NELSON AUGUSTO OLIVEIRA DE AGUIAR

**Segmentação automática para classificação
digital de sinais de fonocardiograma (PCG)**

Tese apresentada ao Instituto Dante Pazzanese
de Cardiologia – Entidade Associada da
Universidade de São Paulo, para obtenção do
título de Doutor em Ciências

Programa de Medicina, Tecnologia e Intervenção
em Cardiologia

Orientador: Prof. Dr. Denys Emílio Campion
Nicolosi

**SÃO PAULO
2016**

NELSON AUGUSTO OLIVEIRA DE AGUIAR

**Segmentação automática para classificação
digital de sinais de fonocardiograma (PCG)**

Tese apresentada ao Instituto Dante Pazzanese
de Cardiologia – Entidade Associada da
Universidade de São Paulo, para obtenção do
título de Doutor em Ciências

Programa de Medicina, Tecnologia e Intervenção
em Cardiologia

Orientador: Prof. Dr. Denys Emílio Campion
Nicolosi

(Versão corrigida - Resolução CoPGr 6018/11, de 01 de novembro de 2011.
A versão original está disponível na Biblioteca do IDPC)

**SÃO PAULO
2016**

Dados Internacionais de Catalogação na Publicação (CIP)
Preparada pela Biblioteca do Instituto Dante Pazzanese de Cardiologia

©reprodução autorizada pelo autor

Aguiar, Nelson Augusto Oliveira de

Segmentação automática para classificação digital de sinais de fonocardiograma (PCG) / Nelson Augusto Oliveira de Aguiar -- São Paulo, 2016.

Tese(doutorado)--Instituto Dante Pazzanese de Cardiologia
Universidade de São Paulo

Área de Concentração: Medicina, Tecnologia e Intervenção em Cardiologia

Orientador: Prof. Dr. Denys Emílio Campion Nicolosi

Descritores: 1. Ruídos cardíacos 2. Fonocardiografia 3. Fonocardiograma 4. Wavelet 5. Phonocardiograma 6. Separação de Bulhas 7. Análise ROC.

USP/IDPC/Biblioteca/66/16

DEDICATÓRIA

Dedico este trabalho à minha esposa Luciana Elena Sarmiento, às minhas filhas, Thaís Sarmiento de Aguiar e Júlia Sarmiento de Aguiar, à minha mãe Ana Julia Faria de Oliveira, e ao meu pai Nelson de Aguiar Junior.

AGRADECIMENTOS

Muitas são as pessoas que contribuíram direta ou indiretamente para a realização deste trabalho. Por essa razão, gostaria, de antemão, de me desculpar pelas possíveis omissões que possam ocorrer nestes agradecimentos.

Primeiramente agradeço ao Prof. Dr. Denys Emílio Campion Nicolosi, meu orientador, que me auxiliou para que este trabalho fosse concluído com êxito. Ao Dr. Romeu Sérgio Meneghelo por laudar os sons cardíacos com sopro e por dar excelentes contribuições ao trabalho durante o processo.

Aos Doutores que participaram da minha banca de qualificação, Dr. Ibraim Masciarelli Francisco Pinto, Dr. Romeu Sérgio Meneghelo e Dr. Pier Marco Ricchetti pelas contribuições que apontaram outras possibilidades de olhar para este estudo.

Novamente ao Dr. Pier Marco Ricchetti, por me indicar e incentivar ao ingresso no doutorado. Aos pesquisadores Peter Bentley, Glenn, Nordehn, Miguel Coimbra, Shie Mannor e Rita Getz, por disponibilizarem a base de dados utilizada neste trabalho.

Ao Laion Castro, pelo dedicado e competente trabalho de revisão desta tese e do artigo enviado durante o doutorado.

Aos meus amigos Stênio de Oliveira Melo, Michel de Oliveira Galo e Carlos Noriega pelo apoio, força e tempo dispensado durante o curso. Ao meu pai Nelson de Aguiar Junior, meu irmão Fernando Henrique Oliveira de Aguiar, meu sogro Wilson da Conceição Sarmento, minha sogra Maria de Fátima de Almeida Sarmento, aos meus cunhados, Viviane Linda Sarmento, Amanda Moreno, Leandro Wilson Sarmento, Fábio Manoel Preto e Rosana Daniele Marques além dos meus amigos e demais familiares por sempre me ampararem e me incentivarem.

As minhas filhas Júlia Sarmento de Aguiar e Thaís Sarmento de Aguiar e meus sobrinhos Leonardo Marques de Aguiar e Rafael Marques de Aguiar, por me fazerem rir nos momentos críticos da jornada.

Por fim gostaria de agradecer o apoio fundamental que recebi da minha esposa Luciana Elena Sarmiento e da minha mãe Ana Julia Faria de Oliveira, que me apoiaram e me deram suporte para enfrentar este desafio.

A vocês os meus sinceros agradecimentos!

*“ Um galo sozinho não tece uma manhã:
ele precisará sempre de outros galos.
De um que apanhe esse grito que ele
e o lance a outro; de um outro galo
que apanhe o grito de um galo antes
e o lance a outro; e de outros galos
que com muitos outros galos se cruzem
os fios de sol de seus gritos de galo,
para que a manhã, desde uma teia tênue,
se vá tecendo, entre todos os galos.”*
João Cabral de Melo Neto

“Não há problema que não possa ser solucionado pela paciência.”
Chico Xavier

NORMATIZAÇÃO ADOTADA

Esta tese está de acordo com as seguintes normas, em vigor no momento da sua publicação:

Universidade de São Paulo. Faculdade de Medicina. Divisão de Biblioteca e Documentação. *Guia de apresentação de dissertações, teses e monografias*. Elaborado por Anneliese Carneiro da Cunha, Maria Julia de A.L. Freddi, Maria Fazanelli Crestana, Marinalva de Souza Aragão, Suely Campos Cardoso, Valéria Vilhena. 3. ed. São Paulo: Serviço de Biblioteca e Documentação – SBD/FMUSP; 2011.

Referências: adaptado de *International Committee of Medical Journals Editors* (Vancouver).

Abreviatura dos títulos dos periódicos: de acordo com *List of Journals Indexed in Index Medicus*.

SUMÁRIO

LISTA DE ABREVIATURAS

LISTA DE FIGURAS

LISTA DE TABELAS

RESUMO

SUMMARY

1 INTRODUÇÃO	1
2 OBJETIVOS	4
2 OBJETIVOS	4
3 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA	5
3.1 Introdução	5
3.2 Estetoscópio	5
3.3 Ausculta Cardíaca	8
3.4 Ciclo Cardíaco	10
3.5 Sopros	15
3.6 Técnicas para análise de sinais	17
3.6.1 Wavelet	17
3.6.2 Filtro de Sinais	18
3.7 Artigos relevantes	19
4 MATERIAIS E MÉTODOS	25
4.1 Introdução	25
4.2 Casuística	25
4.3 <i>Base de Dados</i>	26
4.4 <i>Filtro de Sinais</i>	26
4.4.1 Filtro Passa-Baixa (FPB)	29
4.4.2 Filtro Passa-Alta (FPA)	30
4.4.3 Filtro Passa-Faixa (FPF)	30
4.5 Wavelet	31
4.5.1 Daubechies	36
4.6 Aplicação dos Métodos	38
4.7 Análise ROC	40
5 RESULTADOS	43

5	Introdução.....	43
5.1	Resultados obtidos.....	43
5.2	Resultados da análise ROC.....	69
6	DISCUSSÃO E CONCLUSÃO	81
6.1	Discussão	81
6.2	Conclusão.....	82
7	REFERÊNCIAS	84
APÊNDICEI		I
APÊNDICEII		XXXIV
APÊNDICEIII		XLIII

LISTA DE ABREVIATURAS

DCT	Discrete Cosine Transform
E	Especificidade
ECG	Eletrocardiograma
ECO	Ecocardiograma
FN	Falso Negativo
FP	Falso Positivo
FPA	Filtro Passa-Alta
FPB	Filtro Passa-Baixa
FPF	Filtro Passa-Faixa
ICA	Análise da Componente Independente
IDPC	Instituto Dante Pazzanese de Cardiologia
PC	Proporção de Concordância / Acurácia
PCG	Fonocardiograma
PD	Proporção de Discordância
PFN	Proporção de Falsos Negativos
PFP	Proporção de Falsos Positivos
PVN	Proporção de Verdadeiros Negativos
PVP	Proporção de Verdadeiros Positivos
ROC	Característica Operativa do Receptor
S	Sensibilidade
SVM	Support Vector Machine
THF	Total da Hipótese Falsa

THV	Total da Hipótese Verdadeira
TN	Total de Negativos
TP	Total de Positivos
USP	Universidade de São Paulo
VN	Verdadeiro Negativo
VP	Verdadeiro Positivo
VPN	Valor Preditivo Negativo
VPP	Valor Preditivo Positivo

LISTA DE FIGURAS

Figura 1– Estetoscópio criado por Laënnec.	7
Figura 2– Estetoscópio criado por Piorry.	7
Figura 3– Estetoscópio flexível.	7
Figura 4– Estetoscópio biauricular.	7
Figura 5–Estetoscópio criado por Littman.	7
Figura 6– Estetoscópio digital.	7
Figura 7– Sistema cardíaco.	11
Figura 8–Sístole e Diástole.	12
Figura 9– Eventos do ciclo cardíacos.	14
Figura 10 – Som Original.	20
Figura 11 – Separação de S1.	20
Figura 12 – Separação de S2.	20
Figura 13 – Sinal com as duas bulhas e sinal com os ruídos.	21
Figura 14 – Separação do som da respiração, som cardíaco e ruídos.	21
Figura 15 – Sinal original e sinal filtrado	22
Figura 16 – Resultado da primeira análise.	23
Figura 17 – Resultado da segunda análise.	23
Figura 18 – Resultado da segunda análise.	23
Figura 19 – Redução de ruído.	24
Figura 20 – Faixa de Passagem, Faixa de Transição e Faixa de Rejeição.	27
Figura 21– Representação do filtro.	28
Figura 22– Filtro Passa-Baixa.	29
Figura 23 – Filtro Passa-Alta.	30
Figura 24– Filtro Passa-Faixa.	31
Figura 25 – Exemplo de decomposição do sinal utilizando a transformada de wavelet.	32
Figura 26 – Domínio do Tempo e Domínio da Frequência.	33
Figura 27 – Transformada de Fourier e Transformada de Wavelet.	34
Figura 28 – Etapas para a utilização dos métodos.	38

Figura 29 – Destaque para a bulha S1(Filtro de 20 a 200 Hz).....	43
Figura 30 – Destaque para a bulha S2(Filtro de 20 a 200 Hz).....	44
Figura 31 – Destaque para a bulha S1(Filtro de 20 a 200 Hz).....	44
Figura 32 – Destaque para a bulha S2(Filtro de 20 a 200 Hz).....	45
Figura 33 – Destaque para a bulha S1(Filtro de 20 a 200 Hz).....	45
Figura 34 – Destaque para a bulha S2(Filtro de 20 a 200 Hz).....	45
Figura 35 – Destaque para a bulha S1(Filtro de 20 a 200 Hz).....	46
Figura 36 – Destaque para a bulha S2(Filtro de 20 a 200 Hz).....	46
Figura 37 – Destaque para a bulha S1(Filtro de 20 a 200 Hz).....	47
Figura 38 – Destaque para a bulha S2(Filtro de 20 a 200 Hz).....	47
Figura 39 – Destaque para a bulha S1(Filtro de 20 a 200 Hz).....	47
Figura 40 – Destaque para a bulha S2(Filtro de 20 a 200 Hz).....	48
Figura 41 – Destaque para a bulha S1(Filtro de 35 a 100 Hz).....	48
Figura 42 – Destaque para a bulha S2 (Filtro de 35 a 100 Hz).....	48
Figura 43 – Destaque para a bulha S1(Filtro de 35 a 100 Hz).....	49
Figura 44 – Destaque para a bulha S2(Filtro de 35 a 100 Hz).....	49
Figura 45 – Destaque para a bulha S1(Filtro de 35 a 100 Hz).....	49
Figura 46 – Destaque para a bulha S2(Filtro de 35 a 100 Hz).....	50
Figura 47 – Destaque para a bulha S1(Filtro de 35 a 100 Hz).....	50
Figura 48 – Destaque para a bulha S2(Filtro de 35 a 100 Hz).....	50
Figura 49 – Destaque para a bulha S1(Filtro de 35 a 100 Hz).....	51
Figura 50 – Destaque para a bulha S2(Filtro de 35 a 100 Hz).....	51
Figura 51 – Destaque para a bulha S1(Filtro de 35 a 100 Hz).....	52
Figura 52 – Destaque para a bulha S2(Filtro de 35 a 100 Hz).....	52
Figura 53 – Destaque para a bulha S1(Filtro de 80 a 300 Hz).....	52
Figura 54 – Destaque para a bulha S2(Filtro de 80 a 300 Hz).....	53
Figura 55 – Destaque para a bulha S1(Filtro de 80 a 300 Hz).....	53
Figura 56 – Destaque para a bulha S2(Filtro de 80 a 300 Hz).....	53
Figura 57 – Destaque para a bulha S1(Filtro de 80 a 300 Hz).....	54
Figura 58 – Destaque para a bulha S2(Filtro de 80 a 300 Hz).....	54
Figura 59 – Destaque para a bulha S1(Filtro de 80 a 300 Hz).....	54
Figura 60 – Destaque para a bulha S2(Filtro de 80 a 300 Hz).....	55

Figura 61 – Destaque para a bulha S1(Filtro de 80 a 300 Hz).....	55
Figura 62 – Destaque para a bulha S2(Filtro de 80 a 300 Hz).....	55
Figura 63 – Destaque para a bulha S1(Filtro de 80 a 300 Hz).....	56
Figura 64 – Destaque para a bulha S2(Filtro de 80 a 300 Hz).....	56
Figura 65 – Destaque para a bulha S1(Sopro – Filtro de 20 a 200 Hz)	57
Figura 66 – Destaque para a bulha S2(Sopro – Filtro de 20 a 200 Hz)	57
Figura 67 – Destaque para a bulha S1(Sopro – Filtro de 20 a 200 Hz)	57
Figura 68 – Destaque para a bulha S2(Sopro – Filtro de 20 a 200 Hz)	58
Figura 69 – Destaque para a bulha S1(Sopro – Filtro de 20 a 200 Hz)	58
Figura 70 – Destaque para a bulha S2(Sopro – Filtro de 20 a 200 Hz)	58
Figura 71 – Destaque para a bulha S1(Sopro – Filtro de 20 a 200 Hz)	59
Figura 72 – Destaque para a bulha S2(Sopro – Filtro de 20 a 200 Hz)	59
Figura 73 – Destaque para a bulha S1(Sopro – Filtro de 20 a 200 Hz)	59
Figura 74 – Destaque para a bulha S2(Sopro – Filtro de 20 a 200 Hz)	60
Figura 75 – Destaque para a bulha S1(Sopro – Filtro de 20 a 200 Hz)	60
Figura 76 – Destaque para a bulha S2(Sopro – Filtro de 20 a 200 Hz)	60
Figura 77 – Destaque para a bulha S1(Sopro – Filtro de 35 a 100 Hz)	61
Figura 78 – Destaque para a bulha S2(Sopro – Filtro de 35 a 100 Hz)	61
Figura 79 – Destaque para a bulha S1(Sopro – Filtro de 35 a 100 Hz)	61
Figura 80 – Destaque para a bulha S2(Sopro – Filtro de 35 a 100 Hz)	62
Figura 81 – Destaque para a bulha S1(Sopro – Filtro de 35 a 100 Hz)	62
Figura 82 – Destaque para a bulha S2(Sopro – Filtro de 35 a 100 Hz)	62
Figura 83 – Destaque para a bulha S1(Sopro – Filtro de 35 a 100 Hz)	63
Figura 84 – Destaque para a bulha S2(Sopro – Filtro de 35 a 100 Hz)	63
Figura 85 – Destaque para a bulha S1(Sopro – Filtro de 35 a 100 Hz)	63
Figura 86 – Destaque para a bulha S2(Sopro – Filtro de 35 a 100 Hz)	64
Figura 87 – Destaque para a bulha S1 (Sopro – Filtro de 35 a 100 Hz)	64
Figura 88 – Destaque para a bulha S2 (Sopro – Filtro de 35 a 100 Hz)	64
Figura 89 – Destaque para a bulha S1(Sopro – Filtro de 80 a 300 Hz)	65
Figura 90 – Destaque para a bulha S2(Sopro – Filtro de 80 a 300 Hz)	65
Figura 91 – Destaque para a bulha S1(Sopro – Filtro de 80 a 300 Hz)	65
Figura 92 – Destaque para a bulha S2(Sopro – Filtro de 80 a 300 Hz)	66

Figura 93 – Destaque para a bulha S1(Sopro – Filtro de 80 a 300 Hz)	66
Figura 94 – Destaque para a bulha S2(Sopro – Filtro de 80 a 300 Hz)	66
Figura 95 – Destaque para a bulha S1(Sopro – Filtro de 80 a 300 Hz)	67
Figura 96 – Destaque para a bulha S2(Sopro – Filtro de 80 a 300 Hz)	67
Figura 97 – Destaque para a bulha S1(Sopro – Filtro de 80 a 300 Hz)	67
Figura 98 – Destaque para a bulha S2(Sopro – Filtro de 80 a 300 Hz)	68
Figura 99 – Destaque para a bulha S1(Sopro – Filtro de 80 a 300 Hz)	68
Figura 100 – Destaque para a bulha S2(Sopro – Filtro de 80 a 300 Hz)	68

LISTA DE TABELAS

Tabela 1– Frequência Absoluta da análise ROC	41
Tabela 2– Resultados da separação de S1 na faixa de 20 a 200 Hz.....	69
Tabela 3 – Resultados da separação de S2 na faixa de 20 a 200 Hz (Sons normais)	70
Tabela 4 – Resultados da separação de S1 na faixa de 35 a 100 Hz (Sons normais)	74
Tabela 5 – Resultados da separação de S2 na faixa de 35 a 100 Hz (Sons normais)	74
Tabela 6 – Resultados da separação de S1 na faixa de 80 a 300 Hz (Sons normais)	74
Tabela 7 – Resultados da separação de S2 na faixa de 80 a 300 Hz (Sons normais)	74
Tabela 8 – Comparação dos resultados da separação de S1 e S2 nas três faixas(Sons normais).....	75
Tabela 9– Resultados da separação de S1 na faixa de 20 a 200 Hz (Sons com sopro)	76
Tabela 10 – Resultados da separação de S2 na faixa de 20 a 200 Hz (Sons com sopro)	76
Tabela 11 – Resultados da separação de S1 na faixa de 35 a 100 Hz (Sons com sopro)	76
Tabela 12 – Resultados da separação de S2 na faixa de 35 a 100 Hz (Sons com sopro)	76
Tabela 13 – Resultados da separação de S1 na faixa de 80 a 300 Hz (Sons com sopro)	78
Tabela 14 – Resultados da separação de S2 na faixa de 80 a 300 Hz (Sons com sopro)	78
Tabela 15 – Comparação entre os resultados da separação dos sinais com sopro nas três faixas de frequência analisadas (Sons com sopro)	78

Tabela 16 – Resultado geral da faixa de 80 até 300, juntando sinais normais e sopro	80
Tabela 17 – Comparação de taxa de acertos	82

RESUMO

AGUIAR, N.A.O. Segmentação automática para classificação digital de sinais de fonocardiograma [tese]. São Paulo: Instituto Dante Pazzanese de Cardiologia, Entidade Associada da Universidade de São Paulo; 2016.

