



UNIVERSIDADE FEDERAL DE SANTA CATARINA
CENTRO TECNOLÓGICO
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA ELÉTRICA

Adriele dos Santos Carvalho

**Características espectrais do primeiro e segundo sons cardíacos
equalizados**

Florianópolis
2023

Adriele dos Santos Carvalho

**Características espectrais do primeiro e segundo sons cardíacos
equalizados**

Dissertação submetida ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica da Universidade Federal de Santa Catarina para a obtenção do título de mestre em Engenharia Elétrica.

Orientador: Prof. Raimes Moraes, Dr.

Coorientador: Prof. Carlos Gontarski Speranza, Dr.

Florianópolis

2023

Ficha de identificação da obra elaborada pelo autor,
através do Programa de Geração Automática da Biblioteca Universitária da UFSC.

Carvalho, Adriele dos Santos

Características espectrais do primeiro e segundo sons cardíacos equalizados / Adriele dos Santos Carvalho ; orientador, Raimes Moraes, coorientador, Carlos Gontarski Speranza, 2023.

88 p.

Dissertação (mestrado) - Universidade Federal de Santa Catarina, Centro Tecnológico, Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica, Florianópolis, 2023.

Inclui referências.

1. Engenharia Elétrica. 2. Sons Cardíacos. 3. Equalização cega. 4. Caracterização espectral. I. Moraes, Raimes. II. Speranza, Carlos Gontarski. III. Universidade Federal de Santa Catarina. Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica. IV. Título.

Adriele dos Santos Carvalho

**Características espectrais do primeiro e segundo sons cardíacos
equalizados**

O presente trabalho em nível de mestrado foi avaliado e aprovado por banca examinadora composta pelos seguintes membros:

Prof. Natanael Rodrigues Gomes, Dr.
Instituição UFSM

Prof. Bruno Catarino Bispo, Dr.
Instituição UFSC

Certificamos que esta é a **versão original e final** do trabalho de conclusão que foi julgado adequado para obtenção do título de mestre em Engenharia Elétrica.

Prof. Eduardo Augusto Bezerra, Ph.D.
Coordenador em exercício do Programa de
Pós-Graduação

Prof. Raimes Moraes, Dr.
Orientador

Prof. Carlos Gontarski Speranza, Dr.
Coorientador
Florianópolis, 2023.

Este trabalho é dedicado a todos que estiveram
ao meu lado e acreditaram no meu potencial, em
especial aos meus queridos pais.

AGRADECIMENTOS

Ao longo da minha vida acadêmica tenho várias pessoas que gostaria de agradecer por me auxiliarem durante esses anos e utilizo esse espaço para isso, gostaria de iniciar por todos os docentes que participaram e me guiaram nessa jornada, em especial ao meu orientador Professor Raimes Moraes, por todos os conselhos, pela paciência e compreensão.

Agradeço também aos amigos e amigas que levo sempre no meu coração, Alexia, Andrew, Bernardo, Jucele, Larissa, Roberta, Géssika, Pedro e Willian, obrigada por todo o carinho e amizade, por fazerem meus dias e noites muito mais divertidos e por compartilharem minhas tristezas e alegrias.

Aos meus familiares por todo suporte e conselhos, obrigada, pelo companheirismo e por trazerem felicidade aos meus dias, em especial as minhas primas Sônia e Renata por serem meus ombros amigos.

Aquelas que já partiram desse plano deixo um agradecimento especial, as minhas tias Hilda e Nilva que mesmo não estando presentes fisicamente sempre estarão comigo nos ensinamentos deixados, e nas lembranças remanescentes.

De todo meu coração agradeço as minhas avós Iloina e Maria (in memorian) por serem meus exemplos de vida, sempre me surpreendendo com a determinação e sabedoria de ambas, e levo suas histórias como inspiração.

Ao meu padrinho Juarez e minha madrinha Maristela que são meus segundos pais, que sempre me apoiam e estão presentes na minha vida com palavras e gestos de carinho me fazendo sentir parte da família de vocês.

Por último e mais importante, agradeço os meus pais Gilberto e Adriani, por tantas vezes colocarem a felicidade dos seus filhos em primeiro lugar e por nos educarem para sermos pessoas honestas e responsáveis, nunca serei capaz de retribuir toda a dedicação de vocês, ao meu irmão Renan por ser alguém que eu sempre posso confiar, a minha irmã Roseane que é meu exemplo de coragem e determinação, e finalmente minha irmã Giliane (in memorian) que sempre foi e sempre será meu porto seguro, minha conselheira e minha confidente. Muito obrigada a todos por enxugarem minhas lágrimas e por serem o motivo do meu sorriso.

“O coração tem razões que a própria razão desconhece.”
(PASCAL, Blaise)

RESUMO

Doenças cardiovasculares são as principais causas de mortes no mundo, tendo a sua incidência aumentada significativamente nos últimos anos em função da COVID-19. O diagnóstico precoce destas enfermidades permite a realização de procedimentos para reduzir a mortalidade. A análise computadorizada dos sons cardíacos vem sendo proposta como técnica de diagnóstico de baixo custo para várias doenças cardiovasculares. Contudo, dificuldades técnicas têm impedido uma melhor análise de desempenho destas propostas. Este estudo reporta características espectrais de sons cardíacos S1 e S2 do banco de dados público EPHNOGRAM para suprir informações de auxílio aos diagnósticos. O EPHNOGRAM contém dados de Fonocardiograma (PCG) e Eletrocardiograma (ECG) gravados simultaneamente de 24 indivíduos saudáveis do sexo masculino em situação de repouso e exercício. O ECG é utilizado para auxiliar a detecção do primeiro (S1) e segundo (S2) sons cardíacos no registro sonoro. Três índices espectrais são obtidos destes sons por meio de distribuição de Wigner-Vile e decomposição em modo empírico: máxima frequência, frequência dominante e frequência instantânea. Os índices são obtidos antes e após aplicação de equalizador cego que visa compensar a atenuação dos sons pelo tórax. Os índices obtidos revelam que a maioria das publicações reportam uma largura de banda mais estreita do que estes sons efetivamente possuem. Assim, este estudo contém informações que podem auxiliar o desenvolvimento de ferramentas mais eficazes de diagnóstico de doenças cardiovasculares.

Palavras-chave: Sons Cardíacos. Equalização cega. Caracterização espectral.

ABSTRACT

Cardiovascular diseases are the main causes of death in the world, and their incidence has increased significantly in recent years due to COVID-19. The early diagnosis of these diseases allows their treatment, reducing mortality. Computerized analysis of heart sounds has been proposed as a low-cost diagnostic technique for several cardiovascular diseases. However, technical difficulties have hampered a better analysis of their results. This study reports spectral characteristics of S1 and S2 heart sounds from the EPHNOGRAM public database, aiming to provide information for a better performance of the current proposals. The EPHNOGRAM contains Phonocardiogram (PCG) and Electrocardiogram (ECG) data recorded simultaneously from 24 healthy male subjects at rest and exercise. The ECG is employed to detect the first (S1) and second (S2) heart sounds in the audio recordings. Three spectral indices are obtained from these sounds through Wigner-Ville distribution and empirical decomposition: maximum frequency, dominant frequency, and instantaneous frequency. These indices are obtained before and after application of a blind equalizer; it aims the compensation of the chest attenuation imposed to the sounds. The indices obtained reveal that most publications report a narrower bandwidth than that which these sounds actually have. Thus, this study contains information that may help the development of more effective diagnostic tools for cardiovascular diseases.

Keywords: Heart Sounds. Blind Equalization. Spectral Characterization.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 – Estrutura do coração e curso do fluxo sanguíneo através das câmaras e válvulas cardíacas.	21
Figura 2 – Ciclo cardíaco e o Eletrocardiograma (ECG).	23
Figura 3 – Áreas do tórax onde o som de cada válvula pode ser melhor ouvido.	24
Figura 4 – Relação temporal entre pressões e volumes (lado esquerdo do coração), ECG e Fonocardiograma (PCG): primeiro, segundo e terceiro sons cardíacos.	26
Figura 5 – Forma de onda dos sons de coração saudável e com alterações clínicas.	27
Figura 6 – Curva de resposta em frequência típica de um estetoscópio.	28
Figura 7 – Amplitude das vibrações em diferentes frequências nos sons e sopro cardíacos em relação ao limiar da audição.	29
Figura 8 – Arranjos do equipamento.	33
Figura 9 – Curva do Somatório de energia (SE) e a aplicação do Método Geométrico Modificado (MGM) para detectar a frequência máxima	38
Figura 10 – Exemplo do processo onde é aplicado a EMD, selecionado as IMFs mais significativas na composição do som em análise e pela soma dessas IMFs gerando o sinal composto	41
Figura 11 – Estrutura do equalizador cego do algoritmo de autovetores.	42
Figura 12 – Exemplo da detecção dos sons S1 (magenta) e S2 (ciano)	48
Figura 13 – Exemplo da estimação da duração dos sons originais (a) S1 e (b) S2	49
Figura 14 – <i>Boxplot</i> da duração dos sons (a) S1 e (b) S2 originais em função da taxa cardíaca (Batimentos Por Minuto (BPM)) - mediana em vermelho.	50
Figura 15 – Sinais Originais (a) S1 e (b) S2; Pseudo Distribuição de Wigner-Ville (DPWD) dos sinais (c) S1 e (d) S2 e a estimação de Frequência Máxima (FM) (traço preto) e Frequência Dominante (FD) (traço vermelho)	50

Figura 16 – Decomposição em Modo Empírico (EMD) de S1 (Figura 15a).	51
Figura 17 – Índices obtidos para os PCGs originais (sem equalização).	52
Figura 18 – Exemplos de (a) equalização e (b) detecção de sons no PCG.	56
Figura 19 – Exemplo da estimação da duração dos sons (a) S1 e (b) S2 equalizados.	57
Figura 20 – <i>Boxplot</i> da duração dos sons (a) S1 e (b) S2 equalizados em função da taxa cardíaca (BPM).	57
Figura 21 – Sons (a) S1 e (b) S2 equalizados. DPWD dos (c) S1 e (d) S2 equalizados. A estimação de FM (traço preto) e FD (traço vermelho) é mostrada.	58
Figura 22 – EMD de S1 (Figura 21a).	59
Figura 23 – Índices obtidos para os PCGs equalizados.	59
Figura 24 – Resultados para o indivíduo 02	85
Figura 25 – Resultados para o indivíduo 06	86
Figura 26 – Resultados para o indivíduo 10	87
Figura 27 – Resultados para o indivíduo 11	88

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Registro do Banco de dados	35
Tabela 2 – Número de sons S1 e S2 detectados em todos os registros para cada taxa cardíaca (BPM)	49
Tabela 3 – Número de sons equalizados detectados em cada BPM. . .	54
Tabela 4 – Comparação entre os resultados das medianas	61

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

BPM	Batimentos Por Minuto
DCV	Doenças Cardiovasculares
DFT	Transformada Discreta de Fourier
DPWD	Pseudo Distribuição de Wigner-Ville
ECG	Eletrocardiograma
EMD	Decomposição em Modo Empírico
ES	Entropia de Shannon
EVA	Algoritmo de Autovetores
FD	Frequência Dominante
FFT	Transformada Rápida de Fourier
FI	Frequência Instantânea
FM	Frequência Máxima
MGM	Método Geométrico Modificado
PCG	Fonocardiograma
S1	Primeiro som cardíaco
S2	Segundo som cardíaco
SE	Somatório de energia
SNR	Razão sinal-ruído
STFT	Transformada de Fourier de Tempo Curto
TFD	Distribuição tempo-frequência
WD	Distribuição de Wigner
WT	Transformada Wavelet

LISTA DE SÍMBOLOS

W_z^g	Pseudo Distribuição de Wigner-Ville
$z(n)$	Sinal analítico
N	Número de amostras
$g(m)$	Janela de análise
M	duração da janela de análise
$SE_n(K)$	Curva do somatório de energia
$x(n)$	Sinal real
$H[\]$	transformada de Hilbert
ϕ	Fase
$f_i(n)$	Frequência instantânea
IMF	Funções de Modo Intrínseco
r	valor residual
$\langle f_i \rangle$	Frequência instantânea média
$f(k)$	Sistema de referência do equalizador cego
$x(k)$	Sinal equalizado
$y(k)$	Sinal de referência
$d(k)$	Sinal transmitido
$v(k)$	Sinal de entrada do equalizador
$h(k)$	Canal do sistema
c_4^{xy}	Cumulante cruzado de quarta ordem
r_{xx}	vetor de autocorrelação da saída do equalizador
σ^2	Variância
$e(k)$	Coeficientes do equalizador cego
\mathbf{C}_4^{yV}	Matriz Hermitiana de cumulante cruzado de quarta ordem
R_{VV}	Matriz de autocorrelação
L	Tamanho do equalizador
$s(x)$	Esparsidade
\mathbf{S}	Matriz das esparsidades médias
E_{S_t}	Energia média de Shannon
P_{a_t}	Energia média normalizada de Shannon

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	16
1.1	OBJETIVOS	17
1.1.1	Objetivos Específicos	17
1.2	JUSTIFICATIVA	17
1.3	ORGANIZAÇÃO DO TEXTO	18
2	FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA	20
2.1	SISTEMA CARDIOVASCULAR E A ANATOMIA DO CORAÇÃO	20
2.1.1	Ciclo cardíaco	21
2.1.2	Eletrocardiograma	22
2.2	AUSCULTA CARDÍACA	24
2.2.1	Estetoscópio acústico e eletrônico	28
2.3	TRABALHOS RELACIONADOS	30
3	MATERIAIS E MÉTODOS	32
3.1	BANCO DE DADOS	32
3.1.1	Pseudo Distribuição de Wigner-Ville	36
3.1.2	Parâmetros de frequência dos sons cardíacos	37
3.1.2.1	Frequência máxima	37
3.1.2.2	Frequência instantânea	39
3.1.2.3	Frequência dominante	41
3.2	EQUALIZADOR CEGO	41
3.2.1	Escolha de parâmetros do equalizador cego utilizando a maximização da esparsidade média	44
3.3	EXPORTAÇÃO DOS SONS S1 E S2	46
4	RESULTADOS	48
4.0.1	Sinais originais	48
4.0.2	Sons equalizados	53
4.1	COMPARAÇÃO DOS RESULTADOS	61
5	DISCUSSÃO	62
5.1	LIMITAÇÕES DA INVESTIGAÇÃO	65
5.2	TRABALHOS FUTUROS	66
6	CONCLUSÃO	68

REFERÊNCIAS	70
APÊNDICE A – ALGORITMO PARA DECOMPOSIÇÃO DE SINAIS EM MODO EMPÍRICO (EMD) E CRI- TÉRIO DE SELEÇÃO DAS IMFS	82
APÊNDICE B – RESULTADOS COMPLEMENTARES	85

1 INTRODUÇÃO

As Doenças Cardiovasculares (DCV) são a maior causa de mortes no Brasil e no mundo. No Brasil, esse grupo de enfermidades acarreta cerca de mil e cem (1100) mortes por dia. A maior parte das mortes por DCV pode ser evitada ou postergada com medidas preventivas e com o tratamento adequado. A prevenção é a mais importante medida a ser adotada para a promoção da saúde e enfrentamento de todas as formas de doenças (CARDIOLOGIA, 2021).

