k-tego podpasma

W celu określenia jakości dyskryminacji rozróżnienia przypadków zdrowych od chorych [10], dla każdej cechy odrębnie wyznaczono współczynnik istotności Fishera  $\gamma_{ZC}$ , zdefiniowany jako odległość między wartościami średnimi danej cechy dla przypadku fizjologicznego i patologicznego odniesiona do podwojonej sumy odpowiednich odchyłeń standardowych

$$(3) \quad \gamma_{ZC} = \frac{|\mu_Z - \mu_C|}{2(\sigma_Z + \sigma_C)}$$

gdzie:  $\mu_Z, \mu_C$  – wartości średnie cechy dla przypadków fizjologicznych i patologicznych;  $\sigma_Z, \sigma_C$  – odchylenia standardowe cechy dla przypadków fizjologicznych i patologicznych.

Wartości współczynników zostały obliczone dla obu wariantów analizy, tj. dla sygnałów długich i dla pojedynczych uderzeń serca. Wartości współczynników Fishera dla nagrań odcinków trwających 6 s zostały przedstawione na rys. 4, natomiast odcinków o długości 0,4 s na rysunku 5.

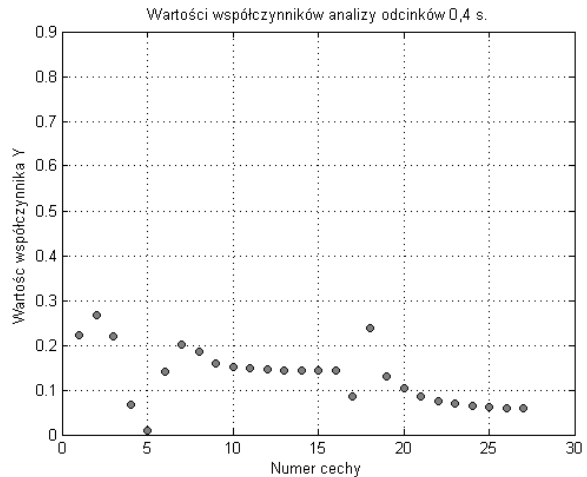


Rys. 4. Wartości współczynników  $\gamma$  dla analizy odcinków trwających 6s

Z powyższego rysunku można zauważyć, że najlepszymi własnościami charakteryzuje się cecha nr 3. Cecha ta reprezentuje moc średnią widma, a współczynnik Fishera osiąga w tym punkcie największą wartość równą 0,8638. Bardzo zbliżoną wartością współczynnika Fishera

charakteryzują się również cechy nr 7 i 18, niosące informacje o mocy i poziomie pierwszego podpasma.

Na rys. 5 przedstawiono natomiast wartości współczynników Fishera dla analizy pojedynczych uderzeń serca, odcinków o czasie trwania 400 ms. W tym przypadku można zaobserwować mniejszy rozrzut współczynników. Największa wartość (0,2682) występuje dla cechy nr 2, określającej częstotliwość, dla której występuje maksymalna moc widma.



Rys. 5. Wartości współczynników  $\gamma$  dla analizy odcinków trwających 0,4 s

Porównując wyniki przedstawione na rysunkach 4 i 5 można stwierdzić zdecydowaną przewagę uzyskaną dla wariantu pierwszego, czyli w przypadku analizy dłuższych odcinków (6 s) fonokardiogramu.

#### Ocena jakości klasyfikatora

W celu oceny jakości klasyfikatora należy określić cztery możliwe przypadki klasyfikacji badanego pacjenta:

- **TP**– (ang. *True Positive*), jeśli pacjent sklasyfikowany jako chory, w rzeczywistości jest chory;
- **FP**– (ang. *FalsePositive*), jeśli pacjent sklasyfikowany jako chory, w rzeczywistości jest zdrowy;
- **TN**– (ang. *True Negative*), jeśli pacjent sklasyfikowany jako zdrowy, w rzeczywistości jest zdrowy;
- **FN**– (ang. *FalseNegative*), jeśli pacjent sklasyfikowany jako zdrowy, w rzeczywistości jest chory.