Com o avanço tecnológico surgem novas ferramentas que auxiliam os médicos no diagnóstico de diversas doenças. Na área cardiovascular, após permanecer por um longo período em segundo plano, a ausculta cardíaca voltou a ser muito utilizada devido ao surgimento, no mercado, de estetoscópios digitais. Tais aparelhos contam com novos recursos tecnológicos que permitem a captação e a análise de dados de forma automática, oferecendo mais informações ao profissional da área.

Levando em conta essa nova ascensão da área de Fonocardiografia, o presente trabalho se dedicou à separação das bulhas S1 e S2 por meio de ferramentas computacionais, com o propósito de auxiliar médicos não especialistas em Cardiologia a verificar a existência de possíveis anormalidades no som cardíaco.

Acreditando na possibilidade de este procedimento vir a ser utilizado posteriormente para auxiliar no reconhecimento de padrões dos sons cardíacos, este trabalho se propôs a criar um algoritmo para detecção automática de anormalidades que afetam as bulhas S1 e S2. Assim, aplicou-se a transformada de Wavelet sobre uma base de dados de sons cardíacos constituída de 1209 bulhas, auditada pelo Real Hospital Português e também pelo Instituto Dante Pazzanese de Cardiologia. Os melhores resultados obtidos na separação das bulhas foram, nos sons normais, de 96,96% de acurácia para a S1 e de 97,92% para a S2. Já nos sons cardíacos com sopro, obteve-se a acurácia de 87,46% para a separação da S1 e de 89,26% para a S2. Juntos, os resultados dos sons normais e dos sons com sopro totalizaram uma acurácia de 94,02% para a separação da S1 e de 94,54% para a S2.

Descritores: Fonocardiograma; Bulhas; Separação; S1; S2.

SUMMARY

AGUIAR, N.A.O. Automatic segmentation for signal classification of digital phonocardiogram[tese]. São Paulo: Instituto Dante Pazzanese de Cardiologia, Entidade Associada da Universidade de São Paulo; 2016.

New technological tools are often created in the medical field to assist doctors in the clinical diagnosis of many diseases. After being forgotten for many years in the cardiovascular area, cardiac auscultation is now back in the spotlight, as soon as digital stethoscope became available in the market. New digital stethoscope records patient's heart sounds, which can be automatically analyzed or also sent to another device for further more detailed investigation. This feature helps physicians in the study of auscultation results.

Taking into account the new rise of cardiac auscultation, the present paper attempted to provide the separation of S1 and S2 heart sounds by computer tools, in order to support non-specialist physicians in finding heart sound abnormalities. Heart sound separation can thus be employed for the creation of pattern recognition algorithms, which are able to identify abnormalities automatically.

This paper proposed the development of a S1 and S2 heart sound separation algorithm by using Wavelet technique, who was applied upon a database containing 1209 individual heart sounds. The referred database was audited by Royal Portuguese Hospital and Dante Pazzanese Institute of Cardiology medical staff. The best obtained results for S1 and S2 separation in regular heart sounds were a 96.96% accuracy rate for S1 and a 97.92% accuracy rate for S2. In murmur heart sounds were obtained an 87.46% accuracy rate for S1 and an 89.26% accuracy rate for S2. Overall results achieved a 94.02% accuracy rate for S1 and a 94.54% accuracy rate for S2.

Descriptors: Phonocardiogram; S1; S2; Separation; Heart Sound.

1 INTRODUÇÃO

A ausculta cardíaca é uma prática que foi discutida primeiramente por Hipócrates, em aproximadamente 400 a. C., e foi descrita como a capacidade de ouvir um som ao se colocar o ouvido no tórax de uma pessoa (TILKIAN, CONOVER, 2004). Com o passar dos anos, a medicina passou a se utilizar dessa prática como uma técnica capaz de encontrar algumas patologias cardíacas. Por volta do ano de 1820, o médico francês René Laënnec conseguiu captar o som do coração

de maneira mais nítida por meio de um tubo feito de papel, que posteriormente, foi substituído por um tubo de madeira, melhorando consideravelmente a escuta do som. Esse instrumento recebeu o nome de estetoscópio (TILKIAN, CONOVER, 2004).

O estetoscópio foi o primeiro instrumento de diagnóstico usado por médicos, sendo aprimorado com o passar do tempo. Atualmente existem os estetoscópios digitais, os quais possibilitam a captação de um som mais nítido, de forma a auxiliar o médico no diagnóstico de determinadas alterações cardíacas. A ausculta cardíaca está diretamente relacionada à fonocardiografia, definida por Tavel (2006) como a representação gráfica dos diferentes sons originados no coração e grandes vasos. Os sons e sopros gerados pelo coração e vasos se propagam pelos órgãos e tecidos do corpo humano. A qualidade da audição desses sons depende do modo como as ondas sonoras reverberam de tecido para tecido até finalmente chegarem ao estetoscópio. Como exemplo de aplicação da ausculta nos dias atuais, pode-se citar sua ampla utilização para encontrar sopros no coração, que são causados pela alteração no fluxo sanguíneo por obstrução ou por aumento de velocidade (ABREU et al., 2006).

Nos últimos 20 anos, contudo, a ausculta cardíaca teve sua importância diminuída em face da popularização dos exames de ecocardiograma (ECO) e

secundariamente do eletrocardiograma (ECG), uma vez que esses procedimentos oferecem, de maneira mais detalhada, os dados de que o especialista precisa para chegar ao devido diagnóstico. Além da facilidade de leitura dos resultados do ECO e do ECG, o desinteresse pela ausculta passou a ocorrer também por conta de que o diagnóstico por meio dessa técnica exige treinamento específico, demanda muito tempo e dedicação, o que levou alguns especialistas a deixar de lado esse tipo de análise em prol de exames como o ECO. No entanto, alguns autores recomendam que a ausculta deve ser a primeira etapa de exame em um paciente, pelo fato de que, por meio dela, é possível verificar significativas alterações cardíacas (TEIXEIRA et al., 2009; ABREU et al., 2006; LIMA et al., 2008). Além disso, Pesinato (2012) afirma que por meio da ausculta é possível perceber alterações como, por exemplo, o prolapso da valva mitral, que não se podem identificar totalmente através do ecocardiograma, razão pela qual o especialista precisa atribuir maior importância à ausculta.

Com o passar do tempo e com o advento de novas tecnologias, os estetoscópios foram aprimorados, o que possibilitou ganhos significativos na qualidade dos sons captados por meio desse instrumento. Assim, hoje em dia encontra-se disponível para os especialistas o estetoscópio digital, o qual amplifica o som e reduz os ruídos de forma a propiciar diagnósticos mais precisos. Há modelos que permitem, ainda, que os dados da ausculta do paciente sejam visualizados em computadores. A comunicação estetoscópio-computador varia de acordo com o modelo do aparelho: há no mercado desde equipamentos com conexão via USB ou Bluetooth até outros que já trazem um *display* capaz de ilustrar os sons por meio de gráficos.

O advento dos estetoscópios digitais proporcionou, portanto, não apenas o aumento da qualidade de captação do som, mas também a eliminação de ruídos, reavivando a importância da ausculta quanto à sua utilização para o diagnóstico médico. De acordo com Hess (2002), a ausculta tem maiores probabilidades de sucesso quando o profissional já suspeita de alguma alteração cardíaca no paciente em exame, ou seja, quando sabe o que está procurando. Desta forma, esse exame pode também ser utilizado como recurso para confirmar a existência

de doenças cardíacas. Seguindo esta linha de raciocínio, Hess (2002) relata que o valor da ausculta é maior quando faz parte de uma estratégia de investigação para uma hipótese em particular.

Aproveitando a crescente reutilização da ausculta, este trabalho se propõe a investigar procedimentos que possibilitem a separação das bulhas (S1 e S2) para posterior análise do médico especialista. Para realizar esta separação utilizou-se o Filtro Passa-Faixa (FPF) e a Wavelet. Após a obtenção dos resultados, realizar-se-ão a análise ROC para verificar se os resultados obtidos foram satisfatórios. O trabalho divide-se em Revisão Bibliográfica, Materiais e Métodos, Resultados e Conclusão.

2 OBJETIVOS

Objetivo principal:

Este trabalho tem como principal objetivo a separação das bulhas cardíacas por meio do Filtro Passa-Faixa (FPF) e da Transformada de Wavelet.

Com a aplicação dessas técnicas, busca-se atingir a separação efetiva das bulhas S1 e S2.

Objetivo secundário:

Obter um algoritmo eficiente de separação das bulhas, que permita um aprimoramento da análise de sinais para que, futuramente, seja possível aplicá-lo no reconhecimento de padrões dos sons cardíacos.

3 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

3.1 Introdução

Neste capítulo será apresentada uma revisão de alguns conceitos de cardiologia e também das técnicas utilizadas neste trabalho.

Em relação aos conceitos de cardiologia, serão abordados os seguintes temas: estetoscópio, ausculta cardíaca, ciclo cardíaco e sopro.

Já quanto à revisão do filtro de sinal e da Wavelet, começar-se-á com uma breve definição e apresentação das características destas e do seu princípio de funcionamento.

3.2 Estetoscópio

A ausculta cardíaca é uma prática que foi discutida primeiramente por Hipócrates, em aproximadamente 400 a. C., e foi descrita como a capacidade de ouvir um som ao se colocar o ouvido no tórax de uma pessoa (TILKIAN, CONOVER, 2004). Originou-se, portanto, da ausculta direta, que foi o primeiro método utilizado de ausculta. Nesse método, o médico colocava o ouvido no tórax e/ou no abdômen do paciente para ouvir os sons de seus órgãos. Em 1761, por exemplo, o austríaco Leopold Auenbrugger escreveu um artigo intitulado “Inventum Novum” no qual comentava sobre um novo método de exame clínico através do som para o diagnóstico de doenças cardíacas e pulmonares (SMITH, 1962).

Contudo, somente em 1816, na França, é que René Laënnec inventou o estetoscópio, que é um equipamento médico utilizado para realizar a ausculta cardíaca e pulmonar. A invenção do cientista francês consistia num tubo de madeira com duas extremidades, uma delas colocada no ouvido do médico e a outra no tórax do paciente. Esse invento, cuja ilustração pode ser visualizada na Figura 1 (pág. 7), possibilitou uma audição melhor do que a obtida com a ausculta

direta, tornando-se possível diferenciar os batimentos cardíacos (TILKIAN, CONOVER, 2004).

Uma das primeiras mudanças no equipamento de Laënnec foi realizada pelo físico francês Pierre Adolphe Piorry, que diminuiu o tamanho do estetoscópio, transformando-o em uma peça inteiriça (conforme ilustrado na Figura 2). Outra alteração realizada por ele foi no formato das extremidades que ajudavam na ausculta (TILKIAN, CONOVER, 2004).

Após as mudanças feitas por Piorry, foi introduzido o estetoscópio flexível (ilustrado na Figura 3), construído com madeira, metal e tecido. Vários modelos foram criados a partir de então, porém a grande evolução na história desse objeto ocorreu em 1851, quando o norte-americano George Philip Camman criou o estetoscópio biauricular (ilustrado na Figura 4), que facilitou não apenas a ausculta, mas o próprio manuseio do aparelho (TILKIAN, CONOVER, 2004).

Após o surgimento do estetoscópio biauricular, foi criado um novo dispositivo denominado campânula, que, inserido no estetoscópio, facilitou muito a ausculta de sons graves. Já para os sons agudos, criou-se o diafragma. Em 1961, o norte-americano David Littman criou um modelo (ilustrado na Figura 5) que utilizava a campânula e o diafragma conjuntamente, recurso que transformou sua peça em padrão para a época (TILKIAN, CONOVER, 2004).

Em meados dos anos 2000, foram lançados os estetoscópios digitais – ilustrados na Figura 6. Dotados de amplificadores, estes novos instrumentos possuem melhor captação do som e oferecem a possibilidade de gravação dos sons para consulta posterior em computadores. Desde então, tem prosseguido a evolução dos estetoscópios: alguns contam com filtros para que os sons se tornem mais nítidos e também realizam análises básicas dos sons cardíacos e pulmonares (TILKIAN, CONOVER, 2004).

Figura 1– Estetoscópio criado por Laënnec.
(Adaptado de MEDICAL ANTIQUES ON LINE, 2015)

Figura 2– Estetoscópio criado por Piorry.
(Adaptado de MEDICAL ANTIQUES ON LINE, 2015)

Figura 3– Estetoscópio flexível.
(Adaptado de MEDICAL ANTIQUES ON LINE, 2015)

Figura 4– Estetoscópio biauricular.
(Adaptado de MEDICAL ANTIQUES ON LINE, 2015)

Figura 5–Estetoscópio criado por Littman.
(Adaptado de MEDICAL ANTIQUES ON LINE, 2015)

Figura 6– Estetoscópio digital.
(Adaptado de 3M BRASIL, 2015)

3.3 Ausculta Cardíaca

A ausculta cardíaca é uma técnica utilizada para obter informações que, em conjunto, servem de subsídio para um diagnóstico mais completo de doenças cardíacas. A ausculta foi muito utilizada na Cardiologia até a criação e a popularização de exames como, por exemplo, o ecocardiograma (ECO). Após a chegada do ECO e do ECG, a ausculta cardíaca teve sua importância diminuída, uma vez que esses outros procedimentos ofereciam ao especialista dados mais detalhados da condição cardíaca do paciente. Além da facilidade de leitura dos resultados do ECG e do ECO, o desinteresse pela ausculta passou a ocorrer também por conta de que o diagnóstico por meio dessa técnica exige treinamento específico, demanda muito tempo e dedicação, o que levou alguns especialistas a deixar de lado esse tipo de análise em prol de exames como o ECO.

Alguns autores, no entanto, recomendam que a ausculta deve ser a primeira etapa de exame em um paciente, pelo fato de que, por meio dela, é possível verificar significativas alterações cardíacas (TEIXEIRA et al., 2009; ABREU et al., 2006; LIMA et al., 2008). Conforme afirma Pesinato (2012), a ausculta possibilita a verificação de anormalidades que não são facilmente identificadas pelo ecocardiograma. Além disso, para Hess (2002), a ausculta tem maiores probabilidades de sucesso quando o profissional já suspeita da ocorrência de alguma alteração cardíaca em seu paciente. Dessa forma, esse exame pode também ser utilizado para confirmar a presença de doenças cardíacas. Seguindo esta linha de raciocínio, Hess (2002) relata que o valor da ausculta é maior quando faz parte de uma estratégia de investigação de uma hipótese em particular.

A ausculta, portanto, atende a esse cenário, pois é um dos métodos mais fundamentais para avaliar o coração, já que pode ser usada de forma rápida para diagnosticar algumas doenças, além de oferecer uma grande quantidade de informações dos sons cardíacos. A audição desses sons depende do modo como as ondas sonoras reverberam de tecido para tecido até finalmente chegar ao estetoscópio.

Dependendo do som gerado pode-se identificar alguma anormalidade, sendo que uma das aplicações da ausculta nos dias atuais está na verificação da

existência ou não de sopros no coração, que são causados pela alteração no fluxo sanguíneo, por obstrução ou por aumento de velocidade (ABREU et al., 2006). Quanto a isso, Pazzanese (1940) já havia citado a importância da utilização da ausculta cardíaca e da fonocardiografia.

A fonocardiografia é o registro dos ruídos cardíacos, que se dão pelo movimento de músculos, válvulas e órgãos. Do som captado pelo estetoscópio, podem ser distinguidas características como tom, intensidade, e timbre.

O tom indica se há muita ou pouca oscilação (o ouvido humano é capaz de perceber entre 20 e 20.000 oscilações por segundo). Embora denominado tom, quando se refere à ausculta cardíaca, o correto é que o som gerado pelo coração produz ruído e não tom. A intensidade é a força da vibração, que é expressa pela amplitude dos ruídos. Já o timbre é a presença de harmônicos, que resultam no som (PAZZANESE, 1940).