Com o surgimento da COVID-19, cuidar do sistema cardiovascular tornou-se ainda mais urgente. Os pacientes correram mais risco de agravamento da doença devido ao receio de buscarem cuidados médicos; parte da população acometida pela COVID-19 apresenta comprometimento cardíaco (ROCHADA *et al.*, 2022). XIE *et al.* (2022) apontam que a probabilidade de problemas cardíacos aumentou até mesmo entre os pacientes que apresentaram casos leves da doença.

As doenças cardíacas podem ser diagnosticadas por meio de exames clínicos, incluindo a ausculta de sons cardíacos patológicos e sopros. A presença destes sons são pistas de fisiopatologias ocultas, sendo a sua adequada interpretação, essencial para o sucesso do diagnóstico e controle de doenças (MARTIN *et al.*, 2007).

Apesar de serem rotineiramente auscultados durante exames clínicos, não existe recomendações de sociedades científicas em relação às especificações técnicas de dispositivos para a captação e registro dos sons cardíacos (WATROUS *et al.*, 2002). Além disto, há evidências de que características do meio de transmissão (tórax) variam entre os diferentes indivíduos em função do sexo, idade e índice de massa corporal (LARSEN *et al.*, 2017). Devido a falta de padronização e ao negligenciamento das diferentes características físicas da população, a investigação de índices quantitativos para o auxílio ao diagnóstico de doenças cardiovasculares demanda mais esforços da comunidade científica.

Este trabalho realiza uma análise quantitativa de sons cardíacos (captados com um mesmo dispositivo) pertencentes a banco público de dados.

1.1 OBJETIVOS

Esta investigação visa obter e analisar características espectrais de sons cardíacos de indivíduos saudáveis por meio da aplicação de técnicas de processamento digital, analisando o efeito da compensação da atenuação imposta pelo tórax nestas características.

1.1.1 Objetivos Específicos

Selecionar banco de dados *open source* com registros de sons cardíacos em que o sistema de captação seja conhecido, contendo informações técnicas sobre os filtros utilizados e o posicionamento do equipamento para a ausculta.

Analisar índices quantitativos para caracterizar diferentes sons cardíacos de indivíduos saudáveis, com ênfase na máxima frequência, frequência dominante e frequência instantânea.

Investigar o impacto de técnicas de equalização nas características espectrais dos sons cardíacos.

Prover valores de referência para parcela da população.

1.2 JUSTIFICATIVA

As DCVs afetam o coração e/ou os vasos sanguíneos (como por exemplo, o infarto agudo do miocárdio e a doença arterial coronariana); algumas são diagnosticadas logo nos primeiros anos de vida (cardiopatias congênitas), outras surgem ao longo da vida (ORGANIZAÇÃO PAN-AMERICANA DA SAÚDE, 2020).

Todos os anos, milhares de pessoas vão a óbito em decorrência das DCVs; três quartos (3/4) das mortes ocorrem em países onde a maioria da população é de baixa renda. Isso se deve ao menor acesso das populações destes países aos serviços de saúde; por consequência, as DCVs são diagnosticadas tardiamente e muitos indivíduos morrem prematuramente (ORGANIZAÇÃO PAN-AMERICANA DA SAÚDE, 2020).

O eletrocardiograma (ECG) é uma poderosa ferramenta de baixo custo para a de triagem de doenças cardíacas. É geralmente realizado, após a aus-

culta cardíaca para detectar anormalidades estruturais das válvulas cardíacas (ZARET *et al.*, 1992).

A ausculta é considerada como uma das práticas mais empregadas para o diagnóstico de doenças relacionadas ao aparelho circulatório, respiratório e sistemas gastrointestinais. O estetoscópio tem sido um aparato essencial para auscultar sons cardíacos por mais de 200 anos, sendo até hoje, um dispositivo padrão de diagnóstico. Apesar das vantagens do baixo custo e fácil operação, a ausculta tem limitações devido à sua dependência em relação à experiência subjetiva do examinador (MALIK *et al.*, 2017).

Devido à essas limitações, ausculta é geralmente complementada por exames como ecocardiograma, ultrassom Doppler, ressonância magnética cardíaca e tomografia computadorizada do coração. No entanto, estes métodos têm alto custo e demandam profissionais especializados para operar estes complexos equipamentos. Há evidências de que, em conjunto com outras doenças não transmissíveis, as doenças cardiovasculares comprometem a economia familiar devido às elevadas despesas associadas (ORGANIZAÇÃO PAN-AMERICANA DA SAÚDE, 2020).

Com a popularização dos estetoscópios eletrônicos, o registro do sons cardíacos, denominados fonocardiograma (PCG), tornou-se um importante auxiliar para o diagnóstico. Estetoscópios eletrônicos permitem a amplificação dos sons (registra sons além da acuidade auditiva) e cancelamento ativo de ruído. Permitem ainda, a “ausculta computadorizada” que envolve a pesquisa de novos sensores acústicos, processamento digital de sinais e técnicas de aprendizado de máquina; estas visam o diagnóstico automático de disfunções cardíacas, sendo objeto de estudo de muitos grupos de pesquisa (LENG *et al.*, 2015).

No entanto, mais pesquisa básica é necessária para que tais métodos possam ter sucesso em tornar o diagnóstico independente de exames de maior custo (LENG *et al.*, 2015).

1.3 ORGANIZAÇÃO DO TEXTO

Para explicar esta investigação sobre o conteúdo de frequência dos sons cardíacos, este documento foi dividido em 6 capítulos. No capítulo 2, tem-se a

fundamentação teórica com informações sobre o sistema cardiovascular, o ciclo cardíaco, a ausculta cardíaca e os sons do coração, bem como a descrição dos exames de ECG e PCG, e trabalhos relacionados ao tema. No capítulo 3, apresenta-se as técnicas de processamento, os parâmetros de frequência utilizados na investigação dos sons cardíacos, e o banco de dados EPHNOGRAM empregado. Os resultados alcançados são apresentados no capítulo 4. No capítulo 5, tem-se a discussão dos resultados, limitações do trabalho e sugestões de projetos futuros. As conclusões são apresentadas no capítulo 6.

2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

Este capítulo aborda conceitos necessários para a compreensão do trabalho desenvolvido, incluindo a fisiologia do sistema cardiovascular, a origem dos sons cardíacos e as técnicas de processamento de sinais utilizadas neste trabalho.

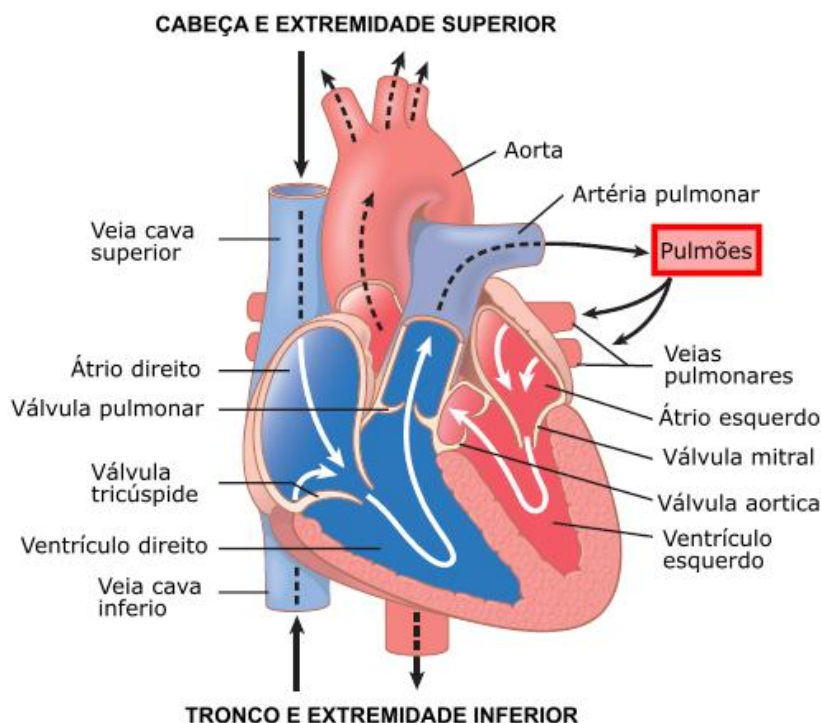
2.1 SISTEMA CARDIOVASCULAR E A ANATOMIA DO CORAÇÃO

A função do sistema cardiovascular ou circulatório (composto pelo coração e pelos vasos sanguíneos) é proporcionar o fluxo do sangue que supre oxigênio e nutrientes para todos os tecidos do corpo.

O coração humano é o órgão central desse sistema localizado no tórax atrás do osso esterno. Suas contrações impulsionam o sangue através das artérias e veias que o distribuem pelo corpo. O coração possui quatro câmaras: dois átrios (esquerdo e direito) e dois ventrículos (esquerdo e direito). O lado direito do coração bombeia sangue para os pulmões (circulação pulmonar) e o lado esquerdo bombeia sangue para o restante do corpo (circulação sistêmica). Entre cada átrio e ventrículo há uma válvula atrioventricular, sendo a válvula do lado direito denominada de tricúspide; a do lado esquerdo é a mitral. Entre os ventrículos e as artérias existem as válvulas semilunares: pulmonar (no lado direito) e a aórtica (no lado esquerdo). As válvulas asseguram que o fluxo do sangue ocorra em uma única direção (ZARET *et al.*, 1992).

Os átrios recebem sangue pelas veias, funcionando principalmente como reservatório para o sangue a ser bombeado para os ventrículos; dos ventrículos, o sangue é ejetado para as artérias que o distribuem pelo corpo. Mais detalhadamente, o átrio direito se contrai, bombeando o sangue para o ventrículo direito que, por sua vez, impulsiona este sangue rico em gás carbônico para os pulmões; as veias pulmonares recebem o sangue enriquecido por oxigênio (após trocas gasosas nos pulmões) e o transportam para o átrio esquerdo que, ao se contrair, o bombeia para o ventrículo esquerdo de onde será ejetado, através da aorta, para os demais vasos sanguíneos do sistema circulatório (Figura 1) (CLARK JR, 1998).

Figura 1 – Estrutura do coração e curso do fluxo sanguíneo através das câmaras e válvulas cardíacas.



Fonte: Adaptado de HALL *et al.* (2016)

2.1.1 Ciclo cardíaco

O ciclo cardíaco é dividido em duas fases, a contração (sístole) e o relaxamento (diástole) do coração. Os limites de cada fase cardíaca são caracterizados pelos estados (aberto ou fechado) das válvulas cardíacas envolvidas. Os sons cardíacos são gerados durante a circulação do sangue devido ao funcionamento das válvulas cardíacas (MARIEB, 2021).

Os eventos mecânicos do ciclo cardíaco são coordenados por potenciais elétricos que geram as contrações atriais e ventriculares rítmicas. Tais contrações submetem o sangue a gradientes de pressão no sistema cardiovascular que proporcionam o fluxo sanguíneo; o sangue escoar das áreas de alta pressão para as de baixa pressão (MARIEB, 2021).

Células especializadas contidas nas paredes do coração formam um

sistema de condução para a propagação de potenciais elétricos que desencadeiam a contração dos átrios e ventrículos. Este sistema de condução é formado pelo nodo sinusal (denominado de marca-passo, pois estabelece a frequência cardíaca), o nodo átrio-ventricular, feixe de His, ramos e fibras de Purkinje. Potencial de ação gerado periodicamente no nodo sinusal é transmitido através do sistema de condução à toda a musculatura cardíaca para proporcionar contração coordenada das diferentes câmaras cardíacas: primeiro os átrios e depois, os ventrículos. O gradiente de pressão entre as câmaras cardíacas é responsável pela abertura e fechamento das válvulas cardíacas (SALADIN *et al.*, 2017).

Durante a fase de relaxamento da musculatura cardíaca (válvulas átrio-ventriculares fechadas e válvulas semilunares fechadas), há entrada de sangue nos átrios, elevando a pressão no seu interior. Quando a pressão atrial supera a pressão ventricular, as válvulas átrio-ventriculares se abrem (válvulas semilunares fechadas). O nodo sinusal gera potencial elétrico que se propaga pelo tecido especializado de condução, iniciando a sístole; os dois átrios contraem-se primeiramente. Assim, mais sangue é ejetado para os ventrículos relaxados. Posteriormente, o potencial de ação alcança os ventrículos causando a contração destes; há elevação da pressão no interior dos ventrículos acima daquela presente no interior dos átrios ocasionando o fechamento das válvulas mitral e tricúspide. Logo após, a pressão sanguínea dentro dos ventrículos aumenta o suficiente para forçar as válvulas semilunares (pulmonar e aórtica) a se abrirem, bombeando o sangue para as artérias. Conforme os ventrículos relaxam, a queda do gradiente de pressão acarreta o fechamento das válvula semilunares, impedindo o retorno do sangue das artérias para os ventrículos. Enquanto a pressão nos ventrículos relaxados for superior a dos átrios, as válvulas atrioventriculares permanecem fechadas (ZARET *et al.*, 1992; HALL *et al.*, 2016).