W tabeli 1 zebrano wszystkie przypadki dla obu wariantów analizy. W przypadku analizy długich odcinków wybrano cechę nr 3, a w przypadku krótkich cechę nr 2.

Tabela 1. Wyniki testów klasyfikatorów widmowych

	Analiza odcinków 6s		Analiza odcinków 0,4s	
	zdrowy	chory	zdrowy	chory
zdrowy	14 (TP)	1 (FN)	8 (TP)	7 (FN)
chory	1 (FP)	9 (TN)	0 (FP)	1 (TN)

Dla ilościowej oceny klasyfikatora definiujemy dwie podstawowe miary jego jakości, tj. *czułość* (ang. *sensitivity*):

$$(4) \quad Se = \frac{TP}{TP + FN}$$

oraz *specyficzność* (ang. *specificity*):

$$(5) \quad Sp = \frac{TN}{TN + FP}$$

Dodatkowo definiuje się również inne miary, takie jak wartość predykcyjną dodatniego wyniku *PPV* (ang. *Positive Predictive Value*):

$$(6) \quad PPV = \frac{TP}{TP + FP}$$

wartość predykcyjną ujemnego wyniku *NPV* (ang. *Negative Predictive Value*):

$$(7) \quad NPV = \frac{TN}{TN + FN}$$

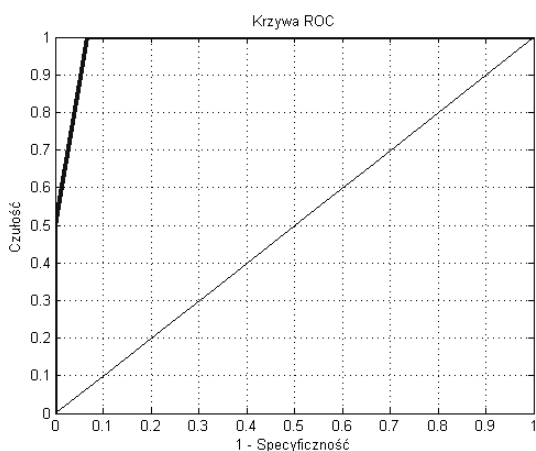
oraz dokładność klasyfikatora (ang. *Accuracy*), definiowana jako stosunek liczby prawidłowo zaklasyfikowanych przypadków do wszystkich:

$$(8) \quad ACC = \frac{TP + TN}{TP + FP + TN + FN}$$

Wartości poszczególnych wskaźników jakościowych klasyfikatorów przedstawiono w tabeli 2. Można zauważyć, że analiza fonokardiogramów o odcinku 6s daje lepsze efekty niż analiza odcinków krótkich. Dokładność klasyfikatora w pierwszy przypadku przekracza 90%, co jest wynikiem dość dobrym, na początkowym etapie prac. Natomiast dokładność równa 56%, w drugim wariancie, jest nie do przyjęcia, a zatem wariant ten został odrzucony.

Tabela 2. Parametry klasyfikatorów

Parametr	Analiza odcinków 6s	Analiza odcinków 0,4s
Se	93,3%	53,3%
Sp	90,0%	100,0%
ACC	92,0%	56,3%
PPV	90,0%	100,0%
NPV	93,0%	53,3%



Rys. 6. Krzywa ROC dla analizy fonokardiogramów o długości 6 s

Dokładniejszą ocenę klasyfikatora można przedstawić za pomocą krzywej *ROC* (ang. *Receiver Operating Characteristic*), która określa związek między czułością i specyficznością:  $Se = f(1 - Sp)$ . Krzywa *ROC* dla wariantu pierwszego, tj. dla analizy nagrań sześciosekundowych, przedstawiona jest na rys. 6.

## Podsumowanie

Przedstawione w artykule wyniki wstępnych analiz świadczą o dużych możliwościach skutecznej klasyfikacji przypadków chorobowych układu sercowo-naczyniowego w oparciu o analizę widma fonokardiogramów. Badania przeprowadzono w oparciu o bardzo ubogą bazę zawierającą zaledwie 25 przypadków. Bardziej miarodajną ocenę klasyfikacyjną będzie można przeprowadzić, gdy baza zostanie rozszerzona do około 100 przypadków klinicznych. W kolejnym etapie autorzy planują dalszą analizę widmową [11] i ewentualnie falkową [12], już z wykorzystaniem znacznie obszerniejszej bazy.