O registro dos sons cardíacos ocorre atualmente por meio de estetoscópios digitais, que, além de reproduzirem os sons captados, também os amplificam, filtram e podem até gravá-los para posterior reprodução e/ou estudo, bem como representar algumas dessas informações em gráficos.

A técnica de ausculta deve ser aplicada preferencialmente em lugares silenciosos, para que o médico não tenha dificuldade em ouvir os sons cardíacos e pulmonares. O médico deve analisar alguns locais padrões como: foco aórtico, foco mitral, foco pulmonar e foco tricúspide. Além desses locais pode-se examinar outros para se obter um resultado mais preciso e detalhado. Para que tenha um melhor aproveitamento da ausculta, o médico deve conhecer como o som se propaga em cada ponto em que ocorrerá a utilização da técnica, como, por exemplo, o som originado na valva aórtica, que reverbera no pescoço ou no esterno esquerdo, enquanto o som produzido pela valva mitral tende a ir para a axila. De acordo com Pazin et al.(2004), a propagação do som tende a obedecer a um padrão. As valvas localizadas na parte direita do coração não têm uma alta reverberação, indicando-se, no caso, a ausculta nos dois focos desse lado, que são a tricúspide e o pulmonar. Em contrapartida, o lado esquerdo tem uma boa reverberação.

Com a ausculta cardíaca é possível obter informações para verificar se o coração está livre de alterações ou se tem sopro ou arritmia, dentre outras anormalidades cardíacas.

Conforme mencionado, a ausculta cardíaca é a audição dos sons cardíacos, sendo que cada ruído emitido poderá sofrer alterações de acordo com o perfil do paciente, que varia em função da faixa etária (infância, juventude, adultidade ou velhice), da prática de atividade física (exercícios), da presença ou não de obesidade ou de anormalidade cardíaca. A ausculta pode ser dividida em quatro principais ruídos, que também são denominados bulhas, mencionadas na próxima seção.

3.4 Ciclo Cardíaco

O ciclo cardíaco é composto basicamente por duas atividades, denominadas sístole e diástole (ilustradas na Figura 8), as quais ocorrem tanto nos átrios quanto nos ventrículos (TILKIAN, CONOVER, 2004).

A diástole é o relaxamento do átrio e/ou ventrículo, e a sístole é a contração do átrio e/ou ventrículo. No final da fase de diástole ventricular, o átrio realiza a sístole, contraindo-se a fim de bombear mais sangue para o ventrículo. Quando a pressão no ventrículo é superior à pressão do átrio, as valvas tricúspide e mitral se fecham, dando início à sístole ventricular, em que o ventrículo direito envia sangue para o pulmão e o ventrículo esquerdo envia sangue oxigenado para o restante do corpo, conforme se observa na Figura 7 (TILKIAN, CONOVER, 2004).

Agora, apresentar-se-á o ciclo cardíaco de forma um pouco mais detalhada. O sangue chega no átrio direito pelas veias cavas, fazendo aumentar a pressão do átrio. Quando a pressão do átrio supera a pressão do ventrículo, a valva tricúspide se abre e o sangue entra inicialmente de maneira rápida no ventrículo direito, porém a velocidade do enchimento do ventrículo vai diminuindo de acordo com a quantidade de sangue dentro dele, fazendo com que a pressão ventricular aumente até superar a pressão atrial que diminuiu. Neste momento,

para que o sangue não retorne ao átrio, a valva tricúspide se fecha, e, em paralelo, sendo a pressão ventricular superior à pressão arterial, abre-se a valva pulmonar, enviando sangue para o pulmão. Então, a pressão ventricular diminui, sendo ultrapassada pela pressão atrial e arterial, ocasionando o fechamento da valva pulmonar e a abertura da valva tricúspide (TILKIAN, CONOVER, 2004). Da mesma forma acontece no lado esquerdo do coração, quando o átrio esquerdo recebe o sangue vindo do pulmão. No momento em que a pressão atrial se torna superior à pressão ventricular esquerda, a valva mitral é aberta e o sangue passa para o ventrículo, inicialmente rápido, porém diminuindo de velocidade conforme aumenta a pressão ventricular e diminui a pressão atrial. Uma vez que a pressão ventricular supera a atrial, a valva mitral se fecha para impedir o retorno do sangue do ventrículo para o átrio. Ao mesmo tempo, a pressão ventricular se torna maior que a pressão aórtica, abrindo a valva aorta e enviando sangue para o corpo. Quando a pressão da aorta se torna superior à do ventrículo, a valva aorta se fecha, impedindo o retorno do sangue para o ventrículo. Dessa forma, recomeça o processo (TILKIAN, CONOVER, 2004).

Figura 7– Sistema cardíaco.

(Adaptado de IDEIAS MODERNAS, 2015; e de TILKIAN, CONOVER, 2004)

Figura 8–Sístole e Diástole.
(Adaptado de TILKIAN, CONOVER, 2004)

É no ciclo cardíaco que se detectam as bulhas (S1, S2, S3 e S4), isto é, os sons ocasionados pelo fechamento e abertura das valvas mitral, pulmonar, aórtica e tricúspide. A primeira bulha (S1) ocorre no início da sístole ventricular, com o fechamento de duas valvas – mitral e tricúspide – denominadas valvas atrioventriculares. O que pode ocorrer na S1, em termos de desvios de padrão sonoro, são dois fenômenos conhecidos como hipofonese e hiperfonese.

A hipofonese corresponde à redução dos ruídos cardíacos durante a sístole, ou seja, o fechamento das valvas ocorre com menor intensidade. A diminuição dos ruídos pode se dar por motivos como obesidade, enfisema pulmonar, infarto agudo do miocárdio, presença de marca-passo artificial, calcificação da valva mitral, insuficiência aórtica, entre outros. Já a hiperfonese corresponde ao aumento dos ruídos cardíacos na sístole, quando o fechamento das valvas ocorre com maior intensidade. A hiperfonese pode ocorrer por motivos como quadro de febre ou de anemia ou posterior à realização de exercício físico, pela espessura fina do tórax do paciente, pela presença de estenose mitral ou de mixoma atrial, pela degeneração da valva mitral, entre outros (AZEVEDO, 1984). Ainda quanto à S1, pode haver o desdobramento do ruído, uma espécie de eco que se dá quando é auscultada a bulha 4 (S4), que antecede a S1, ou pelo ruído de ejeção posterior à S1.

A segunda bulha (S2) ocorre no fechamento das valvas semilunares, de que fazem parte as valvas aórtica (A2) e pulmonar (P2). A2 e P2 se fecham quando a pressão externa é superior à pressão dos ventrículos, conforme se pode visualizar na Figura 9, quando há o cruzamento dos gráficos das pressões ventricular e arterial. O desdobramento que pode ocorrer na ausculta da S2 é um som natural de A2 e P2 ou de P2 e A2. O desdobramento A2–P2 é normal e segue a respiração, uma vez que, por haver maior fluxo sanguíneo no ventrículo direito no momento da inspiração, a ejeção do sangue nesse ventrículo tende a ser prolongada, levando ao desdobramento. Quando ocorre a expiração, o fluxo sanguíneo no ventrículo direito diminui, fazendo aumentar o fluxo no ventrículo esquerdo, acarretando um desdobramento com os sons em um intervalo de tempo curto. O intervalo do desdobramento que envolve A2 e P2 geralmente não passa de 50 milissegundos. Quando ocorre prolongamento desse desdobramento, podem ser investigadas algumas deficiências cardíacas como, por exemplo, estenose pulmonar, hipertensão pulmonar, bloqueio do ramo direito, insuficiência mitral, entre outras. O desdobramento prolongado tem uma variação na duração que vai de 50 até 120 milissegundos (AZEVEDO, 1984).

Figura 9– Eventos do ciclo cardíacos.
(Adaptado de GUYTON, HALL, 2005)

O desdobramento P2–A2, também denominado desdobramento paradoxal, ocorre, por sua vez, em um período curto na expiração e inexistente na inspiração. Esse desdobramento pode indicar patologias como, por exemplo, bloqueio do ramo esquerdo, estenose aórtica, hipertensão arterial, doença coronária, entre outras (AZEVEDO, 1984).

Assim como na S1, na S2 também podem ocorrer hiperfonese e hipofonese. A hiperfonese, que ocorre quando há o aumento da pressão sanguínea, pode se dar por motivos como quadro de febre ou de anemia ou posterior à realização de exercício físico, pela espessura fina do tórax do paciente, pela presença de hipertensão arterial, hipertensão pulmonar, dilatação pulmonar ou da aorta, entre outros. Já a hipofonese, relacionada à diminuição da pressão sanguínea, ocorre devido a fatores como obesidade, enfisema pulmonar, miocardiopatia, estenose das valvas pulmonar ou aórtica ou, ainda, insuficiência aórtica ou pulmonar.

A terceira bulha (S3) acontece devido às vibrações no ventrículo esquerdo no momento de seu rápido enchimento, seguido da abertura da valva mitral. A S3 é normal em crianças e jovens, porém patológica em pessoas com idade superior a 30 anos. A S3 pode ser auscultada após a S2, já que ocorre 120 a 160 milissegundos após o S2. Em geral, quando se nota uma S3 acentuada durante a inspiração, esta acontece no lado direito do coração, e, durante a expiração, no lado esquerdo do coração. A S3 pode indicar alguma patologia relacionada a insuficiência mitral ou tricúspide, pericardite constrictiva, entre outras (AZEVEDO, 1984).

A quarta bulha (S4) ocorre pela vibração do ventrículo na pré-sístole, que é um resultado da sístole atrial, ou seja, a S4 se nota quando o sangue entra no ventrículo e ele está enrijecido, condição que produz som quando deveria haver silêncio. Normalmente a S4 emite um som baixo, imperceptível pelo ouvido humano, porém captável no fonocardiograma (PCG). Quando a S4 ocorre em indivíduos adultos, indica patologias como hipertensão arterial, hipertensão pulmonar, estenose pulmonar, estenose aórtica, cardiomiopatia aterosclerótica, entre outras (AZEVEDO, 1984).

Foco deste trabalho, a S1 e a S2 marcam o intervalo de observação da ausculta cardíaca, sendo que a S1 indica o início da sístole ventricular e a S2 indica o início da diástole ventricular. Por esse motivo, a identificação destas duas bulhas é pré-requisito para qualquer análise de ausculta.

3.5 Sopros

O sopro é o som originado por vibrações com duração mais prolongada que os sons cardíacos normais e pode ser dividido em três tipos: sistólico, diastólico e contínuo. O sopro sistólico, ocorrido entre a S1 e a S2, podendo se realizar na ejeção, e, embora possa acontecer em corações normais, costuma se dar por motivos como estenose aórtica, estenose pulmonar ou funcional. Já o sopro sistólico por regurgitação é sempre patológico e ocorre por fatores como comunicação intraventricular, insuficiência mitral ou insuficiência tricúspide (TILKIAN, CONOVER, 2004).

O sopro sistólico pode se apresentar de quatro diferentes formas: mesossistólico, holossistólico, protossistólico e telessistólico.

O sopro mesossistólico, ocorrido quando a pressão ventricular é superior à pressão aórtica, se inicia após o fechamento da valva mitral. Surgido durante a sístole, no meio da qual tem seu auge, esse tipo de sopro ocorre por hiperfluxo ou anormalidade nas valvas aórtica e pulmonar, obstrução do fluxo sanguíneo na saída dos ventrículos e regurgitação mitral (TILKIAN, CONOVER, 2004).

Já o sopro holossistólico ocorre no momento em que a valva mitral é fechada, permanecendo durante o período da sístole. Neste tipo de sopro não há alteração de sinal, o qual se mantém da mesma forma durante toda a sístole, chegando a ocorrer durante a S2. O sopro holossistólico pode acontecer por causa de insuficiência das valvas tricúspide e mitral.

Há também o sopro protossistólico, que tem como característica ocorrer na S1 e seguir durante a sístole, porém diminuindo de intensidade gradativamente até terminar antes da S2. A causa desse sopro também se deve à insuficiência das valvas tricúspide e mitral (TILKIAN, CONOVER, 2004).

O sopro telessistólico geralmente tem início na metade da sístole e continua até a S2. Uma de suas causas é a anormalidade da valva mitral.

Quanto ao sopro diastólico, este acontece, conforme seu nome sugere, na fase da diástole, apresentando-se em diferentes formatos: protodiastólico, mesodiastólico, telediastólico e holodiastólico.

O sopro protodiastólico inicia-se logo após a S2, quando a pressão aórtica ultrapassa a pressão ventricular. O sopro vai diminuindo de intensidade ao longo da diástole (TILKIAN, CONOVER, 2004).

Já o sopro mesodiastólico ocorre no meio da diástole, em que a pressão arterial é maior que a pressão ventricular, e se dá, por exemplo, por problemas na valva mitral, quando o enchimento do ventrículo é retardado (TILKIAN, CONOVER, 2004). O sopro telediastólico ocorre na parte final da diástole e o

holodistólico inicia-se na bulha S2 e permanece durante a diástole (TILKIAN, CONOVER, 2004).

Os sopros contínuos, por sua vez, têm início na sístole e terminam no início, meio ou final da diástole. Geralmente ocorrem devido à persistência do canal arterial ou por causa de desvio da aortopulmonar ocasionado por cirurgia (TILKIAN, CONOVER, 2004).

3.6 Técnicas para análise de sinais

3.6.1 Wavelet

Esta seção se inicia com um pouco da história das wavelets, seguida de um breve comentário sobre algumas áreas de aplicação da transformada de wavelet.

A palavra *wavelet* deriva do termo francês “ondelette”, que significa onda pequena. As wavelets foram mencionadas pela primeira vez pelo matemático húngaro Alfréd Haar, em 1909. Somente em meados de 1930, porém, é que começaram as pesquisas envolvendo wavelets. Nesse período, o matemático francês Paul Lévy comparou a wavelet de Haar com a base de Fourier, mostrando vantagens daquela proposição em determinadas aplicações (MALLAT, 1989).

Desde então, as wavelets vinham sendo utilizadas de acordo com a visão de Haar, até que, em 1985, Stéphane Mallat aplicou as wavelets no processamento digital de imagens, possibilitando um novo olhar para a transformada. Em 1988, Mallat propôs a análise de multirresolução (MALLAT, 1989). Já em 1989, baseando-se nas evoluções de wavelet trazidas por Mallat, Meyer (1990) construiu um outro modo de aplicação. Em 1990, utilizando a base de Mallat, Ingrid Daubechies possibilitou uma nova abordagem com as wavelets, sendo essa ideia a base de muitos trabalhos desenvolvidos recentemente.

A wavelet tem sido utilizada em várias áreas que precisam realizar tratamento de sinais, a Engenharia, a Medicina, a Música, a Economia, a Física e

a Matemática. Na área econômica, a wavelet foi utilizada em 1999 para análise da economia e de dados financeiros (RAMSEY, 1999). Já em 2007, foi utilizada para estudos de retorno de ações (GALLEGATI, 2007) e, em 2008, para a medição dos ciclos da economia (YOGO, 2008). Na Engenharia, foi aplicado nas vertentes civil, de produção, da computação, entre outras. Em 1997, foi aplicada na identificação de terremotos e ventos (GURLEY, KAREEM 1997) e, em 2003, na identificação de sistemas em engenharia civil (KIJEWski, 2003).

Na área de Música, ocorreu em 1993 a utilização da wavelet para separação da voz e ruídos (EVANGELISTA, 1993) e, em 2004, para comparar sons similares e detectar remoções (LI, 2004). Em relação à área médica, já foi utilizada para a análise de imagens como raio-X, tomografia, ressonância magnética e também em análise de sinais captados por exames como ECG e ECO (ARMSTRONG, RYAN, 2012). Em 2008, foi utilizada em análise de imagens de PET (SHANGLI et al., 2008) e de ultrassom (KHARE et al., 2010). Na área da computação, contribuiu para um trabalho de compressão de imagens, ou seja, uma necessária redução do tamanho das imagens que possibilitasse o armazenamento de uma quantidade maior de dados em um espaço menor (GRAPS, 1995).

A wavelet muitas vezes serve como um meio para reduzir os ruídos dos sinais, como já mencionado na área musical ou, como é o caso deste trabalho, para detectar sons cardíacos.

3.6.2 Filtro de Sinais

Um filtro de sinal é todo quadripolo cujo sinal que se obtém como saída depende diretamente do sinal de entrada e da também da “estratégia” existente dentro do circuito de que esse filtro faz parte. Cada filtro é planejado para atender a um determinado cenário, de modo que os circuitos devam deixar passar somente o conjunto de frequência determinada, atenuando as demais frequências.

Os filtros existem há muito tempo e estão presentes em aparelhos antigos como, por exemplo, o rádio. Por meio de uma antena, esse aparelho pode capturar diversos sinais sonoros oriundos de diferentes fontes, porém só consegue reproduzir esses dados de uma frequência por vez. Para isso, o usuário escolhe a frequência desejada e, aplicando o filtro nos sinais recebidos, obtém a saída que pretende ouvir.

Os filtros são utilizados em diversas áreas, como Engenharia, Economia, Medicina, Computação etc. Na área médica, especificamente, pode-se citar como exemplo a utilização de filtros em sinais de eletrocardiograma (ECG) (REDFERN et al., 1993). Akbari et al. (2011) desenvolveram um trabalho que utiliza filtros, além de outras técnicas, para fazer a separação entre ruídos e sons cardíacos. Na área computacional, foram utilizados filtros para auxiliar na detecção da face humana (COSTEN et al., 1996). Além da presença nesses trabalhos, a técnica de filtros continua em uso e aprimoramento em diversas áreas até os dias atuais. No presente trabalho, utilizou-se o filtro com o propósito de auxiliar na redução de ruídos e na seleção de determinadas faixas de frequência desejadas para estudo.