2.1.2 Eletrocardiograma

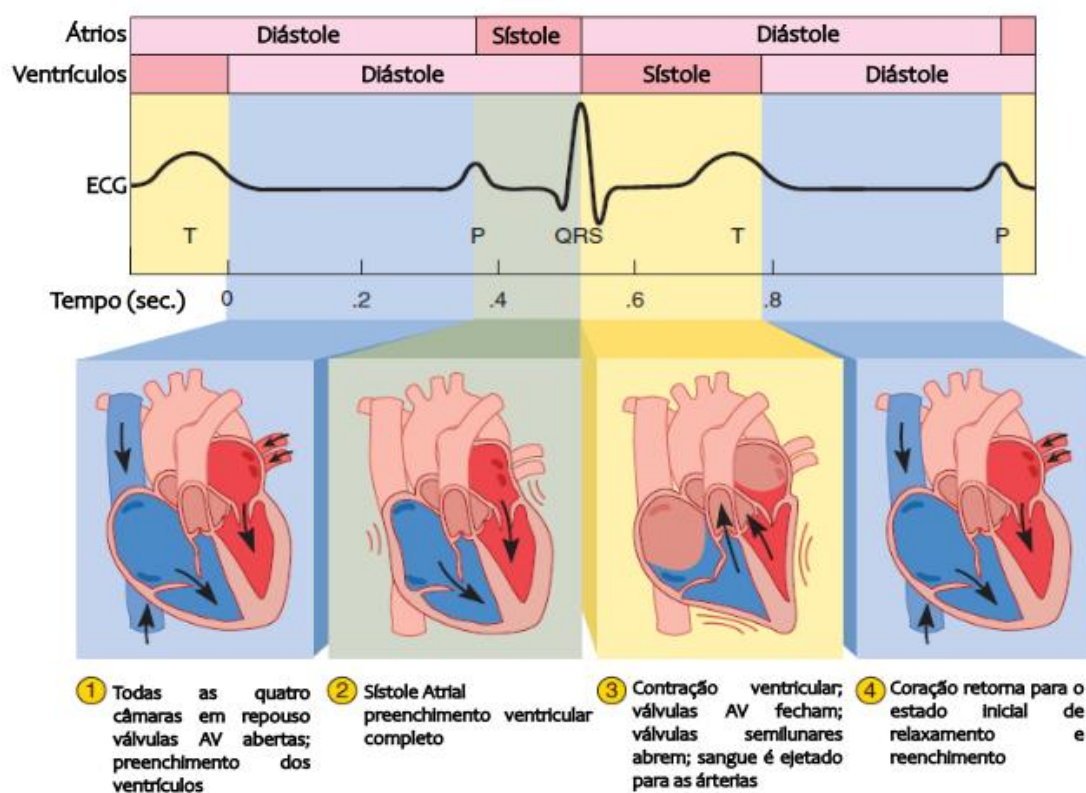
A atividade elétrica do coração é aqui detalhada para melhor compreensão da relação temporal entre eventos elétricos e mecânicos do batimento cardíaco (dentre os quais, os sons cardíacos).

Os potenciais elétricos gerados pelas células cardíacas distribuem-se no

tórax, podendo ser medidos na superfície do corpo por meio de eletrodos que são conectados a dispositivo de amplificação, filtragem e gravação; seu registro é denominado eletrocardiograma (ECG). Depois da auscultação, o ECG é o exame mais realizado para a avaliação cardíaca (MARIEB, 2021).

O ECG de indivíduos saudáveis é composto pela onda P, o complexo QRS, e a onda T. A onda P é resultado da despolarização atrial que desencadeia a contração destes. O complexo QRS é gerado pela despolarização dos ventrículos durante a sua contração. Sendo assim, tanto a onda P e o complexo QRS são ondas de despolarização; já a onda T é uma onda de repolarização que se constitui em potencial gerado durante o relaxamento dos ventrículos (Figura 2) (GUYTON *et al.*, 2005).

Figura 2 – Ciclo cardíaco e o ECG.



Fonte: Adaptado de SALADIN *et al.* (2017)

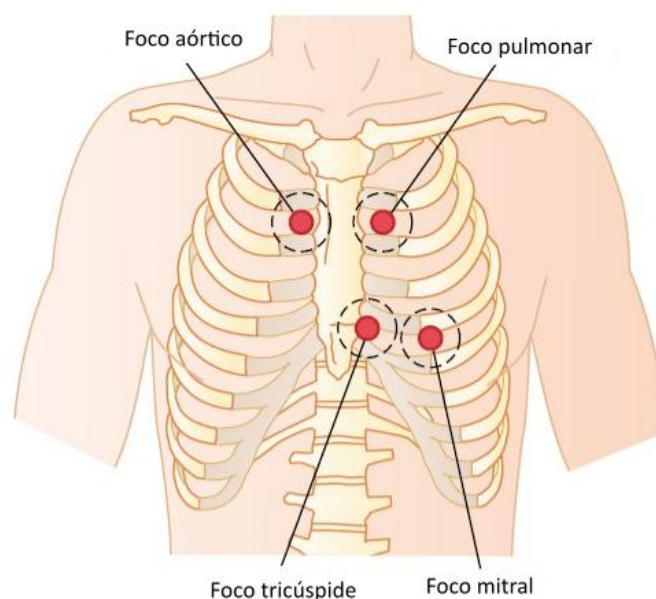
Portanto, cada onda do registro de ECG está relacionada a eventos mecânicos. Conseqüentemente, é uma ferramenta valiosa na identificação de uma série de doenças e anormalidades cardíacas, principalmente por ser não invasivo, indolor e fácil de registrar (MARIEB, 2021).

2.2 AUSCULTA CARDÍACA

Ouvir os sons do corpo com o auxílio de um estetoscópio é chamado de auscultação. O estetoscópio capta e conduz, até o aparelho auditivo, as vibrações das estruturas cardíacas e vasculares que atingem a superfície do tórax. A ausculta tem como vantagens, o baixo custo e o baixo tempo de resposta (PAZIN-FILHO *et al.*, 2004).

A Figura 3 mostra os pontos mais adequados para a ausculta dos diferentes sons cardíacos.

Figura 3 – Áreas do tórax onde o som de cada válvula pode ser melhor ouvido.



Fonte: Adaptado de HALL *et al.* (2016)

A ausculta cardíaca, por meio de estetoscópios acústicos ou eletrônicos, permite a análise dos sons para obter informações clínicas. Reconhecer sons

normais e anormais é uma habilidade desejável para muitos profissionais de saúde; tal discernimento permite a detecção de anomalias durante o exame físico de um indivíduo assintomático, identificando a necessidade de aprofundar a investigação para um correto diagnóstico (BROWN, 2008).

A abertura das válvulas cardíacas saudáveis é silenciosa; os sons normais são gerados em decorrência do fechamento destas devido à vibração de estruturas do coração e das paredes dos vasos sanguíneos próximas ao coração. O som gerado por um coração saudável é usualmente descrito como “lub, dub, lub, dub”. O som presente no começo da sístole é associado com o “lub”, sendo denominado de Primeiro som cardíaco (S1); possui banda de frequência reportada entre 10 e 200 Hz. No final da sístole e início da diástole, tem-se o som “dub” denominado de Segundo som cardíaco (S2); possui banda de frequência reportada entre 20 e 250 Hz. S2 é um som mais agudo e de menor duração que S1 (HALL *et al.*, 2016).

O terceiro som cardíaco S3 ocorre no início da diástole quando da entrada de sangue no ventrículo. Pode ser ouvido em jovens adultos saudáveis e durante a gravidez (RANGANATHAN, 2016).

A Figura 4 apresenta a relação temporal entre pressões e volumes no lado esquerdo do coração, ECG e PCG (sons S1, S2 e S3).

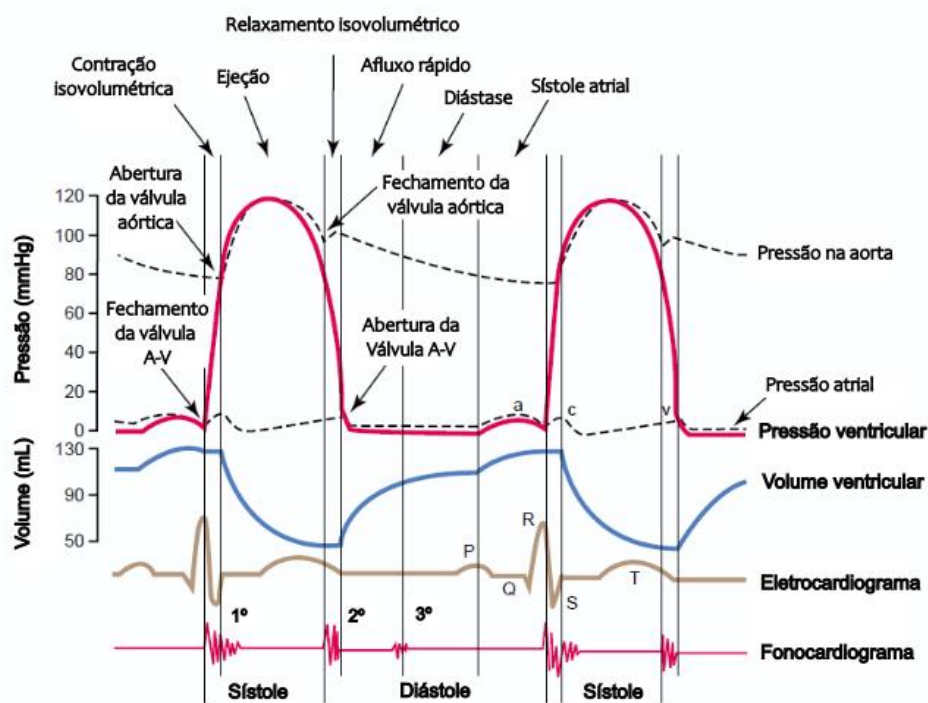
Além dos sons normais, tem-se sons associados a disfunções cardiovasculares. Um quarto som cardíaco S4 ocorre quando de prolongada contração atrial.

Ao se iniciar a ausculta, avalia-se primeiramente S1 e S2; depois, os terceiro e quarto sons (S3 e S4, respectivamente) e então, os sons adicionais que incluem sopros, cliques e estalidos. Estes sons adicionais podem ser ouvidos em indivíduos com anomalias estruturais do coração (RANGANATHAN, 2016).

Sumarizando, tem-se (SHEA *et al.*, 2019):

- Sons cardíacos: são transitórios, breves, ocorrendo durante a abertura ou fechamento das válvulas cardíacas, além de serem divididos em sons sistólico e diastólico. Até 4 sons podem ser auscultados, sendo denominados de S1, S2, S3 e S4.
- Sopros: ocorrem quando há anormalidades nas válvulas, causando turbu-

Figura 4 – Relação temporal entre pressões e volumes (lado esquerdo do coração), ECG e PCG: primeiro, segundo e terceiro sons cardíacos.



Fonte: Adaptado de GUYTON *et al.* (2005)

lência do fluxo sanguíneo; são mais prolongados que os sons cardíacos, podendo ser sistólicos, diastólicos ou contínuos. São classificados pela intensidade e descritos pela localização e pelo instante em que ocorrem no ciclo cardíaco. Podem ser indicadores de doenças cardíacas; variam em intensidade, sendo que sopros mais altos não indicam necessariamente doença mais grave.

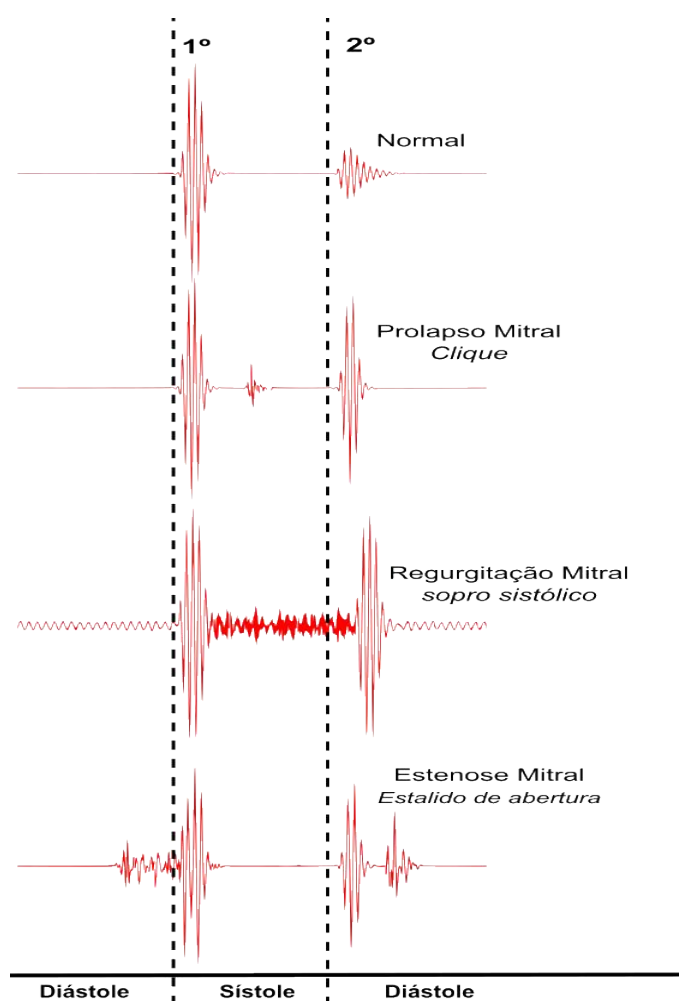
- Cliques: som agudo que ocorre no ponto de máxima abertura das válvulas, logo após S1. Podem ser cliques de ejeção (ouvidos no início da sístole, indicando a abertura rápida de uma válvula semilunar ou distensão da aorta durante o início da ejeção ventricular) ou não ejeção (normalmente, na sístole média a tardia; deve-se a edema e interrupção súbita do movimento

dos folhetos de uma válvula mitral prolapsada)

- Estalido: som diastólico de alta frequência causado pela abertura de uma válvula mitral estreitada (mais comum); começa após S2 e termina com um aumento gradual do som até S1.

Exemplos de registros de sons obtidos de corações em diferentes condições clínicas são apresentados na Figura 5.

Figura 5 – Forma de onda dos sons de coração saudável e com alterações clínicas.



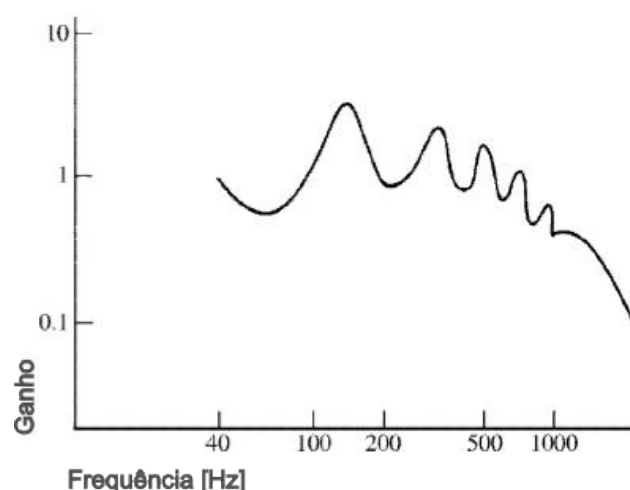
Fonte: Elaborado pela autora

Uma frequência cardíaca normal, quando não se está em atividade física, geralmente fica entre 60 e 100 batimentos por minuto (BPM); sendo esta, frequência cardíaca em repouso. Atletas ou pessoas em boa forma física podem ter batimentos cardíacos em repouso inferiores a 60 BPM. Quando se está em atividade, o coração bate mais rápido para obter mais oxigênio para os músculos. Em indivíduo que se exercita intensamente, a frequência cardíaca pode superar 160 batimentos por minuto (HEART FOUNDATION NZ, 2022).

2.2.1 Estetoscópio acústico e eletrônico

A Figura 6 mostra a resposta em frequência típica de um estetoscópio acústico. Salienta-se que há grande variabilidade da resposta em frequência entre estetoscópios acústicos de diferentes fabricantes e modelos.

Figura 6 – Curva de resposta em frequência típica de um estetoscópio.