**Autorzy:** ppor. mgr inż. Wojciech Lejkowski, Centralny Wojskowy Ośrodek Metrologii, Zakład Kalibracji Elektrycznych Przyrządów Pomiarowych, ul. Radiowa 2, 00-908 Warszawa, E-mail: [wojciech.lejkowski@gmail.com](mailto:wojciech.lejkowski@gmail.com); prof. dr hab. inż. Andrzej P. Dobrowolski, Wojskowa Akademia Techniczna, Wydział Elektroniki, ul. gen. S. Kaliskiego 2, 00-908 Warszawa, E-mail: [andrzej.dobrowolski@wat.edu.pl](mailto:andrzej.dobrowolski@wat.edu.pl), por. lek. med. Bartłomiej Gawron, Oddział Zabezpieczenia Dowództwa Garnizonu Warszawa, E-mail: [bartus.gb@gmail.pl](mailto:bartus.gb@gmail.pl); Prof. wiz. dr hab. n. med. Robert Olszewski Klinika Geriatrii. Narodowy Instytut Geriatrii, Reumatologii i Rehabilitacji Spartańska 1, 02-637 Warszawa, Polska Akademia Nauk, Instytut Podstawowych Problemów Techniki, ul. Pawińskiego 5B, 02-106 Warszawa, E-mail: [rolszewski@ippt.pan.pl](mailto:rolszewski@ippt.pan.pl)

## LITERATURA

- [1] World Health Organization. Joint WHO/FAO Expert Consultation on Diet, Nutrition and the Prevention of Chronic Diseases. 2002. Report No. 916
- [2] <http://www.who.int/en/>
- [3] M. A. Goda, P. Hajas, Morphological Determination of Pathological PCG Signals by Time and Frequency Domain Analysis, *Meditech Ltd., Budapest, Hungary*.
- [4] W. Lejkowski, A. Dobrowolski, R. Olszewski, System pomiarowy do analizy tonów serca z referencyjnym sygnałem EKG, VII Kongres Metrologii, Lublin, 28.06.16-01.07.16
- [5] R. Gramiak, P. M. Shah, Echocardiography of the Normal and Diseased Aortic Valve, *Radiology*, Department of Diagnostic Radiology Strong Memorial Hospital.
- [6] D. Gradolewski, P. Tojza, G. Redlarski, Adaptacyjny algorytm filtracji sygnału fonokardiograficznego, wykorzystujący sztuczną sieć neuronową, *Przegląd Elektrotechniczny*, R. 90 NR 11/2014, s. 227-230
- [7] W. Lejkowski, A. Dobrowolski, R. Olszewski, The measurement system for analyzing heart sounds with ECG reference signal, *Przegląd Elektrotechniczny*, R. 92 NR 11/2016, s. 31-34
- [8] P. Niedziejko, A. Dobrowolski, I. Krysovaty, Współczesne metody analizy dźwięku serca, *Przegląd Elektrotechniczny*, R. 87 NR 9/2011, s. 1-7
- [9] P. Komur, A. Dobrowolski, T. Dąbrowski, K. Tomczykiewicz, Zautomatyzowana metoda diagnostyczna wspomagająca badanie EMG, *Przegląd Elektrotechniczny*, R. 84 NR 5/2008, s. 287-292
- [10] I. Abdel-Motaleb, R. Akula, *Artificial intelligence algorithm for heart disease diagnosis using phonocardiogram signals*, IEEE International Conference on Electro/Information Technology (EIT), 6-8 May 2012, Indianapolis, USA
- [11] S.M. Debbal, F. Bereksi-Reguig, Time-frequency analysis of the first and the second heartbeat sounds, *Applied Mathematics and Computation*, 184 (2007) 1041-1052.
- [12] L. Hamza Cherif, S.M. Debbal, F. Bereksi-Reguig, Choice of the wavelet analyzing in the phonocardiogram signal analysis using the discrete and the packet wavelet transform, *Expert Systems with Applications*, 37 (2010) 913-918.