Os filtros foram utilizados neste trabalho com o intuito de definir a faixa de frequência que se deseja trabalhar, permitindo que o sinal fique com menos ruído e somente com o sinal que se deseja realizar a separação.

No próximo capítulo, são explicados os materiais e métodos utilizados neste estudo.

3.7 Artigos relevantes

Nas seções 3.6.1 e 3.6.2 foram mencionados alguns artigos referentes a diversas áreas de aplicação. Já nesta seção serão apresentados alguns artigos que fazem algum tipo de análise ou separação nos sons cardíacos.

O Usman et. al. (2004) realiza a separação das bulhas S1 e S2 utilizando a técnica de análise da componente independente (ICA). A separação que é

demonstrada no trabalho contém muito ruído e os autores só trazem a separação por meio de imagem, não quantificando o nível de eficiência da separação.

A seguir nas Figuras 10, 11 e 12 estão ilustradas o sinal original e os resultados da separação obtida pelos autores acima comentado.

Figura 10 – Som Original. (Adaptado de USMAN; et al. 2004)

Figura 11 – Separação de S1. (Adaptado de USMAN; et al. 2004)

Verifica-se nas Figuras 11 e 12 que as bulhas relativas a cada separação estão mais visíveis, porém não ainda há muito ruído em ambas as separações.

Figura 12 – Separação de S2. (Adaptado de USMAN; et al. 2004)

Pietilä trabalha também com ICA e Denoising Source Separation, onde o foco é separar os ruídos das bulhas cardíacas (Pietilä; et al. 2006). Os autores não quantificam o nível de sucesso obtido, somente ilustrando o resultado final, que está na Figura 13. Nesta imagem pode-se observar que no primeiro sinal estão as bulhas e no segundo sinal os ruídos.

Figura 13 – Sinal com as duas bulhas e sinal com os ruídos. (Adaptado de Pietilä; et al. 2006)

Falk e Chan (2008) trabalham com modulação de sinal e filtros, tendo como objetivo a separação do som da respiração, do som cardíaco e dos ruídos. Os autores também não quantificam o nível de eficiência alcançado. A Figura 14 trás o resultado ilustrado pelos autores.

Figura 14 – Separação do som da respiração, som cardíaco e ruídos. (Adaptado de FALK; CHAN, 2008)

Chou e Tsai (2012) aplicam filtro butterworth, sendo que o objetivo do trabalho é somente a filtragem do sinal, porém os autores não indicam o nível de eficiência do resultado obtido, somente ilustram o resultado; como pode ser observado na Figura 15, onde observa-se o sinal original e o sinal filtrado.

Figura 15 – Sinal original e sinal filtrado. (Adaptado de CHOU; TSAI, 2012)

Castro, et al. (2013) demonstram a identificação das bulhas S1 e S2 utilizando Filtros Envelope e Wavelet. Os autores fazem dois tipos de análise e quantificam os resultados obtidos, sendo que na primeira análise obtiveram 81,9% para a identificação de S1 e 82,1% para a identificação de S2, este resultado está ilustrado na Figura 16. Já na segunda análise realizada conseguiram 90,9% de detecção para a bulha S1 e 93,3% de detecção para a bulha S2, o resultado pode ser visualizado na Figura 17.

Figura 16 – Resultado da primeira análise. (Adaptado de Castro; et al., 2013)

Figura 17 – Resultado da segunda análise. (Adaptado de Castro; et al., 2013)

Ainda em 2013, Marques; et al. (2013) publicaram um trabalho onde identificam as bulhas em sinal cardíaco, os autores trabalharam com envelope, wavelet e shannon entropy. Eles ilustram os resultados obtidos, porém não quantificam a eficiência do resultado. Na Figura 18 pode-se observar o resultado obtido pelos autores.

Figura 18 – Resultado da segunda análise. (Adaptado de Marques; et al., 2013)

Devi e Arthanari realizaram a separação das bulhas S1 e S2 utilizando Support Vector Machine (SVM), Filtros e Discrete Cosine Transform (DCT), conseguindo 95% de eficiência na separação de S1 e 93% de eficiência na separação de S2, porém não ilustra o resultado final.

Ainda em 2014 Omari e Reguig (2014) trabalham com wavelet e tem como foco a redução de ruído, não trazendo nenhum parâmetro quantificador para os resultados, apenas ilustrando o mesmo, como pode-se observar na Figura 19.

Figura 19 – Redução de ruído. (Adaptado de OMARI, ReGUIG, 2014)

4 MATERIAIS E MÉTODOS

4.1 Introdução

Este trabalho, de caráter observacional e não intervencionista, trabalha com métodos matemáticos que são o Filtro Passa-Faixa (FPF) e a Wavelet. Tais métodos serão descritos neste capítulo nas seções 4.4 e 4.5. Também será explanada neste capítulo a aplicação realizada, incluindo o algoritmo utilizado, e a análise ROC que foi utilizada para validar os resultados obtidos.

Foram realizados testes sobre a referida base de dados do Real Hospital Português com três diferentes faixas de frequências, sendo elas de 20 a 200 Hz, de 35 a 100 Hz e de 80 a 300 Hz. Essas faixas foram utilizadas porque há divergência quanto às faixas em que ocorrem a S1 e a S2, fato mencionado em trabalhos científicos e que chamou a atenção para verificar qual dessas faixas de frequência realmente consegue permitir a separação dos sons cardíacos. Alguns dos trabalhos científicos que apresentam diferentes faixas são: ABBAS, BASSAM, 2009; MARQUES, 2013b; CHOU, TSAI, 2015; STEIN et al., 1981; OMARI, REGUIG, 2014; DEVI, ARTHANARI, 2014; CHEN et al., 2013; MOUKADEM et al., 2013.

Em relação ao material utilizado nessa pesquisa, utilizou-se um *notebook* CCE info com processador I7, 8 GB de memória RAM e 500 GB de disco rígido. Já o software utilizado para análise de dados foi o MatLab (R2013a (8.1.0.604) 64-bits) (CHAPMAN, 2010).

4.2 Casuística

A base de dados utilizada é referente a um projeto português que utilizou dados coletados no Real Hospital Português (BENTLEY et al., 2011), os quais foram mantidos anônimos, em acordo como conselho de ética da instituição. As

ausculta foram feitas em crianças, nas quais se utilizou o estetoscópio eletrônico Littmann Modelo 3100, com uma frequência de amostragem de 4 KHz. Neste trabalho foram consideradas 124 ausculta desta base, das quais 98 foram classificadas como sons cardíacos normais (isto é, sem nenhuma alteração patológica) e 26 classificadas como sons cardíacos com sopros. A análise das amostras foi feita em relação a S1 e S2, sendo que nos 98 sons cardíacos normais foram identificadas 930 bulhas e, em relação aos sons de sopro, identificaram-se 279 bulhas. Como a análise realizada é para verificar se existe ou não as bulhas, então utilizou-se variáveis usadas na análise ROC como por exemplo, acurácia, sensibilidade e especificidade (VIEIRA, 2008). A curva ROC não será utilizada neste trabalho, pois a análise da curva ROC é realizada usando variáveis discretas, o que não é o caso deste trabalho.

Nos resultados apresentados, calcula-se também a acurácia, que serve para mostrar a proporção dos resultados corretos, ou seja, a acurácia indica a precisão dos resultados obtidos.

4.3 Base de Dados

A base de dados utilizada pertence, como já mencionado anteriormente, ao Real Hospital Português (BENTLEY et al., 2011), e foi auditada de duas formas. Os sons classificados como normais já vieram acompanhados de arquivos com a indicação dos lugares das bulhas. Já as representações dos sons com sopro foram impressas e entregues a um médico especialista do Hospital Dante Pazzanese, juntamente com os áudios correspondentes a essas impressões, para que esse profissional pudesse indicar quais eram as bulhas S1 e S2. Dessa forma, foi possível averiguar se os resultados obtidos após a análise haviam separado a S1 e a S2 nos dois grupos de sons estudados.

4.4 Filtro de Sinais

Os filtros são utilizados para selecionar uma determinada faixa de frequência ou para eliminar determinados sinais que são apenas ruídos. Diversas aplicações usam filtros para a realização da tarefa desejada, como antenas de televisão,

gravadores de áudio para estúdio, equipamentos médicos, entre outros. Na área médica vários autores já utilizaram filtros para análises, como FALK, CHAN, 2008; ATBI et al., 2013; SAATCI; AKAN, 2005; AKBARI et al., 2011.

Os filtros são sistemas lineares invariantes no tempo capazes de modificar as características dos sinais de entrada, de modo que somente o que estiver contido dentro das especificações dos filtros será representado no sinal de saída.

De acordo com Haykin e Veen (2001) e Sedra e Smith (2007), os filtros são fundamentais quando se deseja estudar sinais ou processamento de sinais. As respostas dadas pelos filtros são caracterizadas por faixas de passagem, de transição e de rejeição, como se pode ver na Figura 20.

Figura 20– Faixa de Passagem, Faixa de Transição e Faixa de Rejeição, onde w_p = frequência final da faixa de passagem, w_s = início da frequência da faixa de rejeição.

Os sinais podem ser representados por:

Sinal de entrada = $x(t)$

Sinal de saída = $y(t)$

Filtro = $F(t)$

Na Figura 21, consta a representação em diagrama de blocos de um filtro, onde $x(t)$ representa o sinal de entrada no filtro e $y(t)$ o sinal de saída, isto é, o sinal filtrado.

Figura 21– Representação do filtro.

Então o sinal de saída pode ser representado por:

$$y(t) = F(t) \cdot x(t), \quad \text{Equação 1}$$

a qual, ao passar do domínio do tempo para o da frequência, apresenta-se como:

$$Y(j\omega) = F(j\omega) * X(j\omega)^1 \quad \text{Equação 2}$$

Em função de transferência de forma padrão, é dada por:

$$F(s) = \frac{a_n(s - z_1)(s - z_2) \dots (s - z_n)}{(s - p_1)(s - p_2) \dots (s - p_N)}, \quad \text{Equação 3}$$

Sendo N a ordem do filtro que será utilizado, $z_1, z_2, \dots, z_n$ são os zeros do número complexo e $p_1, p_2, \dots, p_n$ são os polos da função de transferência.

Dependendo da aplicação que se deseja, podem-se usar diferentes tipos de filtros, como o filtro passa-baixa, o filtro passa-alta e o filtro passa-faixa.

¹O símbolo * significa a convolução no domínio da frequência.

4.4.1 Filtro Passa-Baixa (FPB)

Este filtro tem como característica a filtragem do sinal de entrada, permitindo que somente os sinais abaixo da frequência estipulada passem, ou seja, o sinal de saída será formado somente pelo sinal que estiver abaixo da frequência estipulada, eliminando qualquer sinal que esteja acima dessa frequência. Então, utiliza-se esse filtro quando se deseja extrair uma informação importante para o sinal utilizado, sendo ela inferior a uma determinada frequência e tendo uma extensão finita. Na Equação 4 demonstra-se o filtro passa-baixa.

$$|H(j\omega)| = \begin{cases} 1, & |\omega| \leq \omega_c \\ 0, & |\omega| > \omega_c \end{cases} \quad \text{Equação 4}$$

Na Figura 22, pode-se observar a informação do filtro passa-baixa ideal, que seria uma transmissão das frequências que devem ser aceitas, as quais ocorrem dentro da faixa de passagem, sem distorção ou perdas, e que rejeita todas aquelas que passam na faixa de rejeição. A resposta pretendida corresponde ao sinal ideal, que seria o sinal dentro do retângulo tracejado (Figura 22). No entanto, como sempre há alguma distorção, tem-se, portanto, o sinal real, que contempla um pouco do sinal que atravessa a faixa de rejeição (fora do retângulo). Essa distorção se dá de acordo com a tolerância aceita e configurada no filtro.

Figura 22– Filtro Passa-Baixa.

4.4.2 Filtro Passa-Alta (FPA)

Esse filtro é similar ao passa-baixa, porém só permite a passagem do sinal que estiver acima da frequência escolhida. De forma análoga, há a faixa de passagem e a faixa de rejeição, sendo que a curva real inclui distorções aceitáveis do sinal. Na Equação 5 e na Figura 23 demonstram-se o comportamento desse filtro.

$$|H(j\omega)| = \begin{cases} 0, & |\omega| \leq \omega_c \\ 1, & |\omega| > \omega_c \end{cases} \quad \text{Equação 5}$$

Figura 23 – Filtro Passa-Alta.

4.4.3 Filtro Passa-Faixa (FPF)

O filtro passa-faixa é uma junção das ideias dos dois filtros já apresentados, ou seja, há uma faixa de rejeição à esquerda da faixa de passagem (similar ao filtro passa-alta) e uma outra faixa de rejeição à direita da faixa de passagem (similar ao filtro passa-baixa). Nesse filtro deve ocorrer a escolha de uma determinada faixa de passagem entre a frequência ω_{c1} (menor) e a frequência ω_{c2} (maior), ou seja, as frequências permitidas para a passagem do sinal de saída são apenas as que estão entre ω_{c1} e ω_{c2} , conforme pode-se visualizar na Figura 24 e na Equação 6.

$$|H(j\omega)| = \begin{cases} 1, & \omega_{c1} < |\omega| \leq \omega_{c2} \\ 0, & \omega_{c1} \leq |\omega| \text{ e } |\omega| > \omega_{c2} \end{cases} \quad \text{Equação 6}$$

Figura 24– Filtro Passa-Faixa.

4.5 Wavelet

A Wavelet se tornou uma ferramenta muito utilizada para analisar sinais com variantes locais em séries temporais. Ela decompõe a série de tempo em espaço de tempo-frequência, sendo capaz de determinar variações em ambos os domínios. As wavelets foram usadas por várias áreas de estudos, como análise de sinais climáticos, geofísicos, médicos, entre outros. Na área de cardiologia, podem-se citar alguns trabalhos como HEDAYIOGLU et al., 2011; MARQUES et al., 2013a; CASTRO et al., 2013; e FERREIRA et al., 2012.

As wavelets são pequenas ondas passíveis de desmembramento do sinal original, ou seja, o sinal é analisado tanto no tempo como na frequência, e a função matemática de wavelet busca decomposições de sinal que formam o sinal

original. Dessa forma, pode ser possível retirar ou diminuir ruídos em determinados sinais, separar ruídos de sinais, entre outras funções (ABBAS, BASSAM, 2009).

A transformada wavelet é a expansão de um sinal em uma série de pequenas ondas (wavelets). Estas características resumem a capacidade de tal expansão em representar aspectos oscilatórios de curta duração presentes em um sinal (ABBAS, BASSAM, 2009). A Figura 25 ilustra a decomposição do sinal original em pequenas ondas, sendo s o sinal original. Verifica-se que dependendo do sinal pode ocorrer subdivisões com a separação das bulhas e também uma melhoria na filtragem dos ruídos.

Figura 25 – Exemplo de decomposição do sinal utilizando a transformada de wavelet.

A análise de Wavelet foi criada baseando-se na análise de Fourier, o qual transforma o sinal da base tempo para base frequência, porém a análise de

Fourier tem suas limitações, que ocorre na transformação para o domínio da frequência, sendo que a informação do tempo é perdida. Ou seja, quando há uma transformada de Fourier não é possível verificar quando um determinado acontecimento ocorreu (BIANCHI, 2006).

Para melhorar a transformada de Fourier, ocorreu a adaptação para analisar apenas uma parte do sinal por vez, esta adaptação recebeu o nome de transformada de tempo-curto de Fourier. Esta técnica com as duas dimensões, a base tempo e a frequência, oferece informações sobre o momento e a frequência de uma determinada ocorrência do sinal. Porém o tamanho da janela² influencia na precisão do tempo e frequência obtido, e outra característica é que uma vez definido o tamanho da janela, este tamanho é fixo para a análise do sinal inteiro.

Já a análise de Wavelet representa uma melhoria na transformada de Fourier de curto prazo, ou seja, esta última trabalha com intervalos de tempo fixo para a análise do sinal, enquanto a análise de Wavelet trabalha com tamanhos variáveis. Como a Wavelet é uma forma de onda de curta duração, e enquanto a transformada de Fourier tem como informações o tempo e a frequência, a Wavelet tem como informações o tempo e a escala. A Figura 26 ilustra o domínio do tempo e da frequência, e a Figura 27 ilustra a Transformada de Fourier que utiliza o tempo e frequência e a Transformada de Wavelet que trabalha com escala e tempo. A escala na Wavelet tem como significado seu tamanho, podendo ocorrer a compressão ou expansão do sinal (BIANCHI, 2006).

Figura 26 – Domínio do Tempo e Domínio da Frequência. (Adaptado de MENDES, 2008)

² Janela é o “pedaço” do sinal que está sendo analisado.

Figura 27 – Transformada de Fourier e Transformada de Wavelet. (Adaptado de MENDES, 2008)

A definição de uma transformada wavelet considerando um sinal contínuo é dada pela Equação 7.

$$F(y,k) = \int f(t)\psi_{y,k}(t)dt, \quad \text{Equação 7}$$

onde o parâmetro y é uma variável com informação da escala da transformada, e o parâmetro k também é uma variável, mas com informações do tempo. A função dada por $\psi_{y,k}$ é chamada de wavelet, e pode ser descrita conforme a Equação 8, e a transformada geral da wavelet é dada pela Equação 9 (DAUBECHIES, 1990; GOMEZ et al. 1997).

$$\psi_{y,k}(t) = \frac{1}{\sqrt{y}}\psi\left(\frac{t-k}{y}\right) \quad \text{Equação 8}$$

$$F_{i,j}(a,b) = y_0^{-\frac{1}{2}} \int f(t)\psi(y_0^{-i}t - jk_0) \quad \text{Equação 9}$$

sendo y a dilatação e k a translação da transformada.