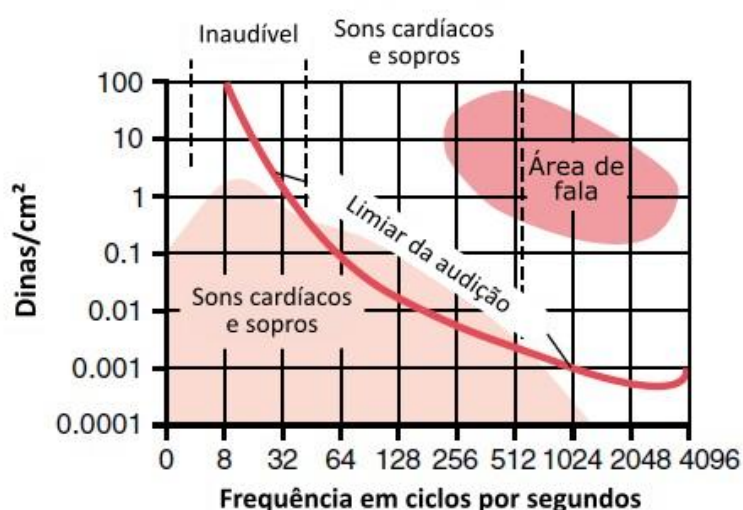
Fonte: Adaptado de WEBSTER (2009)

Portanto, o diagnóstico através da ausculta cardíaca é influenciada pelo modelo de estetoscópio acústico utilizado, além estar sujeito à subjetividade (e assim, à experiência) e acuidade auditiva do examinador.

A Figura 7 mostra o limiar da audição humana (pressão acústica x frequência), bem como as componentes de frequência presentes nos sons

cardíacos (saudáveis e não saudáveis) captados na superfície do tórax. Estes sons possuem largura de banda de 10 a 800 Hz (DWIVEDI *et al.*, 2018). Ressalta-se que, em áreas críticas da atuação de um estetoscópio (ou seja, onde sons clinicamente significantes ocorrem), a resposta em frequência está próxima do limiar da audição humana; assim, sons podem ser totalmente atenuados se o ganho do estetoscópio utilizado cair apenas 3 dB. Observa-se ainda, que tal limiar de frequência é fortemente dependente da acuidade auditiva do examinador (WEBSTER, 2009).

Figura 7 – Amplitude das vibrações em diferentes frequências nos sons e sopro cardíacos em relação ao limiar da audição.



Fonte: Adaptado de WEBSTER (2009)

O ouvido humano não identifica com exatidão as características temporais e espectrais dos sons e sopros cardíacos, devido à sua curta duração e seus harmônicos de baixa frequência (LEATHAM, 1970).

Para aprimorar a análise dos sons cardíacos de forma a se obter uma melhor exatidão nos resultados do exame, realiza-se o registro digital dos sons cardíacos denominado fonocardiograma. A análise do PCG pode proporcionar a obtenção de índices quantitativos, visando contornar as atuais limitações do diagnóstico subjetivo com estetoscópio acústico (DEBBAL *et al.*, 2008).

Assim como ocorre com os acústicos, existem diversos modelos de aparelhos eletrônicos no mercado; o conhecimento do aparelho em uso é muito importante para o adequado registro dos sons cardíacos.

Atualmente, várias técnicas de processamento de sinal e aprendizado de máquina vêm sendo aplicadas para estudar e diagnosticar doenças cardíacas (DWIVEDI *et al.*, 2018).

Apesar de intensas investigações, ainda não existem índices quantitativos aceitos pela comunidade científica para a caracterização dos diferentes sons cardíacos. Em grande parte, isto se deve a ausência de padronização de sistemas de registro de sons cardíacos; assim, a análise comparativa de resultados obtidos de diferentes bancos de dados não possibilita conclusões.

Soma-se a isto, o negligenciamento da atenuação imposta pelo tórax aos sons cardíacos. Os sons percorrem o tórax para chegar à superfície, sendo que componentes de frequência acima de 100Hz são muito atenuados no trajeto (DURAND *et al.*, 1990; DONNERSTEIN, 1992; PONTE, D. F. da *et al.*, 2014). A interface entre o tórax e o microfone pode também afetar o conteúdo espectral dos sons captados (NUSSBAUMER *et al.*, 2022). No entanto, tais fatores não são geralmente considerados nas investigações de sons cardíacos, dificultando a análise comparativa dos sons captados de indivíduos com diferentes características físicas.

A aplicação de técnicas de equalização aos sons cardíacos para compensar os efeitos da atenuação do tórax dos diferentes pacientes deve possibilitar a obtenção de índices quantitativos mais consistentes para a sua caracterização.

2.3 TRABALHOS RELACIONADOS

Com o desenvolvimento dos estetoscópios digitais, renovou-se o interesse pela auscultação como ferramenta de diagnóstico. A auscultação eletrônica abre novas possibilidades na avaliação da atividade mecânica do coração por meio de métodos não invasivos e de menor custo. Técnicas de análise automatizada de sons cardíacos podem vir a auxiliar a medição de parâmetros cardiovasculares (pressão arterial pulmonar, intervalos de tempo sistólico, contratilidade, volume sistólico e outros), bem como, auxiliar o diagnóstico de

diversos distúrbios cardíacos (disfunção valvar e insuficiência cardíaca congestiva) (KUMAR, 2014).

A análise automatizada dos sons cardíacos em aplicações clínicas geralmente tem três etapas: pré-processamento, segmentação e classificação. Nas últimas décadas, os métodos de segmentação e classificação automatizada dos sons cardíacos foram amplamente estudados. Muitos métodos têm demonstrado potencial para detectar patologias em aplicações clínicas (LIU *et al.*, 2016). A caracterização do conteúdo de frequência desses sons deve proporcionar o aprimoramento da sua classificação e, assim, os diagnósticos.

DEBBAL *et al.* (2008) discutem a aplicação de Transformada Rápida de Fourier (FFT), Transformada de Fourier de Tempo Curto (STFT), Distribuição de Wigner (WD) e Transformada Wavelet (WT) na análise do sinal de PCG; conclui que essas transformadas fornecem recursos suficientes para medidas qualitativas e quantitativas, auxiliando o diagnóstico de doenças cardíacas. No entanto, eles observam que, embora a técnica de FFT possa fornecer o conteúdo básico de frequência de um sinal PCG, ela não é recomendada para detectar atrasos e variações transitórias no tempo. Além disso, as técnicas STFT e WD podem não detectar com precisão componentes importantes de sinais normais de PCG. No geral, os autores sugerem que a WT é a ferramenta mais eficaz para analisar sinais de PCG, pois pode capturar informações de frequência e tempo.

Os trabalhos de ARI *et al.* (2009), MAGLOGIANNIS *et al.* (2009), WANG, Y. *et al.* (2014), DHAR *et al.* (2021) apresentam diferentes métodos de identificação dos sons cardíacos através de componentes de frequência, evidenciando a necessidade de melhor caracterizar o espectro dos sons cardíacos. Os trabalhos de ARI *et al.* (2009), MAGLOGIANNIS *et al.* (2009), WANG, Y. *et al.* (2014), DHAR *et al.* (2021) apresentam diferentes métodos de identificação dos sons cardíacos através de componentes de frequência, evidenciando a necessidade de melhor caracterizar o espectro dos sons cardíacos.

3 MATERIAIS E MÉTODOS

Neste capítulo, descreve-se o banco de dados e as técnicas de processamento utilizados para a obtenção de características espectrais (frequência máxima (FM), frequência dominante (FD) e frequência instantânea (FI)) de S1 e S2 para diferentes taxas cardíacas.

Após a detecção das ocorrências de S1 e S2 nos registros, a duração de cada som foi estimada por meio da Entropia de Shannon (ES). A FM e a FD foram estimadas para cada som S1 e S2 por meio da pseudo distribuição de Wigner-Ville (DPWD). Para estimar a Frequência Instantânea (FI) de cada som, aplicou-se a decomposição em modo empírico (EMD); foram então obtidos, o primeiro momento da FI para o sinal reconstruído. Estes procedimentos foram aplicados aos sons antes e após equalização cega baseada no Algoritmo de Autovetores (EVA).

A utilização de DPWD e EMD deveu-se à ausência de informações na literatura sobre intervalos de estacionaridade destes sinais, tal que se pudesse aplicar outras técnicas de processamento como a Transformada Discreta de Fourier (DFT). O emprego da equalização EVA deveu-se aos seus bons resultados para sinais de curta duração reportados em trabalhos anteriores (SPERANZA *et al.*, 2020).

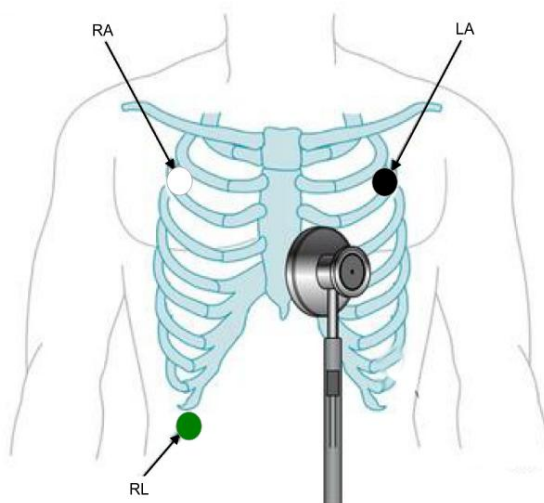
3.1 BANCO DE DADOS

A pandemia impossibilitou a composição de banco de dados próprio. Assim, o trabalho foi desenvolvido com banco de dados aberto. A adequação de vários bancos de dados abertos para a realização da pesquisa foi avaliada, dentre os quais: o PASCAL (BENTLEY *et al.*, s.d.) (contém diferentes tipos de sons cardíacos e sopros) e o MITHSDB (MOODY *et al.*, 2001) (contém diferentes tipos de sons cardíacos e sopros e ECG). Por fim, optou-se pela utilização do banco de dados *EPHNOGRAM: A Simultaneous Electrocardiogram and Phonocardiogram Database*, disponibilizado por PhysioNet. Esse banco de dados é proveniente de um projeto que desenvolveu um dispositivo para a gravação simultânea dos sinais de ECG e PCG (KAZEMNEJAD *et al.*, 2021).

Esta escolha se deveu ao fato de que os demais bancos públicos de sons cardíacos não descrevem as especificações técnicas utilizadas no registro dos sons. Estes bancos de dados foram adquiridos com modelo de estetoscópio eletrônico cujo auscultador ou filtros de aquisição podiam ser modificados pelo examinador; não é informado se o auscultador (sino ou diafragma) e os filtros utilizados foram sempre os mesmos para o registro dos sons de pacientes. Como diferentes profissionais foram envolvidos na captação dos sons (tendo provavelmente ajustado o dispositivo de acordo com sua preferência), o espectro dos diferentes registros contidos nestes bancos de dados podem ser afetados pelo sistema de captação.

O dispositivo eletrônico projetado pelos autores do banco de dados capta, simultaneamente, três derivações de ECG e PCG. A derivação do ECG e o posicionamento do estetoscópio para o PCG são apresentados na Figura 8 (KAZEMNEJAD *et al.*, 2021).

Figura 8 – Arranjos do equipamento.



Fonte: Adaptado de KAZEMNEJAD *et al.* (2021)

Os sinais analógicos são filtrados por passa-banda e amostrado a 8 kHz com resolução de 12 bits e armazenados.

Com o intuito de remover a flutuação da linha de base e a distorção de *aliasing*, os sinais de ECG e PCG são filtrados por passa-banda composto por passa alta passivo de 1ª ordem (frequência de corte: 0,1 Hz) e um filtro passa-baixa ativo Butterworth de 5ª ordem. A frequência de corte deste passa baixa é de 1kHz para os sinais de PCG (ganho de banda passante de 5dB), sendo de 150Hz para os sinais de ECG (ganho de banda passante de 30dB). Os autores observam que, embora os filtros sejam de fase não linear, os atrasos de grupo (*group delay*) são praticamente constantes na banda passante.

Assim como para os demais banco de dados, a resposta em frequência do microfone utilizado não é apresentada. Alguns microfones são fabricados para apresentar resposta plana em frequência dependendo da sua aplicação; possuem contudo, diferentes bandas passante. Sons cardíacos contém baixas componentes de frequência cuja captação pode ser comprometida pelas características do microfone.

Além de informar o sistema de captação e os filtros utilizados em todos os registros, o banco de dados contém sinal de ECG que auxilia a localização dos sons S1 e S2. Tem como desvantagem o fato de que o banco de dados foi obtido apenas para indivíduos adultos saudáveis do sexo masculino.

O EPHNOGRAM possui 69 pares síncronos de ECG e PCG captados de 24 homens saudáveis com idade entre 23 e 29 anos, colocados em situações de exercício físico e repouso; os áudios têm duração de 30 segundos (8 registros) e 30 minutos (61 registros), e apresentam em alguns trechos interferências devido ao ruído ambiente (fala e equipamentos). Nesse trabalho, avaliou-se apenas os sons anotados pelos organizadores do EPHNOGRAM como de boa qualidade, e com duração de 30 minutos totalizando 42 áudios. A Tabela 1 associa os indivíduos com seus respectivos registros de áudio.

Tabela 1 – Registro do Banco de dados

Individuo	Áudio	
	Repouso	Exercício
01	10	
02	13	49, 55, 65
06	23	34, 51, 64
09	12	
10	11	53, 56, 59
11	14	48, 61
12	15	
13	16	
14		29, 35, 43
15		32, 42, 47, 67
16		31, 68
17		33, 45, 52, 69
18		36
19		39, 41, 60
20		44, 46, 66
21		57
23	1	
24	2	

Fonte: Elaborado pela autora

O EPHNOGRAM vem acompanhado de um conjunto de códigos escrito para Matlab contendo algumas ferramentas de processamento disponibilizado em (SAMENI, 2018). Dentre os quais, salienta-se o código para localização das ocorrências dos sons S1 e S2 no registro baseado na análise do ECG. Para tal finalidade, detecta as ondas R no ECG (versão modificada do algoritmo de Pan-Tompkins) e utiliza intervalos típicos de ocorrência dos sons S1 e S2 em relação à onda R (KAZEMNEJAD *et al.*, 2021). Este código foi empregado nesta investigação.

Os resultados desse trabalho foram obtidos, inicialmente, para os sinais originais do banco de dados e para os sinais após a equalização dos sons. Esta segunda etapa visa avaliar o espectro dos sinais após compensação da atenuação do canal. As próximas seções apresentam as técnicas de processamento

empregadas.

3.1.1 Pseudo Distribuição de Wigner-Ville

Sinais captados por sensores analógicos podem ser discretizados, armazenados e digitalmente processados; neste último caso, o sinal contínuo deve ser analisado em um intervalo finito de tempo, realizado por meio de janelamento.

Largamente empregadas em processamento de sinais, as Distribuição tempo-frequência (TFD) buscam caracterizar a densidade de energia de sinal simultaneamente nos dois domínios (DEBNATH *et al.*, 2015). Para a avaliação de sinal de longa duração em um número finito de operações, utiliza-se a DPWD que realiza o janelamento do sinal (BOASHASH *et al.*, 2016).

A DPWD vem sendo empregada para superar limitações da análise por meio de espectrograma obtido pela DFT; pois diferentemente da DFT ela proporciona uma representação em tempo-frequência de alta resolução de sinais não estacionários. Apesar destas vantagens, a DPWD também possui algumas limitações; seu cálculo gera termos interferentes (*cross-terms*). Tais interferências podem ser atenuadas pela ponderação da energia no plano tempo-frequência, mas isso acarreta perda de resolução (STEPHANE, 2008). Assim, outras TFDs vem sendo propostas para aprimorar estes aspectos.

A DPWD é utilizada neste trabalho para a estimação de máxima frequência e frequência dominante. Observa-se que a DPWD proporciona a redução de interferências entre componentes no domínio do tempo devido ao janelamento.

A DPWD pode ser obtida através da aplicação da DFT à função de autocovariância do sinal. BOASHASH, Boualem (2015) definem a DPWD como:

$$W_z^g(n, k) = \sum_{|m| < M/2} g(m) z(n+m) z^*(n-m) e^{-j2\pi \frac{km}{M}} \quad (1)$$

sendo n e k são as variáveis discretas representando o tempo e a frequência, $z(n)$ sinal de entrada analítico de comprimento N , $*$ é símbolo de conjugado, $g(m)$ a janela de análise com duração M . W_z^g é representado por uma matriz $N \times M$, tendo período igual a π devido ao fator 2 presente na exponencial.

Para evitar *aliasing* devido ao período da DPWD ser menor que o intervalo de 2π do espectro do sinal, há dois possíveis métodos: *oversampling* e a aplicação de sinais analíticos.

O *oversampling*, ou seja aumentar a taxa de amostragem do sinal, em no mínimo duas vezes a taxa de Nyquist, evita esse tipo de distorção, mantendo o espectro do sinal em metade da escala de frequência.

DFT de sinais reais apresenta redundância do espectro para frequências positivas e negativas. A utilização de sinais analíticos gerados através da transformada de Hilbert evita esta redundância para sinais amostrados à taxa de Nyquist (CLAASEN, 1980). Sinais analíticos serão discutidos na Seção 3.1.2.2.

3.1.2 Parâmetros de frequência dos sons cardíacos

Informações sobre o conteúdo espectral de sinais são importantes para definir as características dos sistemas de aquisição, além de serem utilizadas para a identificação de diferentes sinais.

Neste trabalho, optou-se por investigar três índices: frequência máxima, frequência instantânea e frequência dominante.

3.1.2.1 Frequência máxima

A literatura reporta que a banda de frequência dos sons S1 e S2 encontra-se entre 10 e 250Hz, (DWIVEDI *et al.*, 2018), (DEBBAL *et al.*, 2008). No entanto, a análise espectral destes sons vinha sendo obtida, principalmente, por meio da DFT que apresenta limitações na análise de sons não estacionários. Alguns trabalhos indicam a presença de componentes de frequência superiores a 250 Hz (ARNOTT *et al.*, 1984; SYED *et al.*, 2007; CHEN, G. *et al.*, 2015). Estas diferenças talvez se devam às características dos sistemas de aquisição e técnicas de análise. Portanto, a determinação da frequência máxima deve ser melhor investigada para uma melhor especificação de sistemas de aquisição de sons cardíacos. Como mencionado, este índice pode também ser útil para a identificação dos diferentes sons.

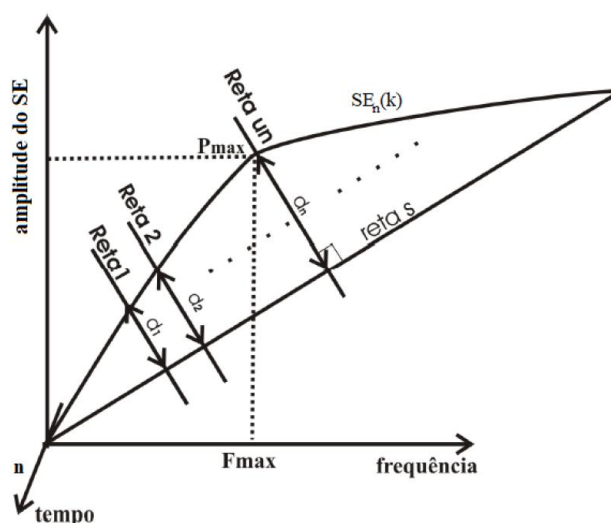
Neste trabalho, a FM é estimada através do método geométrico modificado (MGM) aplicado à DPWD (PONTE, D. *et al.*, 2013).

A curva do somatório da energia (SE) da DPWD (Figura 9) é utilizada para a obtenção do MGM. Seu cálculo é dado por:

$$SE_n(K) = \sum_{k=0}^{K-1} DPWD(n, k)^2 \quad (2)$$

A máxima frequência do sinal corresponde à frequência a partir da qual, o somatório da energia passa a ter acréscimos de menor valor (MORAES, 1995). Isso se deve ao fato de que este ponto corresponde ao cessamento de energia do sinal; os acréscimo subsequentes em $SE_n(K)$ são devidos à soma da energia de ruído (baixa energia para Razão sinal-ruído (SNR) adequada). Este ponto pode ser encontrado determinando-se as distâncias d_n - calculada entre todos os pontos de $SE_n(K)$ e a reta S que conecta os pontos $SE_n(0)$ e $SE_n(K - 1)$. A FM é associada ao ponto da curva que apresenta a maior distância d (idem, ibidem).

Figura 9 – Curva do SE e a aplicação do MGM para detectar a frequência máxima



Fonte: Retirado de SPERANZA *et al.* (2020)

3.1.2.2 Frequência instantânea

A frequência de sinal discreto não estacionário em um dado momento é denominada frequência instantânea (FI), podendo ser estimada a partir da sua representação analítica (BOASHASH, Boualem, 1992). Um sinal analítico $z(n)$ em sua forma discreta é dado por:

$$z(n) = x(n) + jH[x(n)] \quad (3)$$

onde a transformada de Hilbert $H[\cdot]$ do sinal $x(n)$ gera um deslocamento de fase de $\pi/2$ em relação ao sinal original.

Escrevendo $z(n)$ na forma polar tem-se:

$$z(n) = a(n)e^{j\phi(n)}, \quad (4)$$

onde $a(n)$ e $\phi(n)$ são funções discretas da magnitude e da fase, respectivamente.

A frequência instantânea no tempo discreto pode ser estimada através da diferença de fase:

$$f_i(n) = [\phi(n) - \phi(n-1)] \pmod{2\pi}. \quad (5)$$

A operação módulo ($\pmod{2\pi}$) reflete a natureza periódica de $\phi(n)$ (SUN, M. *et al.*, 1993).

A Equação 5 é adequada para estimar a FI de sinais monocomponentes (BOASHASH, Boualem, 1992).

O PCG é considerado um sinal não estacionário e multicomponente (SUN *et al.*, 2006). Visando descrever esse tipo de sinais, trabalhos como o de SAINI *et al.* (2017) e SUN, Lisha *et al.* (2003) obtêm os sinais monocomponentes do PCG pelo método de EMD proposto por HUANG *et al.* (1998); esse gera os monocomponentes, denominados de funções de modo intrínseco (IMFs), independentes entre si, que apresentam uma única FI a cada instante de tempo.

Como o nome sugere, HUANG *et al.* (1998) propuseram regras empíricas para, através de um processo iterativo (*sifting*), encontrar os monocomponentes do sinal original (IMFs) somado a um valor residual (r):

$$x(n) = \sum_{j=1}^m IMF_j(n) + r(n). \quad (6)$$

Por razões de concisão, os passos do algoritmos para extração das IMFs são apresentadas no Apêndice A (HUANG *et al.*, 1998). EMD vem sendo aplicada em vários trabalhos na análise dos sons cardíacos, como por exemplo em SAINI *et al.* (2017), SUN, Lisha *et al.* (2003) e WU *et al.* (2022). Geralmente, determina-se a FI de cada monocomponente para plotar sua evolução ao longo do tempo, compondo o espectro de Hilbert. Neste trabalho, buscou-se determinar índices numéricos para auxiliar a análise dos diferentes sons cardíacos.

Segundo BOASHASH, Boualem (1991) o valor médio ponderado pela intensidade das FIs de sinal multicomponente, Equação 5, pode ser estimado por:

$$\langle f_i \rangle = \frac{\sum_L f_i(n) |z(n)|^2}{\sum_L |z(n)|^2} \quad (7)$$

sendo L o tamanho do som cardíaco em análise. Ou seja, $\langle f_i \rangle$ é o primeiro momento de $|z(n)|^2$ em relação à frequência.

Baseado em WU *et al.* (2022), dois critérios para seleção das IMFs, cujas $f_i(n)$ são utilizadas na Equação 7, são apresentados a seguir:

1. a adição da IMF ao sinal composto deve promover incremento mínimo de 15% na correlação entre os sinais composto e original;
2. atingir, no mínimo, 78% da energia do sinal original a partir do somatório (uma a uma) das IMFs de maior energia;

Assim, realizou-se a decomposição de cada som em suas IMFs. Em seguida define-se a IMF que apresenta maior energia entre todas como o sinal inicial para o cálculo da FI, se esse sinal não atingir o 2º critério de seleção é então calculado o sinal composto pela soma das IMFs mais significativas.

Quando a primeira condição não for observada, o monocomponente não é considerado, sendo o processo finalizado. O propósito é rejeitar sinais interferentes (pulmonares, ruído ambiente e outros). Um exemplo desse processo é apresentado na Figura 10, ele mostra o resultado da EMD, e as IMF selecionadas após os critérios de seleção serem aplicados, e o sinal composto obtido pela soma dessas IMFs.

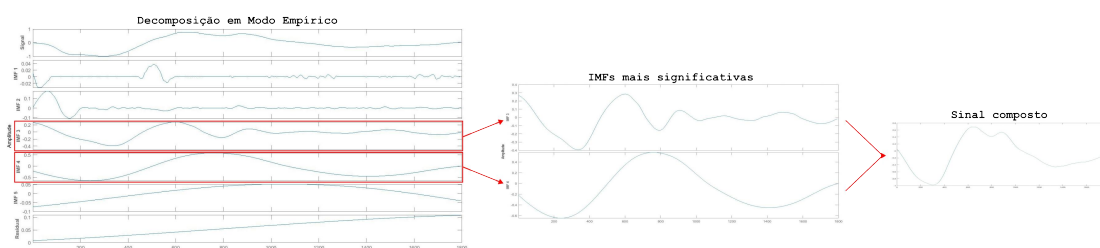


Figura 10 – Exemplo do processo onde é aplicado a EMD, selecionado as IMFs mais significativas na composição do som em análise e pela soma dessas IMFs gerando o sinal composto

Após essa seleção, obtém-se o primeiro momento das $f_i(n)$ para o sinal multicomponente (Equação 7). Esse processo é explicado detalhadamente no Apêndice A

3.1.2.3 Frequência dominante

A FD corresponde à componente que contém a maior energia entre todas as outras (frequência da DPWD do sinal com maior magnitude) (DEBBAL *et al.*, 2008).

$$FD = \max(DPWD) \quad (8)$$

A FD vem sendo utilizada na detecção de murmúrios e possíveis enfermidades do coração, como em STEIN *et al.* (1980), DONNERSTEIN (1989) e FISCHER *et al.* (2006).

3.2 EQUALIZADOR CEGO

Como mencionado na Seção 2.2, as componentes de frequência dos sons cardíacos são diferentemente atenuadas pelo tórax. Técnicas de equalização são amplamente utilizadas em outras áreas para compensar as distorções causadas pelo meio de transmissão no sinal. Assim, informações contidas nos sinais originalmente gerados podem ser recuperadas.

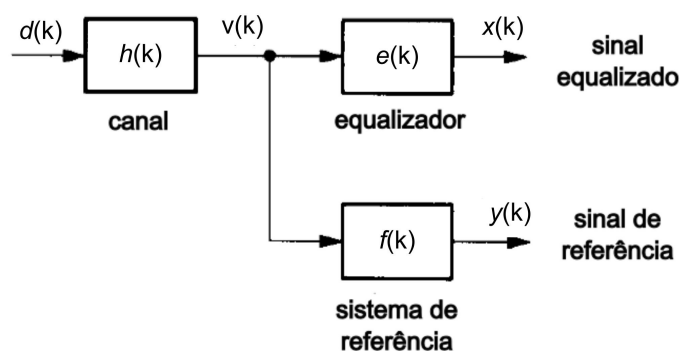
Com este propósito, deve-se encontrar os coeficientes ótimos do equalizador para que os sinais equalizados se aproximem ao máximo do sinal original. (CHI *et al.*, 2006). Contudo, as características do meio de transmissão (tórax)

variam entre os diferentes indivíduos devido a fatores como sexo, idade e índice de massa corporal (LARSEN *et al.*, 2017). Neste contexto, a equalização cega é a mais adequada, pois permite estimar o melhor equalizador para cada indivíduo.

Neste trabalho, optou-se pela utilização do equalizador baseado no EVA proposto em JELONNEK *et al.* (1997), pois o mesmo foi satisfatoriamente aplicado a sons de curta duração como os sons respiratórios (SPERANZA *et al.*, 2020).

A estrutura para implementação do algoritmo proposto por JELONNEK *et al.* (1997) é apresentada na Figura 11.

Figura 11 – Estrutura do equalizador cego do algoritmo de autovetores.



Fonte: Adaptado de JELONNEK *et al.* (1997)

Assume-se que o canal e o equalizador são filtros lineares e invariantes no tempo em um cenário sem ruído. A estrutura proposta faz uso de um equalizador FIR com resposta ao impulso $e(k)$ e um filtro FIR $f(k)$ de mesma ordem (sistema de referência). $f(k)$ é utilizado para gerar uma sequência de dados de treinamento para a iteração subsequente do algoritmo. As sequências de saída do equalizador e do sistema de referência são denominadas $x(k)$ e $y(k)$, respectivamente.

O EVA tem por objetivo estimar os coeficientes do equalizador que minimizam o erro quadrático médio (MMSE) entre o sinal equalizado ($x(k)$) e o sinal transmitido ($d(k)$) sem o conhecimento deste último. Para isto, utiliza o

sinal recebido ($v(k)$) e informações estatísticas do sinal transmitido. Remove-se assim, a influência do canal ($h(k)$) sobre $v(k)$.

O EVA baseia-se no teorema de Shalvi–Weinstein (SHALVI *et al.*, 1990); o mesmo estabelece que os coeficientes ótimos do equalizador são aqueles que maximizam o módulo da curtose do sinal equalizado desde que a variância do sinal equalizado seja igual à variância do sinal transmitido (não Gaussiano, média nula, independente e identicamente distribuído).