Conforme mencionado na seção 3.6.1, a Wavelet iniciou-se com a Transformada de Haar, sendo que é considerada a mais simples das Wavelets, e

após Haar, estudiosos desenvolveram outras técnicas de utilização abordando métodos de multiresolução, utilizando base ortonormal.

É necessário definir uma base para cada espaço vetorial X_a , sendo que as funções desta base recebem o nome de funções escalares (ϕ). A função escalar pode ser representada conforme exposto na Equação 10 (CASTAÑÓN, 2003; DAUBECHIES, 1990) :

$$\phi_b^a(x) = \phi(2^a x - b), \text{ onde } b = 0, \dots, 2^a - 1 \quad \text{Equação 10}$$

Sendo que

$$\phi(x) = \begin{cases} 1 & \text{se } 0 \leq x \leq 1 \\ 0 & \text{se caso contrário} \end{cases} \quad \text{Equação 11}$$

Após a definição da função escalar, deve-se escolher um produto interno definido sobre os espaços de vetores X_a , conforme Equação 12.

$$\langle f | g \rangle = \int_0^1 f(x)g(x)dx \quad \text{Equação 12}$$

Os dois vetores f e g são ortogonais a um produto interno se $\langle f | g \rangle = 0$. Desta forma pode-se ter um novo espaço vetorial Y_a como complemento ortogonal de X_a em Y_{a+1} .

Em resumo, a análise de Wavelet com multiresolução, é uma seqüência de espaços com aproximação sucessivas a X_a , ou seja, os espaços encontrados a partir de X_a como por exemplo: $\dots Y_{-3}, Y_{-2}, Y_{-1}, Y_0, Y_1, Y_2, Y_3 \dots$, são versões na escala do espaço central Y_0 (DAUBECHIES, 1990).

Então se a função escalar ϕ pertence a Y_0 , pode-se afirmar que:

$$\phi_{0,n}(x) = \phi(x - n), n \in \mathbb{Z}, \quad \text{Equação 13}$$

sendo que a Equação 13, forma a base ortonormal para Y_0 .

Logo todos os espaços encontrados se relacionam por escala ao espaço Y_0 , e este aspecto define a multiresolução. Desta forma, tendo Y_a , e o parâmetro a variando há a relação que quanto maior o valor de a , mais detalhado será o resultado obtido.

4.5.1 Daubechies

Este tipo de Wavelet foi criado por Ingrid Daubechies, que trabalhou com Wavelets ortonormais, tendo como base a Wavelet de Haar e do Mallat, conforme mencionado anteriormente na seção 3.6.1.

Na Wavelet de Daubechies, cada inteiro c , terá uma base ortonormal conforme Equação 14 (DAUBECHIES, 1990; DAUBECHIES, 1992).

$$\phi_{c,y,k}(x) = 2^{\frac{y}{2}} \phi_c(2^y x - k), \text{ onde } y, k \in \mathbb{Z} \quad \text{Equação 14}$$

Na Equação 14, a função $\phi_c(x)$ tem uma base sequencial ortonormal ($\phi_c(x-k)$). O parâmetro c é o índice de filtragem, y é referente a escala e o k é o índice de translação (DAUBECHIES,1990; DAUBECHIES,1992; MENDES, 2008).

Tendo a função $\phi_c(x)$, calcula-se a função f_y , que pode ser definida de acordo com a Equação 15 e o deslocamento pela Equação 16:

$$f_y(x) = \sum_k \langle f, \phi_{c,y,k} \rangle \phi_{c,y,k}(x) \quad \text{Equação 15}$$

$$d_y(x) = f_{y+1}(x) - f_y(x) \quad \text{Equação 16}$$

Então para que seja possível analisar os dados em uma determinada escala, usa-se uma base ortonormal $\psi_c(x)$ com propriedades parecidas com $\phi_c(x)$; e as duas funções são utilizadas como Wavelet “mãe” e a partir delas são geradas as demais Wavelets alterando a escala e transladando no tempo (DAUBECHIES,1992).

Dessa forma, pretende-se usar a transformada de Wavelet para realizar a separação dos sinais de PCG estudados neste trabalho. Após a utilização do filtro, pretende-se aplicar a Wavelet no sinal obtido para que possa existir uma separação mais consistente, após a qual se faz necessário realizar uma validação da separação.

4.6 Aplicação dos Métodos

Após a apresentação dos métodos utilizados neste trabalho, comenta-se a implementação na base de dados disponível. É iniciada com a aplicação dos filtros, seguida da utilização da Wavelet, conforme se pode observar na Figura 15.

Na Figura 15 pode-se observar o fluxo de realização do trabalho, em que um filtro é aplicado ao som original para melhora de sinal; após a aplicação desse filtro, emprega-se a transformada de wavelet, a partir da qual são geradas várias onduletas, sendo que uma delas contém a separação de S1. Aplica-se, então, um “limiar” para limpar o som de S1 e, após a detecção da S1, subtrai-se a S1 do sinal original, obtendo a bulha S2.

Figura 28 – Etapas para a utilização dos métodos.

O algoritmo produzido neste trabalho está descrito nos passos a seguir:

- 1) Escolhe a faixa de filtro que se deseja aplicar.
 - a. Configura a frequência de corte 1 (fc_1)
 - b. Configura a frequência de corte 2 (fc_2)Sendo que $fc_1 < fc_2$ e $fc_1 \geq 0$.
- 2) Aplica-se o filtro passa-faixa e obtém-se o sinal filtrado.
 - a. O sinal filtrado é gerado em um arquivo.
- 3) Aplica-se a Wavelet no sinal filtrado, utilizando os seguintes parâmetros:
 - a. Como o sinal analisado neste trabalho é um áudio, então trabalhou-se com Wavelet para uma dimensão
 - b. Tipo de Wavelet é a Daubeaucher (db10)
 - c. Nível 12
 - d. A principal onda utilizada foi a onda d3.
- 4) Gera-se um sinal com a onda escolhida.
- 5) Utiliza-se um threshold para deixar somente a bulha.
- 6) Com o resultado obtido subtrai a bulha extraída do sinal original, resultado a outra bulha.
- 7) Após a geração dos resultados, foi comparada cada bulha indicada como S1 e como S2 com os laudos para o preenchimento da tabela da análise estatística.
- 8) Cálculo dos parâmetros da análise estatística.

4.7 Análise ROC

A Análise denominada ROC (Receiver Operating Characteristic) é uma técnica utilizada para avaliação e seleção de classificadores (FAWCETT, 2006). A curva ROC teve sua origem ligada à Segunda Guerra Mundial, durante a qual curva ROC tinha a função de analisar sinais de radares. Após a guerra, entretanto, a análise ROC passou a ser utilizada em outras áreas. A grande contribuição dada pela análise ROC foi a avaliação da qualidade de um sinal, sendo que, nos dias atuais, tal técnica é utilizada em setores como Engenharia, Computação, Economia, Medicina, Meteorologia, entre outros. Na área médica utiliza-se a análise ROC sobre tudo para validar resultados de pesquisas (ZOU et al., 2007).

Um dos primeiros trabalhos a utilizar essa técnica foi publicado em 1989 por Spackman (1989), que a utilizou para comparar algoritmos computacionais relacionados ao aprendizado de máquinas. A partir desse estudo, a análise ROC passou a ser utilizada em diversas comparações.

A análise ROC lança mão de algumas variáveis para realizar comparações. Estas variáveis estão englobadas na classificação positiva e negativa de uma determinada hipótese. As variáveis são:

- VERDADEIRO POSITIVO(VP): trata-se de um valor acusado como positivo, sendo ele realmente positivo. Exemplo: o resultado acusou que determinado número de pessoas têm uma doença X e realmente essas pessoas a têm;
- VERDADEIRO NEGATIVO(VN): trata-se de um valor acusado como negativo, sendo ele realmente negativo. Exemplo: o resultado acusou que determinado número de pessoas têm uma doença X, e realmente essas pessoas não a têm;
- FALSO POSITIVO(FP): trata-se de um valor acusado como positivo, sendo ele, na realidade, negativo. Exemplo: o resultado acusou que determinado número de pessoas têm uma doença X, porém elas não a têm.

- FALSO NEGATIVO(FN): trata-se de um valor acusado como negativo, sendo ele, na realidade, positivo. Exemplo: o resultado acusou que determinado número de pessoas não têm uma doença X, porém essas pessoas a têm.

Com estas quatro classificações (VP, VN, FP, FN), podem-se calcular outros parâmetros e inserir todos os valores em uma tabela, conforme descrito na Tabela 1.

Esses parâmetros são:

- TOTAL DE POSITIVOS (TP): a soma dos dados VP e FP;
- TOTAL DE NEGATIVOS (TN): a soma dos dados VN e FN;
- TOTAL DA HIPÓTESE VERDADEIRA (THV): a soma dos dados VP e FN;
- TOTAL DA HIPÓTESE FALSA (THF): a soma dos dados VN e FP;
- TOTAL GERAL: a soma de todos os valores do experimento = TP + TN

Tabela 1– Frequência Absoluta da análise ROC

Amostras Resultado	Têm a doença X	Não têm a doença X	
Positivo	VP	FP	TP
Negativo	FN	VN	TN
	THV	THF	Total Geral

Uma vez preenchida a tabela com estes dados, podem-se calcular fatores importantes para a análise do resultado obtido, tais como a Sensibilidade (S) e a Especificidade (E).

A sensibilidade é descrita por Haddad (2004) como a probabilidade de um teste ter resultado positivo, sendo doente o indivíduo testado, ou conforme Equação 17.

$$S = VP / THV \text{ ou } S = VP / (VP + FN)$$

Equação 17

A sensibilidade tende a variar de acordo com a quantidade de falsos negativos existentes.

Já a especificidade é dada como a probabilidade de o teste ter resultado negativo, sendo sadio o indivíduo testado (FLETCHER, FLETCHER, 2008),

$$E = VN / THN \text{ ou } E = VN / (VN + FP) \quad \text{Equação 18}$$

A especificidade tende a variar de acordo com a quantidade de falsos positivos existentes.

Outras informações importantes que se podem obter são a proporção de concordância (também denominada *acurácia*) do teste, o valor preditivo positivo (VPP), o valor preditivo negativo (VPN) e a taxa de erro.

A acurácia corresponde à proporção de todos os resultados do teste (positivo e negativo) que estejam certos, sendo esse cálculo exposto na Equação 19.

$$\text{acurácia} = (VP + VN) / \text{total geral} \quad \text{Equação 19}$$

O valor preditivo positivo indica a probabilidade de ocorrência de determinado resultado, ou seja, o VPP é a probabilidade de um indivíduo ter uma doença quando o teste realizado apresenta resultado positivo, conforme Equação 20.

$$VPP = VP / (VP + FP) \quad \text{Equação 20}$$

Já o valor preditivo negativo é a probabilidade de o indivíduo não ter a doença quando o teste realizado apresenta resultado negativo, conforme Equação 21.

$$VPN = VN / (VN + FN) \quad \text{Equação 21}$$

5 RESULTADOS

5 Introdução

Após a aplicação das técnicas já mencionadas no capítulo 4, foram obtidos resultados para três diferentes faixas de frequências, conforme mencionado na seção 4.1 (20 a 200 Hz, de 35 a 100 Hz e de 80 a 300 Hz).

5.1 Resultados obtidos

Os resultados que serão ilustrados a seguir foram selecionados para demonstrar os falsos positivos e falsos negativos ocorridos, expondo, dessa forma, alguns dos problemas que ocorreram na separação do sinal. Nos sinais representados a seguir distinguem-se duas colorações, azul e verde, sendo azul o sinal original e verde a separação obtida, sobreposta ao sinal original.

Foram obtidos primeiramente os resultados para o grupo dos normais, nos quais se utilizou o filtro passa-faixa de 20 a 200 Hz.

A primeira amostra está ilustrada nasFigura 29 e Figura 30. Na Figura 29 destacam-se em verde as bulhas 1 (S1). Nesta figura há um falso positivo, destacado por um círculo vermelho.

Figura 29 – Destaque para a bulha S1(Filtro de 20 a 200 Hz)
(Nome da imagem original: 103_1305031931979_D1)

Já na Figura 30, o que se destaca em verde é a S2, não havendo falso positivo nem falso negativo.

Figura 30 – Destaque para a bulha S2(Filtro de 20 a 200 Hz)
(Nome da imagem original: 103_1305031931979_D1)

As Figura 31 e Figura 32 mostram outra amostra de som cardíaco. Na Figura 31 é apresentado em verde o sinal S1, sendo que, um pouco antes do instante de 2,5 segundos da faixa de áudio considerada, ocorre um falso positivo.

Figura 31 – Destaque para a bulha S1(Filtro de 20 a 200 Hz)
(Nome da imagem original: 106_1306776721273_C1)

Na Figura 32 está em verde a S2, porém há um falso positivo (circulado em vermelho) destacado no instante de 1 segundo do áudio considerado e, ainda, um falso negativo (assinalado pelo retângulo vermelho) antes dos 2,5 segundos.

Figura 32 – Destaque para a bulha S2(Filtro de 20 a 200 Hz)
(Nome da imagem original: 106_1306776721273_C1)

As Figura 33 e Figura 34 ilustram outra amostra. Na Figura 33, mostra-se em verde o sinal S1, porém há um falso positivo circulado em vermelho.

Figura 33 – Destaque para a bulha S1(Filtro de 20 a 200 Hz)
(Nome da imagem original: 128_1306344005749_D1)

Na Figura 34 é o sinal S2 que aparece em verde, sendo que há um falso negativo destacado pelo retângulo vermelho.

Figura 34 – Destaque para a bulha S2(Filtro de 20 a 200 Hz)
(Nome da imagem original: 128_1306344005749_D1)

Outra amostra é ilustrada com destaque para S1 na Figura 35, em que se podem observar dois falsos positivos.

Figura 35 – Destaque para a bulha S1(Filtro de 20 a 200 Hz)
(Nome da imagem original: 141_1306520154450_B)

Quando o destaque é o S2 (Figura 36), há 2 pontos destacados com falsos positivos (destacado com um círculo) e 1 falso negativo (destacado com um retângulo).

Figura 36 – Destaque para a bulha S2(Filtro de 20 a 200 Hz)
(Nome da imagem original: 141_1306520154450_B)

Outra amostra é ilustrada nas Figura 37 e Figura 38. Na Figura 37, observa-se o S1 em verde, porém ocorre aqui um falso negativo, destacado pelo retângulo.

Figura 37 – Destaque para a bulha S1(Filtro de 20 a 200 Hz)
 (Nome da imagem original: 172_1307971284351_B)

Já na Figura 38, em que S2 está em destaque, há a ocorrência de um falso positivo.

Figura 38 – Destaque para a bulha S2(Filtro de 20 a 200 Hz)
 (Nome da imagem original: 172_1307971284351_B)

Na última amostra do conjunto de sinais normais que será ilustrada nesta faixa de frequência, há um falso positivo na Figura 39, em que se destaca a S1.

Figura 39 – Destaque para a bulha S1(Filtro de 20 a 200 Hz)
 (Nome da imagem original: 183_1308072703477_B)

Na Figura 40, que destaca a S2, não há ocorrência de falsos positivos nem de falsos negativos.

Figura 40 – Destaque para a bulha S2(Filtro de 20 a 200 Hz)
(Nome da imagem original: 183_1308072703477_B)

As mesmas amostras serão ilustradas, agora, para análise da faixa de frequência de 35 a 100 Hz, cujos resultados se apresentam a seguir.

As Figura 41 e Figura 42 se referem à primeira amostra, sendo que a Figura 41 coloca em destaque a S1, em que se vê a ocorrência de quatro falsos positivos.

Figura 41 – Destaque para a bulha S1(Filtro de 35 a 100 Hz)
(Nome da imagem original: 103_1305031931979_D1)

A Figura 42, que destaca a S2, apresenta a ocorrência de falso negativo.

Figura 42 – Destaque para a bulha S2 (Filtro de 35 a 100 Hz)
(Nome da imagem original: 103_1305031931979_D1)

Outra amostra traz, na Figura 43, destaque para S1, apresentando um falso positivo (em círculo) e dois falsos negativos (em retângulo).

Figura 43 – Destaque para a bulha S1(Filtro de 35 a 100 Hz)
(Nome da imagem original: 106_1306776721273_C1)

Na Figura 44 observa-se em destaque a S2, que apresenta dois falsos positivos (em círculo) e um falso negativo (em retângulo).

Figura 44 – Destaque para a bulha S2(Filtro de 35 a 100 Hz)
(Nome da imagem original: 106_1306776721273_C1)

Na Figura 45, com S1 em destaque, constam dois falsos negativos.

Figura 45 – Destaque para a bulha S1(Filtro de 35 a 100 Hz)
(Nome da imagem original: 128_1306344005749_D1)

Na Figura 46, com S2 em destaque, podem-se observar dois falsos positivos.

Figura 46 – Destaque para a bulha S2(Filtro de 35 a 100 Hz)
(Nome da imagem original: 128_1306344005749_D1)

A amostra ilustrada nasFigura 47 e Figura 48 mostra a S1 destacada em verde. Na Figura 47, apresentam-se vários falsos positivos, alguns dos quais estão circulados abaixo:

Figura 47 – Destaque para a bulha S1(Filtro de 35 a 100 Hz)
(Nome da imagem original: 141_1306520154450_B)

Já na Figura 48, em que a S2 está em verde, não ocorrem falsos positivos.