De forma similar à proposta de SHALVI *et al.* (1990), JELONNEK *et al.* (1997) estabelece que os coeficientes ótimos do equalizador cego sejam estimados a partir da maximização do módulo do cumulante cruzado de quarta ordem entre as saídas do equalizador ($x(k)$) e do sistema de referência ($y(k)$):

$$\text{Máx} |c_4^{xy}(0, 0, 0)| \text{ dado que } r_{xx}(0) = \sigma_d^2 \quad (9)$$

Onde $c_4^{xy}(0, 0, 0)$ é cumulante cruzado de quarta ordem, r_{xx} é a sequência de autocorrelação da saída do equalizador e σ_d^2 é a variância do sinal de entrada. O sinal de referência $y(k)$ é calculado pela convolução do sinal recebido com o sistema de referência:

$$y(k) = v(k) * f(k), \quad (10)$$

enquanto o sinal de equalizado é o resultado da convolução do sinal recebido com os coeficientes do equalizador:

$$x(k) = v(k) * e(k). \quad (11)$$

Com a substituição das Equações 11 e 10 na Equação 9, tem-se:

$$\text{Máx} |\mathbf{e}^T \mathbf{C}_4^{yv} \mathbf{e}| \text{ dado que } \mathbf{e}^T R_{vv} \mathbf{e} = \sigma_d^2. \quad (12)$$

onde \mathbf{C}_4^{yv} e R_{vv} são a matriz Hermitiana de cumulante cruzado e a matriz conjugada de autocorrelação do sinal recebido, respectivamente; \mathbf{e} é o autovetor dado por $[e(0), \dots, e(l)]^T$ utilizado para simplificar a notação; o sobrescrito T representa a operação de transposição.

A otimização da Equação 12 leva a expressão generalizada do problema de autovetor (JELONNEK *et al.*, 1997):

$$\mathbf{C}_4^{yv} \mathbf{e}_{EVA} = \lambda R_{vv} \mathbf{e}_{EVA} \quad (13)$$

chamada de ‘equação EVA’. O vetor de coeficientes \mathbf{e}_{EVA} é obtido pela escolha do autovetor de $R_{VV}^{-1}\mathbf{C}_4^{yV}$ associado ao autovalor λ de máxima magnitude, sendo denominada de ‘solução EVA’ para o problema da equalização cega.

Os passos de iteração do EVA são (JELONNEK *et al.*, 1997):

- P1 Define-se o sistema de referência como $f^{(i)} = \delta(k - [l/2])$, sendo o índice de interação $i = 0$ e l o número de coeficientes do equalizador. Para $v(0), \dots, v(L-1)$, estima-se a matriz de autocorrelação $R_{VV} \Rightarrow \hat{R}_{VV}$.
- P2 Calcula-se $y(k) = x(k) * f^{(i)}(k)$ e estima-se a matriz Hermitiana de cumulantes cruzados $\mathbf{C}_4^{yV} \Rightarrow \hat{\mathbf{C}}_4^{yX}$.
- P3 Substitui-se R_{VV} e \mathbf{C}_4^{yV} por suas estimativas \hat{R}_{VV} e $\hat{\mathbf{C}}_4^{yX}$ na Eq. 13; calcula-se a ‘Solução EVA’ e obtém-se o autovetor mais significativo ($\mathbf{e}_{EVA}^i(k)$) que corresponde ao maior autovalor.
- P4 Atualiza-se o sistema de referência com o autovetor mais significativo $f^{(i)}(k) = \mathbf{e}_{EVA}^i(k)$. Incrementa-se o contador de iterações $i = i + 1$; se $i < i_{max}$, retorna-se para P2.

Para a execução do algoritmo de equalização EVA, é necessário definir 3 parâmetros: o tamanho L do vetor de dados $x(n)$, o número l de coeficientes do equalizador e o número i de iterações do algoritmo.

O número de coeficientes do equalizador tem impacto na qualidade do resultado obtido, sendo primeiramente estimado de forma empírica. Método para estimação do número ótimo de coeficientes foi proposto para tornar sua escolha menos dependente da experiência do usuário.

3.2.1 Escolha de parâmetros do equalizador cego utilizando a maximização da esparsidade média

Para determinar o número ótimo de coeficientes do equalizador, utilizou-se o método proposto por WANG, D. *et al.* (2014). Este se baseia numa medida de esparsidade de sinais equalizados.

Um sinal amostrado é denominado de esparsos quando constituído por eventos/picos e regiões parcialmente uniformes entre os eventos/picos (ausência de informação). Assim, o sinal esparsos tem sua energia concentrada em alguns curtos intervalos.

CHANG *et al.* (2005) propõem uma medida robusta de esparsidade para sinais ruidosos:

$$s(x) = \sqrt{N} \frac{\sqrt{\sum_{n=1}^N x(n)^2}}{\sum_{n=1}^N |x(n)|} \quad (14)$$

Sendo x uma sequência de informações, N o número de amostras contidas em $x(n)$.

Os passos detalhados a seguir são adaptados do EVA otimizado descrito em WANG, D. *et al.* (2014). Os valores indicados para os diferentes parâmetros foram os que proporcionaram os melhores resultados de esparsidade para os sons cardíacos equalizados baseados nos vários testes realizados durante a pesquisa.

- P1 Inicializar as seguintes variáveis: o número máximo de iterações ($I_{max} = 6$), o número mínimo de iterações ($I_{min} = 2$), o tamanho máximo do equalizador ($L_{max} = 180$), o tamanho mínimo do equalizador ($L_{min} = 40$) e o número máximo de repetições ($\kappa_{max} = 10$). O número máximo de repetições significa quantas vezes o EVA original vai ser repetido. Iniciado com $\kappa = 0$ e $i = I_{min}$,
- P2 Realiza-se a equalização do sinal como descrito na Seção 3.2, modificando os coeficientes a cada repetição.
- P3 O cálculo da esparsidade é realizado para todos trechos do sinal equalizado que contém sons S1 ou S2, sendo que o tamanho N do trecho varia de 9×10^3 amostras para áudios em exercício a 12×10^3 amostras para áudios em repouso.
- P4 Para evitar trechos muito corrompido por ruídos, definiu-se um número mínimo de 25 trechos a serem avaliados; apenas trechos com picos de 70% do valor de maior energia são selecionados.

P5 utilizando a Equação 14 obtém-se então, um valor médio de esparsidade. Caso $i < I_{max}$, então $i = i + 1$; caso contrário, $\kappa = \kappa + 1$, o valor de L é modificado e retorna-se a P2.

P6 Após testar todos os tamanhos do equalizador e todas as iterações definidas, ou seja $\kappa > \kappa_{max}$, faz-se a seleção do melhor resultado sendo,

$$(L_{\kappa_{opt}}, i_{opt}) = \max(\mathbf{S}) \quad (15)$$

onde \mathbf{S} é a matriz de todos os valores de esparsidade médios.

P7 Utilizando os valores ótimos, refaz-se P2, finalizando então o algoritmo

3.3 EXPORTAÇÃO DOS SONS S1 E S2

Para a análise estatística das características espectrais dos sons, estes foram individualmente analisados. Os procedimentos descritos nesta seção foram aplicados aos registros antes e após a equalização.

Após a identificação dos sons S1 e S2 (Seção 3.1) em cada registro, desenvolveu-se algoritmo para a exclusão de falsas detecções; para tal, comparou-se a duração da sístole e da diástole, garantindo que há apenas uma ocorrência de S1 e S2 em cada ciclo cardíaco (Figura 12).

Cada som detectado foi exportado com a anotação da taxa de batimento cardíaco calculada por meio de código disponibilizado por KAZEMNEJAD *et al.* (2021). Para a exportação, adotou-se um intervalo fixo centrado no pico da forma de onda de cada som detectado. Os intervalos foram 160ms para S1 e 140ms para S2 que correspondem à máxima duração destes sons de acordo com a literatura (DWIVEDI *et al.*, 2018). Os sons exportados foram agrupados em conjuntos conforme a dezena do seu BPM.

Para o cálculo dos índices quantitativos, a estimação da duração de cada S1 e S2 foi realizada como proposto em LIANG *et al.* (1997). Primeiro, calcula-se a entropia média de Shannon para todos os intervalos consecutivos de 10ms

do PCG de acordo com a Equação 16.

$$E_{s_t} = \frac{-1}{N} \sum_{i=1}^N x_{norm}^2(i) \cdot \log(x_{norm}^2(i)) \quad (16)$$

onde x_{norm} é o sinal normalizado e N é o número de amostras de um intervalo de 10ms ($N = 200$).

Em seguida, estabelece-se um limiar para encontrar o início e final da onda de acordo com a Equação 17:

$$P_{a_t} = \frac{E_{s_t} - M(E_{s_t})}{S(E_{s_t})} \quad (17)$$

onde $M(E_{s_t})$ e $S(E_{s_t})$ são, respectivamente, o valor médio e o desvio padrão de E_{s_t} (Equação 16) calculado para todos os intervalo consecutivos de 10 ms do PCG.

Após os testes empíricos, estabeleceu-se o limiar da energia média normalizada de Shannon: 10% de P_{a_t} para os sons originais e 7,5% de P_{a_t} para os sons equalizados. A utilização de limiares diferente deve-se ao fato do equalizador EVA remover ruído gaussiano do sinal original.

4 RESULTADOS

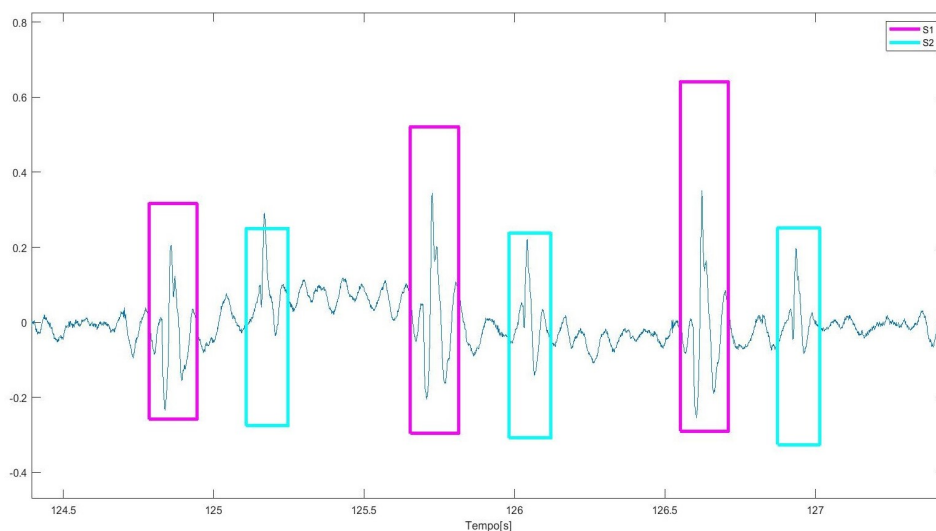
Neste capítulo, apresentamos as características espectrais dos sons cardíacos originais e equalizados, juntamente com as etapas envolvidas na obtenção dessas características. Os procedimentos foram realizados para ambos os sinais, pré e pós equalização, a fim de fornecer uma melhor avaliação do impacto do equalizador.

Inicialmente, validou-se os códigos que foram implementados como descrito na metodologia. Para tal propósito, estimou-se FM, FD e FI para sinais com características de frequência conhecidas e para sinais simulados como proposto em TANG, Y. *et al.* (1992), CHEN, D. *et al.* (1997) e ALMASI *et al.* (2011). Após a etapa de validação, aplicou-se os códigos aos sons do banco de dados.

4.0.1 Sinais originais

A Figura 12 mostra exemplo da detecção dos sons S1 e S2 no registro de PCG (Seção 3.1).

Figura 12 – Exemplo da detecção dos sons S1 (magenta) e S2 (ciano)



Fonte: Elaborado pela autora

Foram identificadas ocorrências de 91.767 sons S1 e 91.566 sons S2 nos registros. A Tabela 2 apresenta o número de sons detectados em cada grupo de taxa cardíaca (BPM) para avaliar seu potencial impacto nos índices investigados. Como comentado na Seção 3.3, os registros foram agrupados conforme a taxa cardíaca, sendo que os valores dos BPMs apresentados na tabela correspondem à média de cada agrupamento. Para as duas maiores taxas cardíacas, o PCG encontra-se muito corrompido por artefatos de movimentos.

Tabela 2 – Número de sons S1 e S2 detectados em todos os registros para cada taxa cardíaca (BPM)

BPM	57	64	74	84	95	104	114	123	134	144	154	164	173	183	190
S1	2280	5706	7757	4476	11755	16033	12372	10728	6778	4787	3985	2764	1769	464	103
S2	2273	5785	7880	4467	11693	15927	12274	10648	6657	4770	3971	2824	1802	475	110

Fonte: Elaborado pela autora

As Figuras 13a e 13b apresentam exemplos de sons S1 e S2 exportados, bem como, as estimativas da duração de cada som a partir de limiar da energia de Shannon. As Figuras 14a e 14b mostram a duração de cada som em função da taxa cardíaca, os valores de BPM apresentados são obtidos pela média da frequência cardíaca dos sinais presentes no conjunto. A duração média dos sons detectados em todos os registros foi $109,27\text{ms} \pm 30,64\text{ms}$ para S1 e de $106,39\text{ms} \pm 25,90\text{ms}$ para S2.