Figura 48 – Destaque para a bulha S2(Filtro de 35 a 100 Hz)
(Nome da imagem original: 141_1306520154450_B)

Na Figura 49 o sistema destaca a S1, porém há a ocorrência de dois pontos com falso negativo.

Figura 49 – Destaque para a bulha S1(Filtro de 35 a 100 Hz)
(Nome da imagem original: 172_1307971284351_B)

Na Figura 50, com a S2 em verde, encontram-se dois falsos positivos.

Figura 50 – Destaque para a bulha S2(Filtro de 35 a 100 Hz)
(Nome da imagem original: 172_1307971284351_B)

Na amostra a seguir, o S1 está em verde na Figura 51, com um falso positivo, e a S2 em verde na Figura 52, sem falsos positivos nem falsos negativos.

Figura 51 – Destaque para a bulha S1(Filtro de 35 a 100 Hz)
(Nome da imagem original: 183_1308072703477_B)

Figura 52 – Destaque para a bulha S2(Filtro de 35 a 100 Hz)
(Nome da imagem original: 183_1308072703477_B)

As amostras a seguir foram analisadas na faixa de 80 a 300 Hz. A primeira é apresentada na Figura 53, com a S1 em destaque, em que aparecem três falsos positivos e um falso negativo.

Figura 53 – Destaque para a bulha S1(Filtro de 80 a 300 Hz)
(Nome da imagem original: 103_1305031931979_D1)

Já na Figura 54, é a S2 que está em destaque e apresenta um falso positivo.

Figura 54 – Destaque para a bulha S2(Filtro de 80 a 300 Hz)
(Nome da imagem original: 103_1305031931979_D1)

Na amostra a seguir, a Figura 55 apresenta em verde a S1, com a ocorrência de um falso negativo. Já na Figura 56, com a S2 em destaque, há um falso positivo.

Figura 55 – Destaque para a bulha S1(Filtro de 80 a 300 Hz)
(Nome da imagem original: 106_1306776721273_C1)

Figura 56 – Destaque para a bulha S2(Filtro de 80 a 300 Hz)
(Nome da imagem original: 106_1306776721273_C1)

Já na amostra a seguir (Figura 57 e Figura 58), constam em ambas as situações um falso positivo (círculo) e um falso negativo (retângulo).

Figura 57 – Destaque para a bulha S1(Filtro de 80 a 300 Hz)
(Nome da imagem original: 128_1306344005749_D1)

Figura 58 – Destaque para a bulha S2(Filtro de 80 a 300 Hz)
(Nome da imagem original: 128_1306344005749_D1)

Na Figura 59, é mostrada em verde a S1, sem falsos positivos nem falsos negativos.

Figura 59 – Destaque para a bulha S1(Filtro de 80 a 300 Hz)
(Nome da imagem original: 141_1306520154450_B)

Já na Figura 60 ilustra-se em verde a S2, sendo que há alguns falsos positivos, como se pode observar nos destaques em vermelho.

Figura 60 – Destaque para a bulha S2(Filtro de 80 a 300 Hz)
(Nome da imagem original: 141_1306520154450_B)

Na amostra a seguir, a S1 está em destaque na Figura 61 e a S2 na Figura 62.

Figura 61 – Destaque para a bulha S1(Filtro de 80 a 300 Hz)
(Nome da imagem original: 172_1307971284351_B)

Figura 62 – Destaque para a bulha S2(Filtro de 80 a 300 Hz)
(Nome da imagem original: 172_1307971284351_B)

Na Figura 63, o sistema coloca em verde a S1, em cuja amostra há quatro falsos positivos. Já na Figura 64 a S2 é destacada em verde, sem falsos positivos nem falsos negativos.

Figura 63 – Destaque para a bulha S1(Filtro de 80 a 300 Hz)
(Nome da imagem original: 183_1308072703477_B)

Figura 64 – Destaque para a bulha S2(Filtro de 80 a 300 Hz)
(Nome da imagem original: 183_1308072703477_B)

Apresenta-se, agora, o conjunto de amostras que contêm sopro. Serão ilustradas seis amostras para cada faixa de frequência. Iniciar-se-á com a faixa de 20 a 200 Hz. Pode-se observar que, nas Figura 65 e Figura 66, o sistema não conseguiu identificar com eficácia a S1 e a S2, exibindo diversos pontos de falsos positivos.

Figura 65 – Destaque para a bulha S1(Sopro – Filtro de 20 a 200 Hz)
(Nome da imagem original: 112_1306243000964_B)

Figura 66 – Destaque para a bulha S2(Sopro – Filtro de 20 a 200 Hz)
(Nome da imagem original: 112_1306243000964_B)

Na Figura 67 é possível observar em verde a S1. Na Figura 68, o sistema coloca em destaque a S2, porém nessa amostra o sopro também é dado como falso positivo. Alguns dos falsos positivos estão circulados em vermelho.

Figura 67 – Destaque para a bulha S1(Sopro – Filtro de 20 a 200 Hz)
(Nome da imagem original: 116_1306258689913_D)

Figura 68 – Destaque para a bulha S2(Sopro – Filtro de 20 a 200 Hz)
(Nome da imagem original: 116_1306258689913_D)

Na amostra ilustrada nas Figura 69 e Figura 70, além de não obter uma boa separação das bulhas S1 e a S2, o sistema também enquadrou outros sinais que são falsos positivos.

Figura 69 – Destaque para a bulha S1(Sopro – Filtro de 20 a 200 Hz)
(Nome da imagem original: 156_1306936373241_B)

Figura 70 – Destaque para a bulha S2(Sopro – Filtro de 20 a 200 Hz)
(Nome da imagem original: 156_1306936373241_B)

Já na amostra ilustrada nas Figura 71 e Figura 72, houve sucesso na identificação da S1 e da S2, respectivamente.

Figura 71 – Destaque para a bulha S1(Sopro – Filtro de 20 a 200 Hz)
(Nome da imagem original: 200_1308144251434_C)

Figura 72 – Destaque para a bulha S2(Sopro – Filtro de 20 a 200 Hz)
(Nome da imagem original: 200_1308144251434_C)

Na amostra a seguir, o sopro ocorre bem próximo à S1, o que dificulta sua identificação, conforme se observa na Figura 73. Na Figura 74, porém, foi possível obter a separação da S2, ainda que com a ocorrência de um falso negativo.

Figura 73 – Destaque para a bulha S1(Sopro – Filtro de 20 a 200 Hz)
(Nome da imagem original: 239_1309195730333_C)

Figura 74 – Destaque para a bulha S2(Sopro – Filtro de 20 a 200 Hz)
(Nome da imagem original: 239_1309195730333_C)

Novamente houve dificuldade na separação da S1, conforme se observa na Figura 75, gerando falsos positivos. Já na Figura 76, a separação da S2 foi realizada com sucesso.

Figura 75 – Destaque para a bulha S1(Sopro – Filtro de 20 a 200 Hz)
(Nome da imagem original: 240_1309196119795_B)

Figura 76 – Destaque para a bulha S2(Sopro – Filtro de 20 a 200 Hz)
(Nome da imagem original: 240_1309196119795_B)

As seis amostras a seguir foram analisadas na faixa de 35 a 100 Hz. A primeira delas ilustra, na Figura 77, a separação da S1, com alguns falsos positivos. Já na Figura 78 consta a separação da

S2, porém tanto com falsos positivos (círculos) quanto com falsos negativos (retângulos).

Figura 77 – Destaque para a bulha S1(Sopro – Filtro de 35 a 100 Hz)
(Nome da imagem original: 112_1306243000964_B)

Figura 78 – Destaque para a bulha S2(Sopro – Filtro de 35 a 100 Hz)
(Nome da imagem original: 112_1306243000964_B)

A Figura 79 separa a S1 com sucesso. Já a Figura 80 não consegue separar somente a S2, colocando em destaque muitos falsos positivos por causa do sopro.

Figura 79 – Destaque para a bulha S1(Sopro – Filtro de 35 a 100 Hz)
(Nome da imagem original: 116_1306258689913_D)

Figura 80 – Destaque para a bulha S2(Sopro – Filtro de 35 a 100 Hz)
(Nome da imagem original: 116_1306258689913_D)

A Figura 81 faz a separação da S1, porém acaba inserindo nela um pouco do sopro.

Figura 81 – Destaque para a bulha S1(Sopro – Filtro de 35 a 100 Hz)
(Nome da imagem original: 156_1306936373241_B)

Na Figura 82, não se consegue separar a S2 com sucesso, pois há inúmeros falsos positivos.

Figura 82 – Destaque para a bulha S2(Sopro – Filtro de 35 a 100 Hz)
(Nome da imagem original: 156_1306936373241_B)

Na Figura 83 há a separação de S1, com uma ocorrência de falso positivo. Já na Figura 84a separação de S2 ocorreu com sucesso.

Figura 83 – Destaque para a bulha S1(Sopro – Filtro de 35 a 100 Hz)
(Nome da imagem original: 200_1308144251434_C)

Figura 84 – Destaque para a bulha S2(Sopro – Filtro de 35 a 100 Hz)
(Nome da imagem original: 200_1308144251434_C)

Na Figura 85 a separação do S1 sofreu muita interferência do sopro, ocasionando muitos falsos positivos.

Figura 85 – Destaque para a bulha S1(Sopro – Filtro de 35 a 100 Hz)
(Nome da imagem original: 239_1309195730333_C)

Na Figura 86 foi realizada a separação da S2, porém com a ocorrência de um falso negativo.

Figura 86 – Destaque para a bulha S2(Sopro – Filtro de 35 a 100 Hz)
(Nome da imagem original: 239_1309195730333_C)

Na Figura 87 ocorreu a separação da S1 com um único falso positivo. Já na Figura 88 foi possível obter com sucesso a separação da S2.

Figura 87 – Destaque para a bulha S1 (Nome da imagem original: 240_1309196119795_B)(Sopro – Filtro de 35 a 100 Hz)

Figura 88 – Destaque para a bulha S2 (Nome da imagem original: 240_1309196119795_B)(Sopro – Filtro de 35 a 100 Hz)

Nas amostras a seguir, foi realizada a análise com a faixa de frequência de 80 a 300 Hz. Na Figura 89, a separação da S1 se deu juntamente com a

ocorrência de um falso positivo e um falso negativo. Na Figura 90 ocorreu a separação da S2 com três falsos positivos.

Figura 89 – Destaque para a bulha S1(Sopro – Filtro de 80 a 300 Hz)
(Nome da imagem original: 112_1306243000964_B)

Figura 90 – Destaque para a bulha S2(Sopro – Filtro de 80 a 300 Hz)
(Nome da imagem original: 112_1306243000964_B)

Na Figura 91 há a separação de S1. Já na Figura 92 o sistema tenta separar a S2, mas o sopro também se destaca, sendo enquadrados vários falsos positivos.

Figura 91 – Destaque para a bulha S1(Sopro – Filtro de 80 a 300 Hz)
(Nome da imagem original: 116_1306258689913_D)

Figura 92 – Destaque para a bulha S2(Sopro – Filtro de 80 a 300 Hz)
(Nome da imagem original: 116_1306258689913_D)

Nesta próxima amostra, a Figura 93 separa a S1 contendo sopro. Já na Figura 94, a S2 aparece misturada com o sopro, o que dificulta sua separação.

Figura 93 – Destaque para a bulha S1(Sopro – Filtro de 80 a 300 Hz)
(Nome da imagem original: 156_1306936373241_B)

Figura 94 – Destaque para a bulha S2(Sopro – Filtro de 80 a 300 Hz)
(Nome da imagem original: 156_1306936373241_B)

Nesta amostra ocorre com sucesso a separação da S1 na Figura 95, havendo uma única ocorrência de falso positivo, e na Figura 96 ocorre a separação da S2.

Figura 95 – Destaque para a bulha S1(Sopro – Filtro de 80 a 300 Hz)
(Nome da imagem original: 200_1308144251434_C)

Figura 96 – Destaque para a bulha S2(Sopro – Filtro de 80 a 300 Hz)
(Nome da imagem original: 200_1308144251434_C)

Na Figura 97, a separação da S1 não ocorre com eficiência, pois o sopro existente exerceu muita influência no resultado obtido. Já na Figura 98 a separação da S2 apresentou dois falsos positivos.

Figura 97 – Destaque para a bulha S1(Sopro – Filtro de 80 a 300 Hz)
(Nome da imagem original: 239_1309195730333_C)

Figura 98 – Destaque para a bulha S2(Sopro – Filtro de 80 a 300 Hz)
 (Nome da imagem original: 239_1309195730333_C)

Na Figura 99 consta a separação de S1 com uma ocorrência de falso positivo. Já na Figura 100 há a separação com sucesso da S2.

Figura 99 – Destaque para a bulha S1(Sopro – Filtro de 80 a 300 Hz)
 (Nome da imagem original: 240_1309196119795_B)

Figura 100 – Destaque para a bulha S2(Sopro – Filtro de 80 a 300 Hz)
 (Nome da imagem original: 240_1309196119795_B)

5.2 Resultados da análise ROC

A análise ROC foi aplicada a todos os grupos existentes, nas três faixas de frequência consideradas.

Primeiramente será apresentada a análise das três faixas (de 20 a 200 Hz, de 35 a 100 Hz e de 80 a 300 Hz) para os sinais cardíacos normais. Na Tabela 2 apresentam-se os dados referentes à separação de S1 na faixa de frequência de 20 a 200 Hz.

Tabela 2– Resultados da separação de S1 na faixa de 20 a 200 Hz

Faixa de 20 a 200 Hz	Ocorrência de S1	Não ocorrência de S1	Total
Positivo	486	24	510
Negativo	5	439	444
Total	491	463	954

Pela tabela acima, podem-se obter os seguintes dados:

VP = 486

FP = 24

FN = 5

VN = 463

Com isso, é possível calcular alguns itens importantes para analisar os resultados obtidos.

Proporção de Verdadeiros Positivos:

$$PVP = \frac{VP}{TotalGeral} = \frac{486}{954} = 0,5094 \text{ ou } 50,94\%$$

Proporção de Verdadeiros Negativos:

$$PVN = \frac{VN}{TotalGeral} = \frac{439}{954} = 0,4602 \text{ ou } 46,02\%$$

Proporção de Falsos Positivos:

$$PFP = \frac{FP}{TotalGeral} = \frac{24}{954} = 0,0252 \text{ ou } 2,52\%$$

Proporção de Falsos Negativos:

$$PFN = \frac{FN}{Total\ Geral} = \frac{5}{954} = 0,0052 \text{ ou } 0,52\%$$

Proporção de Concordância / Acurácia:

$$PC = \frac{(VP + VN)}{Total\ Geral} = \frac{925}{954} = 0,9696 \text{ ou } 96,96\%$$

Proporção de Discordância:

$$PD = \frac{(FP + FN)}{Total\ Geral} = \frac{29}{954} = 0,0304 \text{ ou } 3,04\%$$

Sensibilidade:

$$S = \frac{VP}{(VP + FN)} = \frac{486}{491} = 0,9898 \text{ ou } 98,98\%$$

Especificidade:

$$E = \frac{VN}{(VN + FP)} = \frac{439}{463} = 0,9482 \text{ ou } 94,82\%$$

Valor Preditivo Positivo:

$$VPP = \frac{VP}{(VP + FP)} = \frac{486}{510} = 0,9529 \text{ ou } 95,29\%$$

Valor Preditivo Negativo:

$$VPN = \frac{VN}{(VN + FN)} = \frac{439}{444} = 0,9887 \text{ ou } 98,87\%$$

Na Tabela 3 são mostrados os resultados da separação de S2 na Faixa de Frequência de 20 até 200 Hz.

Tabela 3 – Resultados da separação de S2 na faixa de 20 a 200 Hz (Sons normais)

Faixa de 20 a 200 Hz	Ocorrência de S2	Não ocorrência de S2	Total
Positivo	444	22	466
Negativo	9	486	495
Total	453	508	961

De acordo com a tabela apresentada, podem-se obter os seguintes dados:

$$VP = 444$$

$$FP = 22$$

$$FN = 9$$

$$VN = 486$$

Com isso, é possível calcular alguns itens importantes para analisar os resultados obtidos.

Proporção de Verdadeiros Positivos:

$$PVP = \frac{VP}{TotalGeral} = \frac{444}{961} = 0,4620 \text{ ou } 46,20\%$$

Proporção de Verdadeiros Negativos:

$$PVN = \frac{VN}{Total\ Geral} = \frac{486}{961} = 0,5057 \text{ ou } 50,57\%$$

Proporção de Falsos Positivos:

$$PFP = \frac{FP}{TotalGeral} = \frac{22}{961} = 0,0229 \text{ ou } 2,29\%$$

Proporção de Falsos Negativos:

$$PFN = \frac{FN}{Total\ Geral} = \frac{9}{961} = 0,0094 \text{ ou } 0,94\%$$

Proporção de Concordância:

$$PC = \frac{(VP + VN)}{Total\ Geral} = \frac{930}{961} = 0,9677 \text{ ou } 96,77\%$$

Proporção de Discordância:

$$PD = \frac{(FP + FN)}{Total\ Geral} = \frac{31}{961} = 0,0323 \text{ ou } 3,23\%$$

Sensibilidade:

$$S = \frac{VP}{(VP + FN)} = \frac{444}{453} = 0,9801 \text{ ou } 98,01\%$$

Especificidade:

$$E = \frac{VN}{(VN + FP)} = \frac{486}{508} = 0,9567 \text{ ou } 95,67\%$$

Valor Preditivo Positivo:

$$VPP = \frac{VP}{(VP + FP)} = \frac{444}{466} = 0,9528 \text{ ou } 95,28\%$$

Valor Preditivo Negativo:

$$VPN = \frac{VN}{(VN + FN)} = \frac{486}{495} = 0,9818 \text{ ou } 98,18\%$$

Os mesmos cálculos realizados para as informações na faixa de 20 a 200 Hz foram aplicados nas tabelas a seguir, resultando nas informações contidas nas Tabela 4 e Tabela 5, referentes à faixa de frequência de 35 a 100 Hz.