Figura 13 – Exemplo da estimação da duração dos sons originais (a) S1 e (b) S2

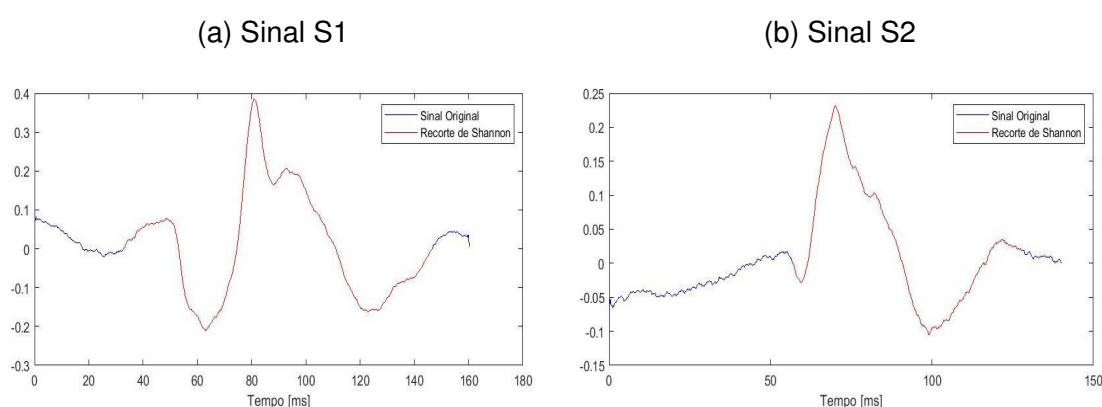
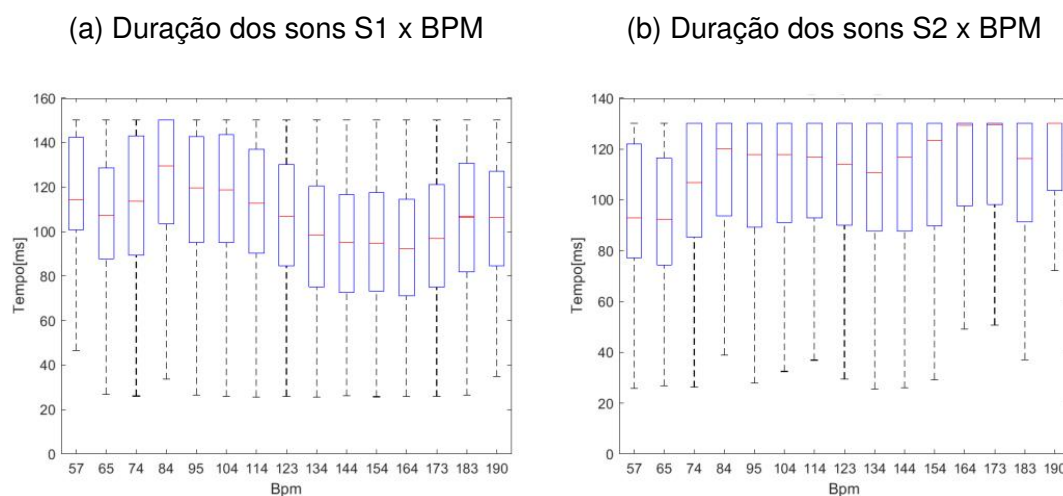


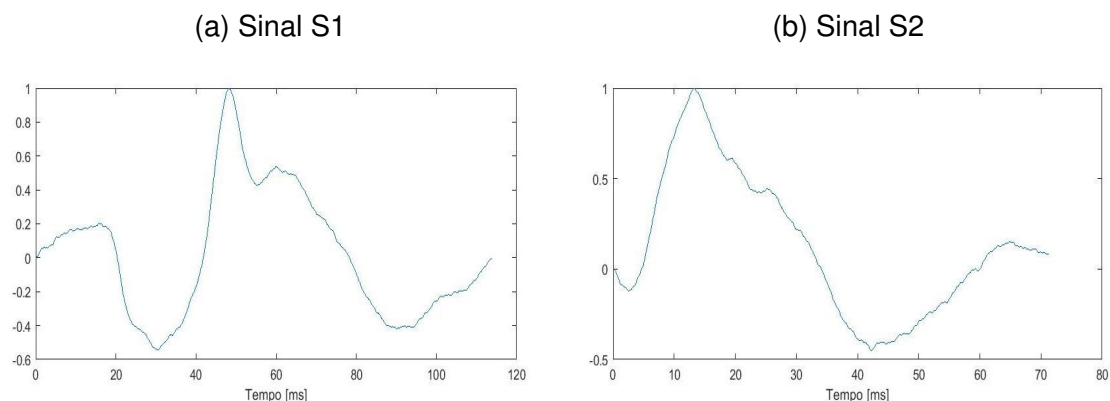
Figura 14 – *Boxplot* da duração dos sons (a) S1 e (b) S2 originais em função da taxa cardíaca (BPM) - mediana em vermelho.

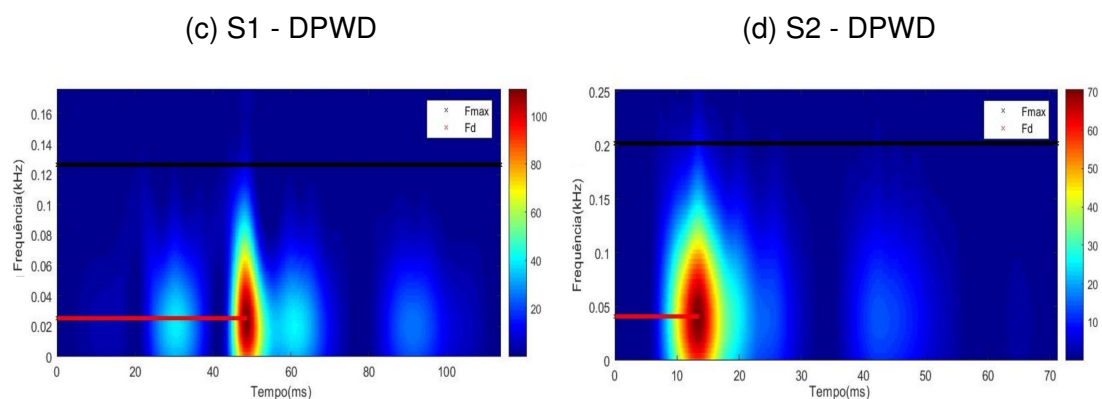


Fonte: Elaborado pela autora

Aplicou-se então, para cada som exportado, as técnicas para estimar as frequências máxima (Seção 3.1.2.1), instantânea (Seção 3.1.2.2) e dominante (Seção 3.1.2.3). A Figura 15 mostra resultados da DPWD de sons S1 e S2 de um indivíduo em repouso, bem como, os valores obtidos de FM e FD.

Figura 15 – Sinais Originais (a) S1 e (b) S2; DPWD dos sinais (c) S1 e (d) S2 e a estimação de FM (traço preto) e FD (traço vermelho)

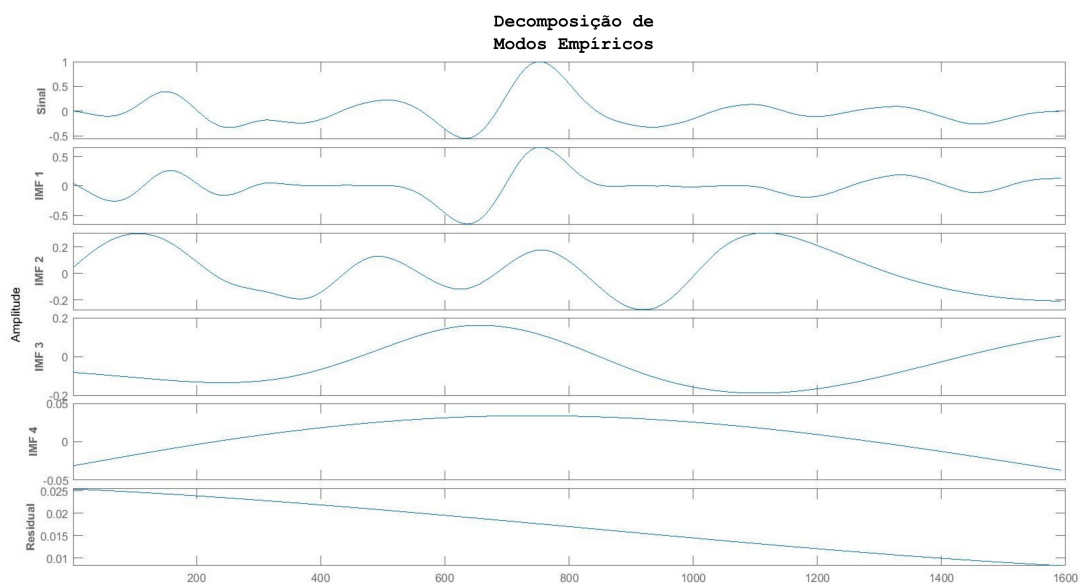




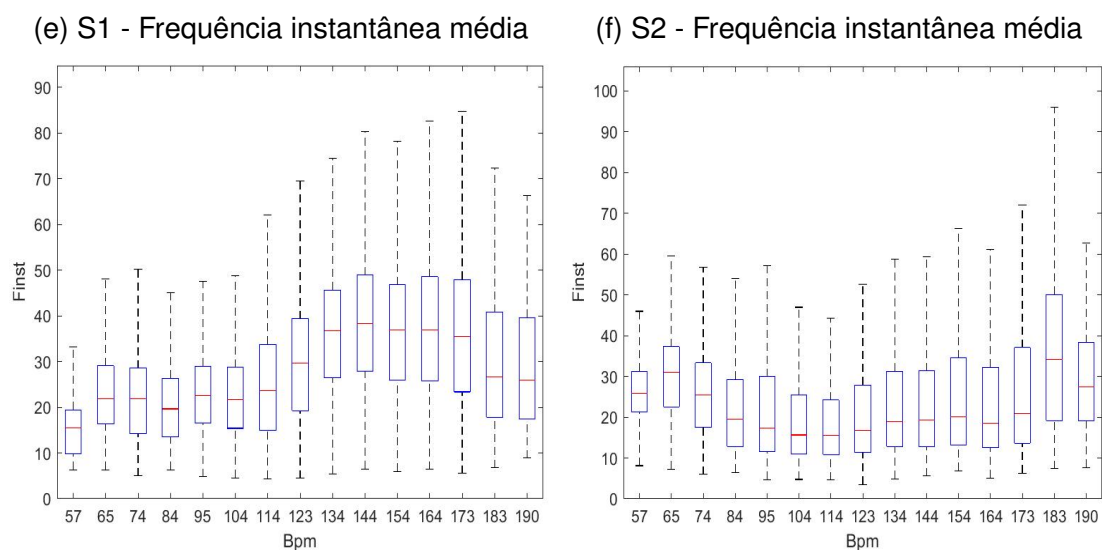
Fonte: Elaborado pela autora

A Figura 16 apresenta exemplo da decomposição de som S1 (Figura 15a) através de EMD, onde pode ser visto seus IMFs e sinal residual. A frequência instantânea de cada IMF foi calculada e, posteriormente, a FI média das FIs das ondas de maior energia (Seção 3.1.4).

Figura 16 – EMD de S1 (Figura 15a).



Fonte: Elaborado pela autora



Fonte: Elaborado pela autora

As maiores medianas dos índices são:

- FM: 216Hz em 144BPM e 164BPM para S1; 248,2Hz em 190BPM para S2.
- FI média: 38,2Hz em 144BPM para S1; 33,85Hz em 183BPM para S2.
- FD: 41,36Hz para ambos.

As frequências mais altas observadas entre todos os BPMs foram 360,75Hz e 528,491Hz para S1 e S2, respectivamente; valores acima do limite máximo de cada BPMs são consideradas *outliers* e ignorados na representação.

4.0.2 Sons equalizados

Visando analisar o impacto da atenuação do tórax sobre o conteúdo espectral dos sons cardíacos, realizou-se a equalização cega dos PCGs (Seção 3.2), por limitações de memória do Matlab foi necessário particionar cada áudio em quatro.

Como informado em SAMENI (2018), vários registros contidos no banco de dados estão muito corrompidos por ruídos e sons interferentes. Isto impossibilitou a determinação do tamanho ideal do equalizador pelo algoritmo de esparsidade, comprometendo a obtenção de resultados mais consistentes.

Após vários testes definiu-se um valor de limiar para selecionar as partições dos áudios que apresentaram melhores resultados de esparsidade tal que se pudesse obter equalização de forma objetiva com as técnicas descritas. Restaram 31 áudios de todos os indivíduos em que a captação foi considerada de boa qualidade nas diferentes taxas cardíacas (repouso e exercício), as partições remanescentes foram dos áudios: 1, 2, 10, 11, 12, 13, 14, 23, 29, 31, 32, 34, 35, 36, 42, 43, 46, 47, 48, 49, 51, 53, 55, 56, 59, 61, 64, 65, 66, 67, 68.

Para reduzir o tempo de processamento, cada registro foi particionado em quatro e a equalização cega foi aplicada a cada partição. A análise qualitativa pode ser realizada através da escuta do som antes e após equalização disponibilizada em: https://mega.nz/folder/224Bxb5J#BhQY00wQ8EE_R_gfunE80Q.

A Figura 18a apresenta exemplo do resultado da equalização no qual é possível observar a recuperação das componentes de mais alta frequência do sinal. Após correção de atraso oriundo da equalização, realizou-se a detecção dos sons S1 e S2 em cada registro baseada no ECG (Figura 18b); excluiu-se então, as falsas detecções com base na duração das fases cardíacas.

Foram extraídos de registros dos indivíduos selecionados, 35.048 sons S1 e 32.979 sons S2. A Tabela 3 apresenta o número de sons detectados em cada taxa cardíaca (BPM).

Tabela 3 – Número de sons equalizados detectados em cada BPM.

BPM	58	65	73	85	94	104	113	123	135	141
S1	517	3476	4268	3671	7070	9492	3656	2212	538	148
S2	514	3330	3868	3818	7048	8746	2884	2283	368	120

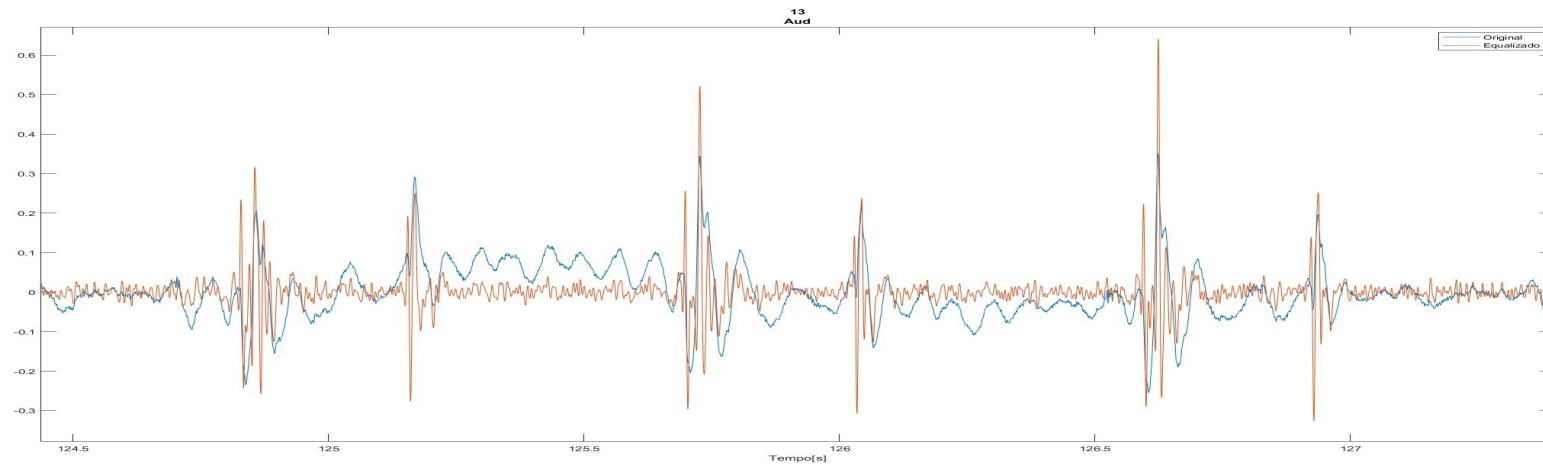
Fonte: Elaborado pela autora

Para estabelecer a duração de cada som, aplicou-se o limiar da energia média normalizada de Shannon. Para os sons equalizados, utilizou-se limiar de 7,5%. A Figura 19 apresenta exemplos da estimação da duração dos sons