Tabela 4 – Resultados da separação de S1 na faixa de 35 a 100 Hz (Sons normais)

Faixa de 35 a 100 Hz	Ocorrência de S1	Não ocorrência de S1	Total
Positivo	487	36	523
Negativo	11	449	460
Total	498	485	983

Tabela 5 – Resultados da separação de S2 na faixa de 35 a 100 Hz (Sons normais)

Faixa de 35 a 100 Hz	Ocorrência de S2	Não ocorrência de S2	Total
Positivo	450	19	469
Negativo	8	485	493
Total	458	504	962

Já as Tabela 6 e Tabela 7 mostram os resultados da faixa de frequência de 80 a 300 Hz.

Tabela 6 – Resultados da separação de S1 na faixa de 80 a 300 Hz (Sons normais)

Faixa de 80 a 300 Hz	Ocorrência de S1	Não ocorrência de S1	Total
Positivo	484	23	507
Negativo	8	454	462
Total	492	477	969

Tabela 7 – Resultados da separação de S2 na faixa de 80 a 300 Hz (Sons normais)

Faixa de 80 a 300 Hz	Ocorrência de S2	Não ocorrência de S2	Total
Positivo	457	17	474
Negativo	3	483	486
Total	460	500	960

Na Tabela 8 é apresentada uma comparação entre os resultados das separações nas três faixas de frequência.

Tabela 8 – Comparação dos resultados da separação de S1 e S2 nas três faixas(Sons normais)

Normal	20 a 200 Hz		35 até 100 Hz		80 até 300 Hz	
	S1 (%)	S2 (%)	S1 (%)	S2 (%)	S1 (%)	S2 (%)
PVP	50,94	46,20	49,54	46,78	49,95	47,60
PVN	46,02	50,57	45,68	50,42	46,85	50,31
PFP	2,52	2,29	3,66	1,98	2,37	1,77
PFN	0,52	0,94	1,12	0,83	0,83	0,31
PC / Acurácia	96,96	96,77	95,22	97,19	96,80	97,92
PD	3,04	3,23	4,78	2,81	3,20	2,08
Sensibilidade	98,98	98,01	97,79	98,25	98,37	99,35
Especificidade	94,82	95,67	92,58	96,23	95,18	96,60
VPP	95,29	95,28	93,12	95,95	95,46	96,41
VPN	98,87	98,18	97,61	98,38	98,27	99,38

Analisando esses dados, pode-se concluir que os resultados obtidos nas três faixas foram satisfatórios.

Um dos principais critérios a serem analisados é o da acurácia. Conforme já mencionado, a acurácia verifica a proporção dos resultados realmente corretos. Analisando os valores da acurácia, pôde-se verificar que, para a detecção de S1, a faixa de 20 a 200 Hz apresentou o melhor resultado (96,96%); já para a detecção de S2, a faixa de 80 a 300 Hz foi a que obteve mais êxito (97,92%).

Em relação à sensibilidade, que diz respeito à probabilidade de o resultado ser positivo quando o objeto de estudo é positivo, tem-se que, para a detecção de S1 a melhor faixa foi a de 20 a 200 Hz, com 98,98% de acerto. Para a detecção de S2, a melhor faixa foi a de 80 a 300 Hz, com 99,35% de acerto.

Em relação à especificidade, que avalia a precisão da negação de um resultado, ou seja, se houve acerto em afirmar que determinado ponto não é S1 ou S2, concluiu-se que a faixa de 80 a 300 Hz obteve o melhor resultado,

sendo que, para a separação de S1, a especificidade foi de 95,18% e, para a separação de S2, foi de 96,60%.

Para a análise com os áudios contendo sopro, apresentam-se as tabelas a seguir, com os resultados das separações. Nas Tabela 9 e Tabela 10 estão os dados das separações da faixa de frequência de 20 a 200 Hz.

Tabela 9– Resultados da separação de S1 na faixa de 20 a 200 Hz (Sons com sopro)

Faixa de 20 a 200 Hz	Ocorrência de S1	Não ocorrência de S1	Total
Positivo	144	49	193
Negativo	8	127	135
Total	152	176	328

Tabela 10 – Resultados da separação de S2 na faixa de 20 a 200 Hz (Sons com sopro)

Faixa de 20 a 200 Hz	Ocorrência de S2	Não ocorrência de S2	Total
Positivo	137	42	179
Negativo	17	142	159
Total	154	184	338

Nas Tabela 11 e Tabela 12 são apresentados os resultados da análise na faixa de 35 a 100 Hz.

Tabela 11 – Resultados da separação de S1 na faixa de 35 a 100 Hz (Sons com sopro)

Faixa de 35 a 100 Hz	Ocorrência de S1	Não ocorrência de S1	Total
Positivo	148	39	187
Negativo	3	145	148
Total	151	184	335

Tabela 12 – Resultados da separação de S2 na faixa de 35 a 100 Hz (Sons com sopro)

Faixa de 35 a 100 Hz	Ocorrência de S2	Não ocorrência de S2	Total
Positivo	150	31	181
Negativo	4	141	145
Total	154	172	326

Nas Tabela 13 e Tabela 14 são apresentados os resultados da análise na faixa de 80 a 300 Hz.

Tabela 13 – Resultados da separação de S1 na faixa de 80 a 300 Hz (Sons com sopro)

Faixa de 80 a 300Hz	Ocorrência de S1	Não ocorrência de S1	Total
Positivo	144	39	183
Negativo	8	144	152
Total	152	183	335

Tabela 14 – Resultados da separação de S2 na faixa de 80 a 300 Hz (Sons com sopro)

Faixa de 80 até 300Hz	Ocorrência de S2	Não ocorrência de S2	Total
Positivo	149	47	196
Negativo	4	140	144
Total	153	187	340

Com os dados das tabelas apresentadas, é possível realizar os cálculos e obter as informações a seguir:

Tabela 15 – Comparação entre os resultados da separação dos sinais com sopro nas três faixas de frequência analisadas (Sons com sopro)

Sopro	20 até 200 Hz		35 a 100 Hz		80 a 300 Hz	
	S1 (%)	S2 (%)	S1 (%)	S2 (%)	S1 (%)	S2 (%)
PVP	43,90	40,53	44,18	46,01	42,99	43,82
PVN	38,72	42,01	43,28	43,25	42,99	41,18

PFP	14,94	12,43	11,64	9,51	11,64	13,82
PFN	2,44	5,03	0,90	1,23	2,39	1,18
PC / Acurácia	82,62	82,54	87,46	89,26	85,97	85,00
PD	17,38	17,46	12,54	10,74	14,03	15,00
Sensibilidade	94,74	88,96	98,01	97,40	94,74	97,39
Especificidade	72,16	77,17	78,80	81,98	78,69	74,87
VPP	74,61	76,54	79,14	82,87	78,69	76,02
VPN	94,07	89,31	97,97	97,24	94,74	97,22

Para o sopro, a melhor acurácia foi de 87,46% e de 89,26%, respectivamente, para obter S1 e S2 na faixa de 35 a 100 Hz.

A sensibilidade encontrada nessa mesma faixa foi de 98,01% para as bulhas S1 e S2, e 78,80% para análise de S1 e 81,98% para análise de S2.

Na Tabela 16 é apresentado o resultado que reúne os sinais normais e com sopro, podendo-se verificar que a acurácia se mantém cima dos 90%, demonstrando um bom índice de separação.

Tabela 16 – Resultado geral da faixa de 80 até 300, juntando sinais normais e sopro

	Faixa de 80 a 300 Hz	
	S1 (%)	S2 (%)
PVP	48,16	46,62
PVN	45,86	47,92
PFP	4,75	4,92
PFN	1,23	0,54
PC / Acurácia	94,02	94,54
PD	5,98	5,46
Sensibilidade	97,52	98,86
Especificidade	90,61	90,68
VPP	91,01	90,45
VPN	97,39	98,89

6 DISCUSSÃO E CONCLUSÃO

6.1 Discussão

Neste trabalho foi apresentado um modo de obter a separação das bulhas S1 e S2, procedimento dificultado devido à variação do som cardíaco, que se modifica de pessoa para pessoa e também de acordo com a fase da vida (infância, juventude, adultidade ou velhice) e também ocorre mistura dos eventos com relação ao tempo. Os resultados obtidos neste trabalho utilizou sons cardíacos referentes a crianças, então acredita-se que a aplicação deste algoritmo em sons cardíacos de outra faixa etária poderia gerar erros, sendo necessário estudo com uma base de dados referente a outras faixas etárias. Outro ponto a ser discutido é foco de ausculta utilizado, sendo que dependendo do foco utilizado para a ausculta poderá gerar diferenças na principal bulha apresentada durante o exame, podendo ser o S1 ou S2. Este trabalho utilizou a acurácia como principal critério de validação dos resultados obtidos, pois, conforme mencionado anteriormente, esse valor mostra a proporção de todos os resultados corretos, incluindo os verdadeiros positivos e verdadeiros negativos, ou seja, a acurácia indica a taxa de acerto dos resultados obtidos.

Nos sons cardíacos com sopro, é maior a tendência de se obter falsos negativos e falsos positivos, o que faz com que os resultados em relação aos sons normais sejam piores. Isto ocorre porque os sons com sopro se misturam as bulhas dificultando na separação de ambas. No trabalho apresentado, a especificidade revela um resultado pior em relação à sensibilidade, isso se deve pela quantidade de falsos positivos existentes, já que quanto maior o número de falsos positivos, menor será a especificidade. Para algumas análises e doenças, a geração de falsos positivos pode ser “encarada” como boa, pois exigiria mais investigação para verificar se o

paciente possui mesmo uma determinada doença. Já a geração de falsos negativos, é perigosa, pois ocultaria uma doença existente no paciente.

Comparando os resultados obtidos neste trabalho com dois artigos mencionados na seção 3.7, temos a tabela a seguir onde pode-se visualizar que o trabalho atual conseguiu uma taxa de efetividade superior a outros dois trabalhos. Porém os três trabalhos apresentados obtiveram boas taxas de acertos, ainda mais considerando que um sistema deste poderia ser utilizado em estetoscópio ou algum sistema acoplado ao estetoscópio e serviria para auxiliar no primeiro diagnóstico, ou seja, uma triagem.

Tabela 17 – Comparação de taxa de acertos

		Castro et al.		Trabalho atual		Devi, Arthanari	
		S1 (%)	S2 (%)	S1 (%)	S2 (%)	S1 (%)	S2 (%)
Taxa de acerto	de	90,90	93,30	96,80	97,92	95,00	93,00

6.2 Conclusão

Nos resultados apresentados, foi obtido sucesso nas três faixas encontradas em trabalhos científicos, sendo mínima a diferença na separação efetiva das bulhas S1 e S2 para sinais normais. Na separação de S1, a maior diferença entre as faixas foi de 1,74% e, quanto à separação de S2, de 1,15%. A faixa que obteve o melhor resultado foi a de 80 a 300 Hz, ainda que as outras duas faixas também tenham atingido bons resultados.

Já na análise dos sinais com sopro, os resultados obtidos foram inferiores, em parte por causa da própria doença cardíaca, que atrapalha muito a identificação das bulhas S1 e S2, as quais estão misturadas no tempo. Ainda assim, obteve-se um bom resultado, uma vez que nas três faixas os acertos foram

superiores a 80%. Nesse caso, contudo, a faixa que obteve o melhor resultado foi a de 35 a 100 Hz, com uma diferença de 4,84% para a pior faixa na separação de S1 e de 6,72% para a pior faixa na separação de S2.

Levando-se em conta que o objetivo principal deste trabalho é a separação de sons cardíacos, com a separação efetiva das bulhas S1 e S2, e que o objetivo secundário é a obtenção de um algoritmo eficiente de separação das bulhas, conclui-se que o objetivo principal foi plenamente atingido e que o secundário, apesar de cumprido, ainda precisa ser trabalhado para se torne mais automatizado.

A contribuição deste trabalho foi a realização da separação das bulhas S1 e S2, com uma boa eficiência tanto para sons cardíacos normais ou com sopro, e a investigação de três faixas de frequência para ambas as análises. Na investigação das faixas, conclui-se que a faixa de 80 até 300 Hz (conforme mencionado) seria a mais indicada, porém as outras faixas também obtiveram um valor muito próximo desta mencionada. Já nos sons com sopro a faixa de 35 até 100 Hz tem os melhores resultados incluindo uma taxa baixa de falsos negativos, sendo esta a faixa mais indicada (conforme mencionado).

Como trabalho futuro pretende-se realizar a análise computacional automática para a identificação de anomalias, assim como das bulhas S3 e S4.

7 REFERÊNCIAS

3M BRASIL. Estetoscópio Littmann Digital Modelo 4100. Disponível em: products3.3m.com. Acessado em 03/03/2015.

ABBAS, A. K.; BASSAM, R. *Phonocardiography Signal Processing*. Morgan & Claypool Publishers, 2009.

ABREU, D. C.; AZEVEDO, G.; ALMEIDA, N. *Fonocardiograma Computadorizado*. Revista Communication Technology, ISSN 1980-2188, Instituto de Ensino Superior da Amazônia (IESAM), 2006.

AKBARI, M.A., HASSANI K., DOYLE J.D., NAVIDBAKHS M., SANGARGIR M., BAJELANI K., et al. Digital Subtraction Phonocardiography (DSP) applied to the detection and characterization of heart murmurs. *Biomed Eng. Online*, 2011; 10: 109.

ATBI, A.; DEBBAL, S. M.; MEZIANI, F. *Heart sounds and heart murmurs separation*. IWBBIO, 265-273, 2013.

AZEVEDO, A. C. *Cardiologia*. Sarvier. São Paulo. 1984.

BENTLEY, P.; NORDEHN, G.; COIMBRA, M.; MANNOR, S. The PASCAL Classifying Heart Sounds Challenge 2011 (CHSC2011) Results. www.peterjbentley.com/heartchallenge, 2011.

BIANCHI, M. F. Extração de características de imagens de faces humanas através de Wavelets, PCA e IMPCA. Dissertação (Mestrado) apresentada à Escola de Engenharia de São Carlos – SP: Universidade de São Paulo, 2006.

CASTAÑÓN, C. A. B. Recuperação de Imagens por Conteúdo através de uma Análise Multiresolução por Wavelets. Dissertação de Mestrado. Instituto de Ciências Matemáticas e Computação - ICMC. Universidade de São Paulo, São Carlos. 2003.

CASTRO, A.; VINHOZA, T. T. V.; MATTOS, S. S.; COIMBRA, M. T.. *Heart sound segmentation of pediatric auscultations using wavelet analysis*. 35th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC), 2013

CHAPMAN, S. J. Programação em MATLAB para Engenheiros. Editora Cengage CTP. 1ª Edição. 2010.

CHEN, J.; HOU, H.; JIE, C.; HAILIANG, H. Segmentation of heart sound using double-threshold. In Proceedings - 2013 5th Conference on Measuring Technology and Mechatronics Automation, ICMTMA 2013, pages 985–988, 2013

CHOU, W.Y.; TSAI, M.J. Implementation of A Butterworth Bandpass Filter for Heart Sound Detection. Disponível em <<http://sme.org.tw/2012%E7%AC%AC%E5%9B%9B%E5%B1%86%20Icam%E7%A0%94%E8%A8%8E%E6%9C%83%E8%AB%96%E6%96%87%E9%9B%86/S0133.pdf>> Acesso em: 03/02/2015

COSTEN, N.P.; PARKER, D.M.; CRAW, I. Effects of high-pass and low-pass spatial filtering on face identification. Perception and Psychophysics, 58(4), 602-612. 1996.

DAUBECHIES, I. The Wavelet Transform, Time Frequency Localization and Signal Analysis. IEEE Transactions on Information Theory. 1990.

DAUBECHIES, I. Ten lectures on Wavelets. Volume 61. CBMS-NSF Regional Conference Series in Applied Mathematics, Rutgers University and At&T Bell Laboratories. 1992

DEVI, K.L.; ARTHANARI, M. Cardiac Biometric Identification using Phonocardiogram Signals by Binary Decision Tree based SVM. International Journal of Computer Applications (0975 - 8887) Volume 105 - nº 8, November 2014.

EVANGELISTA, G. Pitch-Synchronous Wavelet Representations of Speech and Music Signals. IEEE Transactions on Signal Processing, vol. 41. Nº 12. 1993.

FALK, T. H.; CHAN, W. *Modulation filtering for heart and lung sound separation from breath sound recordings..* in Proc. Ann. Int. Conf. IEEE EMBS. Vancouver, Canadá. 2008. pp. 1859-1862.

FAWCETT, T. An introduction to ROC analysis. Pattern Recognition Letters, 27(8):861–874, 2006.

FERREIRA,P.; PEREIRA, D.; MOURATO, F.; MATTOS, S.; CRUZ-CORREIA, R.; COIMBRA, M.; DUTRA,I.. *Detecting cardiac pathologies from annotated*

auscultations. Computer-Based Medical Systems (CBMS), 2012 25th International Symposium on, 1-6.

FLETCHER, R.; FLETCHER, S. Epidemiologia clínica: Elementos Essenciais. 4ª Edição. Artmed. 2008.

GALLEGATI, M. Wavelet analysis of stock returns and aggregate economic activity. Computational Statistics & Data Analysis 52 (2008) 3061–3074. 2007.

GOMES, J.; VELHO, L.; GOLDENSTEIN, S. Wavelets: Teoria, Software e Aplicações. Coloquio Brasileiro de Matemática, Instituto de Matemática Pura e Aplicada, Rio de Janeiro - Brasil. 1997.

GRAPS, A. An Introduction to Wavelets. IEEE Computational Science and Engineering, 2, 18 p. 1995.

GURLEY, K.; KAREEM, A. Applications of wavelet transforms in earthquake, wind and ocean engineering. Engineering Structures 21 (1999) 149–167. 1997.

GUYTON, A. C.; HALL, J. E. Textbook of Medical Physiology, Pennsylvania, Elsevier, 2005.

HAAR, A.; On the Theory of Orthogonal Function Systems. 1910.

HADDAD, N. Metodologia e Estudos em Ciências da Saúde: como planejar, analisar e apresentar um trabalho científico. São Paulo. Roca, 2004.

HAYKIN, S.; VEEN, B.V.. Sinais e Sistemas. Ed. Bookman, Porto Alegre, 2001.

HESS, M. L. *Doenças cardíacas: primeiros cuidados* - Ed. Manole - 1ª Edição - Barueri, São Paulo, 2002.

HEDAYIOGLU, F. L.; JAFARI, M. G.; MATTOS, S. S.; PLUMBLEY, M. D.; COIMBRA, M. T.. *SEPARATING SOURCES FROM SEQUENTIALLY ACQUIRED MIXTURES OF HEART SIGNALS*. Proc IEEE International Conf. on Acoustics, Speech, and Signal Processing - ICASSP, Prague, Czech Republic, Vol. To be published ,pp. To be published - To be published, May, 2011.

IDEIAS MODERNAS. Sistema Cardiovascular, transportando o sangue. Disponível em: <http://www.ideiasmodernas.com/sistema-cardiovascular-transportando-o-sangue/>. Acessado em: 05/02/2015

JOLLIFFE, I. T.. *Principal Component Analysis*. 2ª Ed. Springer, 2004.

KIJEWSKI, T.; KAREEM, A. Wavelet Transforms for System Identification in Civil Engineering. *Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering* 18 (2003) 339–355. 2003.

KHARE, A.; KHARE, M.; JEONG, Y. Y.; KIM, H.; JEON, M. "Despeckling of medical ultrasound images using Daubechies complex wavelet transform", *Signal Processing*, vol. 90, no. 2, pp. 428-439, February 2010, Elsevier.

LI, T.; OGIHARA, M. CONTENT-BASED MUSIC SIMILARITY SEARCH AND EMOTION DETECTION. In: *The 2004 IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, pp. 705-708. IEEE Press, Montreal. 2004.

LIMA, K. A. ; BARBOSA, L. F. W. ; ARÊDES, S. V. . *Monitor Cardíaco para Fetos*. In: XII INIC, São José dos Campos - SP. XII INIC, 2008.

MADY, C. *Cardiologia Básica*. Roca, 1999.

MALLAT. S.G. A theory for multiresolution signal decomposition: The wavelet representation. *IEEE Trans. on Pattern Anal. Machine Intel.*, 11(7):674-693, 1989.

MARQUES, N.; ALMEIDA, R.; ROCHA, A. P.; COIMBRA, M.. *Exploring the Stationary Wavelet Transform Detail Coefficients for Detection and Identification of the S1 and S2 Heart Sounds*, in *Computing in Cardiology Conference (CinC)*, 2013a, pp. 891-894.

MARQUES, N. M. S. Heart Sound Segmentation: A Stationary Wavelet Transform Based Approach. *Dissertação de Mestrado*. Departamento de Ciência de Computadores. Faculdade de Ciências da Universidade do Porto, 2013b.

MEDICAL ANTIQUES ON LINE. The history of the stethoscope. Disponível em: <http://antiquemed.com>. Acessado em 02/03/2015.

MENDES, S. C. Transformada de Wavelet aplicada a protecções digitais, *Dissertação(Mestrado)* – Faculdade de Engenharia da Universidade do Porto, Porto, 2008.

MEYER, Y.F. Wavelets and Applications. *Proceeding of the International Congress of Mathematicians*, Kyoto, Japan, 1990.

MOUKADEM, A.; DIETERLEN, A.; HUEBER, N.; BRANDT, C. A robust heart sounds segmentation module based on S-transform. *Biomedical Signal Processing and Control*, 8(3):273–281, May 2013

NICOLOSI, D. E. C. Desenvolvimento de um Processador Analógico para Hemodinâmica. Dissertação (Mestrado) entregue a Universidade Estadual de Campinas, Faculdade de Engenharia de Campinas, Departamento de Engenharia Elétrica. 1981.

OMARI, T.; REGUIG, F.B. An Automatic Wavelet Selection Scheme for Heart Sounds Denoising. *Proceedings IWBBIO 2014*. Granada 7-9 April, 2014.

PAZIN A.F.; SCHMIDT A.; MACIEL B.C. Ausculta cardíaca: bases fisiológicas - fisiopatológicas. *Medicina*, Ribeirão Preto, 37: 208-226, jul./dez. 2004.

PAZZANESE, D. A Fonocardiografia. Prefeitura do Município de São Paulo. 1940.

PESINATO, R. M.; FERNANDES, A. M. D.; ANDRIGO, D. B.; CARACAS, N. G.; ALVES, A. B. R.; LOPES, A. S. S. A.; GRINBERG, M. *A Expertise Clássica da Ausculta Cardíaca para o Diagnóstico do Prolapso da Valva Mitral*, *Rev Bras Clin Med*. São Paulo, mai-jun;10(3):222-5, 2012.

PORTAL EDUCATIVO DEL PARAGUAY. Aparato Cardiovascular. Disponível em: <http://www.portaleducativo.gov.py/> Acessado em 29/09/2014

RAMSEY, J.B. The contribution of wavelets to the analysis of economic and financial data. *Phil.Trans. R. Soc. Lond. A* 357, The Royal Society. 1999.

REDFERN, M.S.; HUGHES, R.E.; CHAFFIN, D.B. High-pass filtering to remove electrocardiographic interference from torso EMG recordings. *Clin Biomech* 8:44-48. 1993.

SAATCI, E.; AKAN, A.. *Heart sound reduction in lung sounds by spectrogram*. The 3rd European Medical and Biological Engineering Conference November 20 – 25, 2005.

SEDRA, A. S.; SMITH, K. S.. *Microeletrônica*. 5a. Edição. Pearson Prentice Hall, São Paulo, 2007.

SHANGLI,C.; JUNMIN, H.; ZHONGWEI, L. Medical Image of PET/CT Weighted Fusion Based on Wavelet Transform. in Bioinformatics and Biomedical Engineering,2008. ICBBE 2008. The 2nd International Conference on IEEE, 2008. pp. 2523-2525. 2008.

SMITH, J. J. The Inventum Novum Of Joseph Leopold Auenbrugger. in Bull N Y Acad Med. Oct; 38(10): 691–701. 1962

SPACKMAN, K.A. Signal detection theory: Valuable tools for evaluating inductive learning. In: Proc. Sixth Internat. Workshop on Machine Learning. 1989

STEIN, P.D.; SABBAH, H.N.; LAKIER, J.B.; MAGILLIGAN, D.J.; GOLDSTEIN, D. Frequency of the first heart sound in the assessment of stiffening of mitral bioprosthetic valves. Circulation. 1981;63 : 200-203. 1981.

TAVEL, M. E. Cardiac Auscultation: *A Glorious Past And It Does Have a Future!*, Jornal of the American Heart Association, 2006.

TEIXEIRA, I. M.; VIÇOSO, R. P.; CORREA, B. S. P. M.; GOMES, A. T. A.; ZIVIANI, A. *Suporte Remoto ao Atendimento Médico Emergencial via Dispositivos Móveis*. In: Workshop de Informática Médica (WIM), 2009, Bento Gonçalves, RS – Brasil. Anais do IX Workshop de Informática Médica, 2009.

TILKIAN, A. G.; CONOVER, M., B. *Entendendo os Sons e Sopros Cardíacos, com Introdução aos Sons Pulmonares*. 4ª Ed. São Paulo: ROCA, 2004.

VIEIRA, S. Introdução à Bioestatística. Editora Elsevier. 4ª Edição. 2008

YOGO, M. Measuring business cycles: A wavelet analysis of economic time series. Economics Letters 100 (2008) 208-212. 2008.

ZOU, K.H.; O'MALLEY, A.J.; MAURI, L. Receiver-operating characteristic analysis for evaluating diagnostic test and predictive models. Circulation 115, 654-657. 2007.

Apêndice

Sons Cardíacos Normais Utilizados Neste Trabalho

X

Apêndicell

Sons Cardíacos com Sopro Utilizados Neste Trabalho

Apêndice III

O Sistema Cardiovascular é indispensável à manutenção da vida do homem. O corpo humano é composto basicamente por células, que necessitam para o seu normal funcionamento, de um aporte de nutrientes e oxigênio, assim como da coleta dos produtos residuais de suas diversas funções e do transporte de substâncias a serem utilizadas por outros órgãos (MADY, 1999).

Para tal, o Sistema Cardiovascular é composto fundamentalmente de uma bomba hidráulica impelente, ligada em série com um sistema canalicular fechado. A função primária da bomba é movimentar um líquido (sangue) que percorre todo o organismo. Para seu correto funcionamento, é necessário uma sincronização entre seus diversos componentes. Esta sincronização é conseguida graças a um mecanismo bioelétrico do próprio meio, composto de um centro de comando e um sistema de distribuição dos mesmos.

Os sistemas bioelétrico e de bombeamento necessitam de energia. Para satisfazer as necessidades energéticas destes dois sistemas as células possuem uma fonte bioquímica de produção de energia, que dependerá do aporte de oxigênio e nutrientes, para que pela combustão destes gere uma forma de energia química, a partir do adenosina trifosfato (ATP).

Em outras palavras, a bomba do Sistema Cardiovascular funciona mediante a transformação de energia bioquímica em mecânica e bioelétrica que, movimentando o sangue, fornece ao corpo elementos necessários para a manutenção de suas inúmeras funções (MADY, 1999).

Todo este sistema é auto-regulado por um grupo de sensores (transdutores bioquímicos) e atuadores. Os sensores fornecem uma informação que pode ser reconhecida e processada à nível local, periférico ou central. Pode-se dividir o Sistema Cardiovascular em dois componentes principais:

- o coração
- o Sistema Vascular Periférico e Pulmonar.

Um esquema simples do Sistema Cardiovascular é mostrado na Figura 88.

Figura 88 - Esquema da Circulação Sanguínea. (Adaptado de NICOLSI, 1981)

O coração pode ser estudado considerando-se três modelos, abaixo citados:

1 – Modelo mecânico, caracterizado pela função aspirante e impelente do coração e pelo sistema vascular de transporte do sangue.

2 – Modelo bioelétrico, caracterizado pela geração e distribuição de sinais elétricos de controle e sincronização.

3 – Modelo bioquímico, responsável pela geração de energia química e do metabolismo celular.

Funcionalmente, pode-se dividir o coração em dois grupos de cavidades, direito e esquerdo, que atuam sincronamente e que por suas similitudes, pode-se aplicar a descrição de um grupo de cavidades ao outro. Pode-se ilustrar os dois grupos separados esquematicamente, como na Figura 89.

Figura 89 - Ilustração Esquemática do Sistema Cardiovascular. (Adaptado de NICOLosi, 1981)

O grupo de cavidades esquerdo é composto de uma Aurícula (cavidade de baixa pressão) e um Ventrículo (cavidade de alta pressão) (MADY, 1999).

A Aurícula e o Ventrículo estão em comunicação entre si, como também o sistema vascular. Tanto na comunicação entre Aurícula e Ventrículo, como entre Ventrículo e Vasos, existem válvulas unidirecionais, que estabelecem o sentido de fluxo sanguíneo e possibilitam o aumento de pressão na cavidade ventricular na fase prévia à ejeção sanguínea. Este sistema de bombeamento, isto é, o coração, apresenta uma característica especial que é a de ser contrátil. Para realizar o efeito de contração das cavidades, existe o músculo cardíaco ou Miocárdio. As fases de atuação mecânica do Miocárdio são conhecidas por contração e relaxação.

A estrutura contrátil do Miocárdio está conformada por duas estruturas proteicas básicas, chamadas de Actina e Miosina. Da interação das duas na presença de cálcio iônico, dá-se a contração muscular, sendo a relaxação o desacoplamento molecular entre as mesmas, quando é retirado o cálcio iônico. Com a interação destes dois elementos utiliza-se ATP (energia química), transformando-se energia química em mecânica. A somatória deste efeito por muitas unidades contráteis sincronizadas dá o efeito mecânico conhecido como atividade cardíaca.

A atividade cardíaca divide-se classicamente em duas fases:

- a de contração ou Sístole
- a de relaxação ou Diástole

Quando em atividade, o Ventrículo cria uma pressão que ejeta o sangue para o sistema vascular, irrigando desta maneira todos os tecidos periféricos. Esta função ventricular (Sístole) é realizada em duas fases. A primeira fase tem a finalidade de aumentar a pressão interna ao Ventrículo, na qual a fibra exerce uma força sobre a massa sanguínea, sem sofrer encurtamento (Fase Isovolumétrica). Na segunda fase ocorre a ejeção do sangue, na qual se produz o

encurtamento das fibras e consequentemente a expulsão de sangue (Fase Isotônica) (MADY,1999).

A fase isovolumétrica pressupõe um espaço fechado, no qual o sangue é contraído a um volume constante e a uma pressão crescente (vide Figura 90). Para assegurar nesta fase as características de espaço fechado as válvulas atrioventriculares, aórtica e pulmonar, mantêm-se fechadas.

No caso dos ventrículos, quando as suas pressões superam as pressões de Aorta e Artéria Pulmonar, dá-se a abertura das válvulas aórtica e pulmonar, iniciando-se a fase isotônica, isto é, da ejeção sanguínea.

Figura 90 - Ilustração das Fases das Curvas de Pressão de Ventrículo Esquerdo, Pressão da Aorta, Volume Ventricular Esquerdo, Fluxo na Raiz da Aorta e Eletrocardiograma, Relacionadas no Tempo. (Adaptado de NICOLSI, 1981)

A Figura 90 mostra as pressões do Ventrículo Esquerdo e Aorta, o Volume Ventricular, o Fluxo na raiz da Aorta e o Eletrocardiograma, ilustrando a ocorrência das fases supra citadas.

A eficiência da bomba cardíaca depende de uma rigorosa sincronização das unidades básicas de contração. Esta sincronização é assegurada pela geração e propagação de um pulso bioelétrico de comando.

Este pulso é originado por um tecido altamente especializado, localizado em um centro conhecido por Nó Sino-atrial, que tem um papel de “Relógio Mestre” controlando a frequência cardíaca. Este centro está interligado com um outro módulo, localizado entre a Aurícula e o Ventrículo, chamado de Nódulo Atrioventricular. A função do mesmo é retardar a condução do sinal gerado pelo Nódulo Sino-atrial, de tal forma que permita a coordenação da função mecânica das Aurículas, com a função mecânica dos Ventrículos.

Figura 91 - Esquema do meio de condução e geração dos pulsos bioelétricos no coração.(Adaptado de NICOLSI, 1981)

No Nódulo Atrioventricular parte um feixe de condução (feixe de His), dividido em dois ramos, sendo cada um deles dirigido para um Ventrículo. A Figura 91 ilustra uma esquematização deste meio de condução.

Deste modo processa-se a distribuição do sinal de comando pelos Ventrículos, sincronizando o Miocárdio como um todo, em uma frequência que é variável de acordo com modificações do meio interno e solicitações do organismo

(por exemplo, o exercício aumenta a atividade cardíaca a fim de satisfazer o aumento de consumo energético solicitado pela atividade física).

A energia necessária por estes dois sistemas (função mecânica e bioelétrica) tem sua origem no sistema bioquímico celular. A eficiência deste mecanismo todo pode ser avaliada observando que, no transcorrer da vida de uma pessoa de 70 anos, o coração bombeia, em média, 181 milhões de litros de sangue. Esta grande eficiência está baseada na existência de catalizadores químicos, chamados enzimas, que transformam os nutrientes básicos (proteínas, carboidratos e gorduras) em energia química (ATP), permitindo um grande rendimento se comparado as suas dimensões físicas.

O processo desta transformação chama-se metabolismo energético. O metabolismo das proteínas e gorduras necessitam de oxigênio para sua realização; já o metabolismo dos carboidratos faz uma exceção, podendo-se metabolizar na ausência de oxigênio, o sistema oxidativo é o mais eficiente, sendo que por exemplo, o metabolismo do açúcar (glicose), na presença de oxigênio, fornece cinco vezes mais ATP que na ausência do mesmo.

É importante salientar que este sistema energético depende do adequado aporte de nutrientes e oxigênio cujo transporte, por sua vez, depende da normalidade circulatória.

A função mecânica do coração pode ser estudada através das características hidráulicas (Pressão e Fluxo) do Sistema Cardiovascular. Destas grandezas básicas pode-se obter outras, como Potência de Saída do Ventrículo Esquerdo, Derivada da Pressão do Ventrículo Esquerdo, Trabalho Cardíaco por Batimento, Derivada do Fluxo Aórtico, Velocidade Máxima de Contração dos Elementos Contráteis do Miocárdio, etc. Estas grandezas, associadas a outros parâmetros, tanto físicos como químicos, permitem chegar às conclusões acerca do funcionamento ou anomalias do Sistema Cardiovascular.