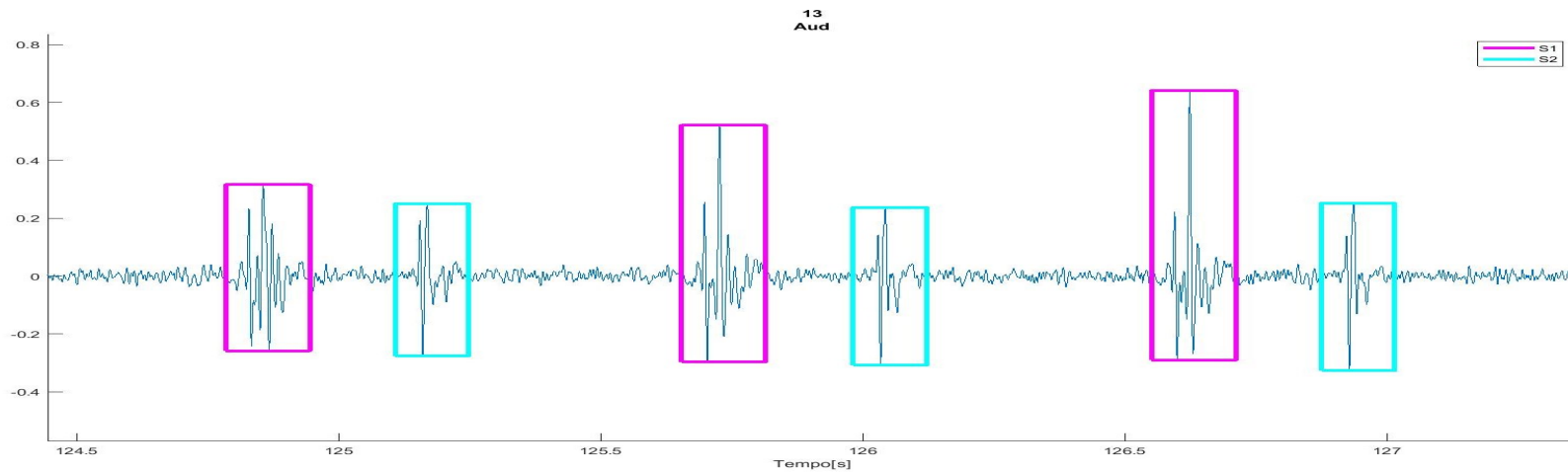
S1 e S2. A Figura 20 mostra a duração dos sons S1 e S2 em função da BPM, os valores do BPM diferem dos apresentados na Figura 14, pois como alguns sinais são excluídos a média da frequência cardíaca de cada conjunto mudou. A duração média dos sons S1 e S2 equalizados foi $94,14\text{ms} \pm 32,97\text{ms}$ e $100,94\text{ms} \pm 33,02\text{ms}$, respectivamente.

Figura 18 – Exemplos de (a) equalização e (b) detecção de sons no PCG.

(a) PCG antes (azul) e após equalização (laranja).



(b) Detecção dos sons S1 (magenta) e S2 (ciano) no registro equalizado.



Fonte: Elaborado pela autora

Figura 19 – Exemplo da estimação da duração dos sons (a) S1 e (b) S2 equalizados.

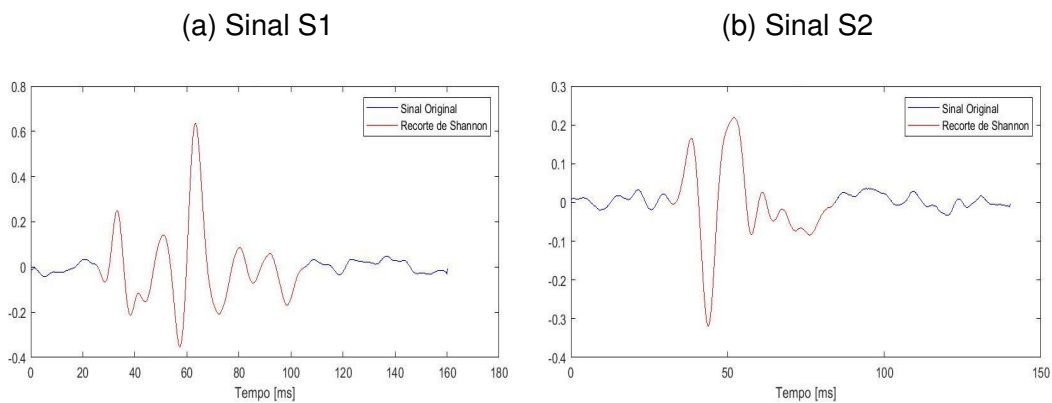
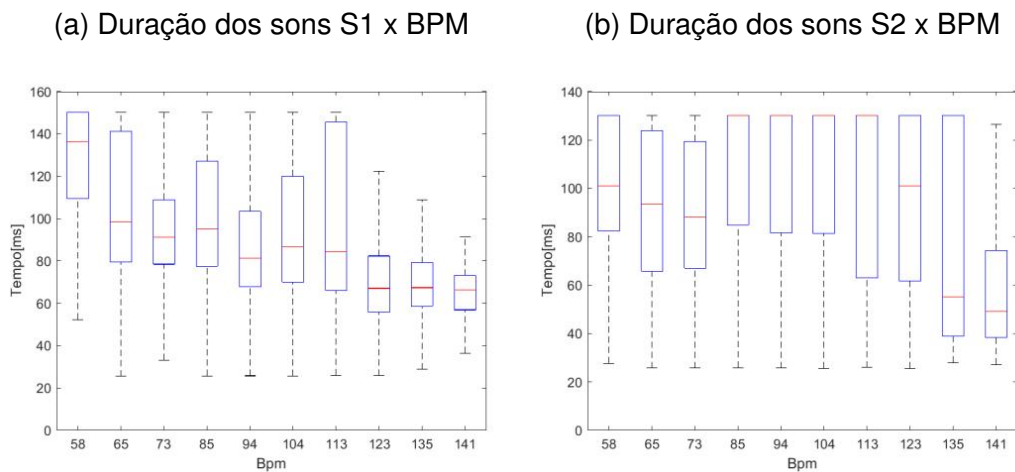


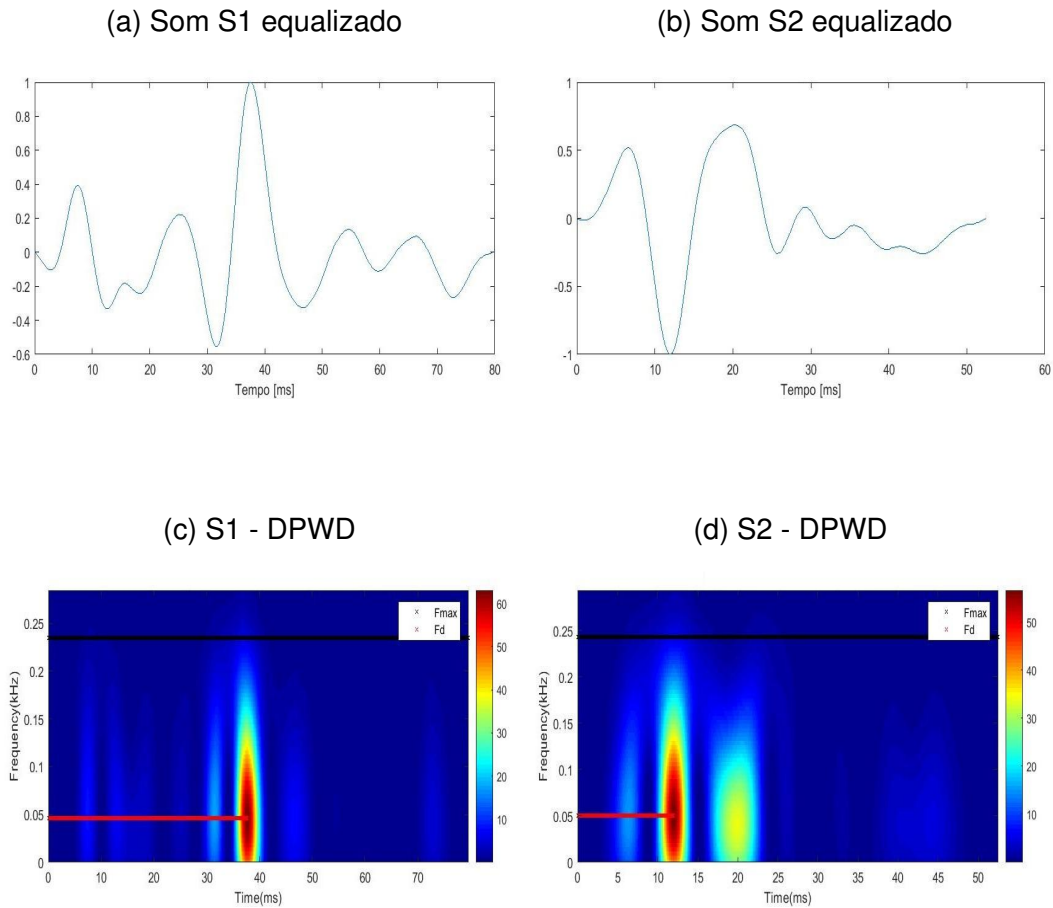
Figura 20 – *Boxplot* da duração dos sons (a) S1 e (b) S2 equalizados em função da taxa cardíaca (BPM).



Fonte: Elaborado pela autora

Posteriormente, obteve-se FM, FD e FI para os sons equalizados. Exemplo da DPWD de sons equalizados é apresentado na Figura 21; a estimação de FM (traço preto) e FD (traço vermelho) são também mostrados.

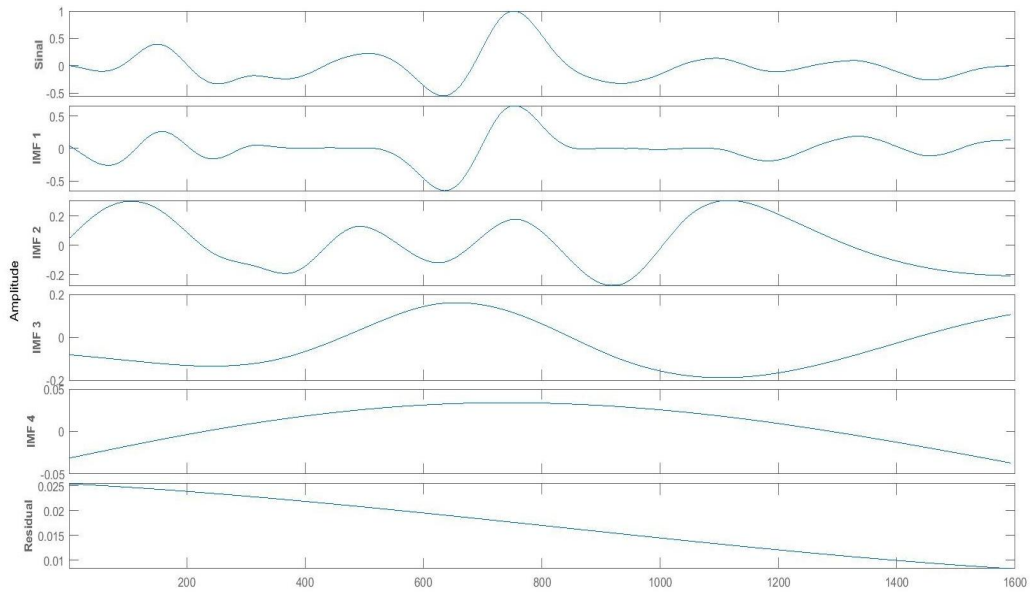
Figura 21 – Sons (a) S1 e (b) S2 equalizados. DPWD dos (c) S1 e (d) S2 equalizados. A estimação de FM (traço preto) e FD (traço vermelho) é mostrada.



Fonte: Elaborado pela autora

A Figura 22 apresenta a EMD do som S1 equalizado (Figura 21a) em IMFs e sinal residual. A frequência instantânea de cada IMF foi calculada, bem como, a FI média das FIs das ondas de maior energia.

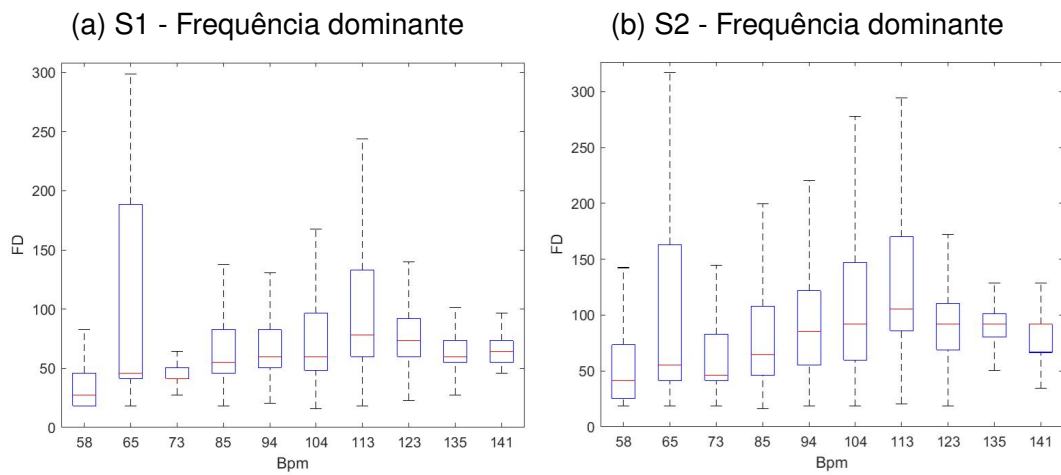
Figura 22 – EMD de S1 (Figura 21a).



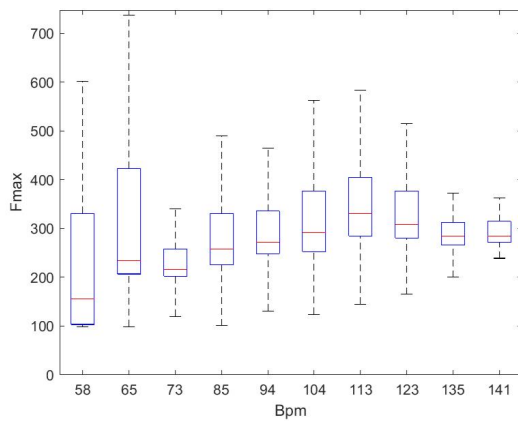
Fonte: Elaborado pela autora

Os índices obtidos para os sons equalizados são apresentados na Figura 23.

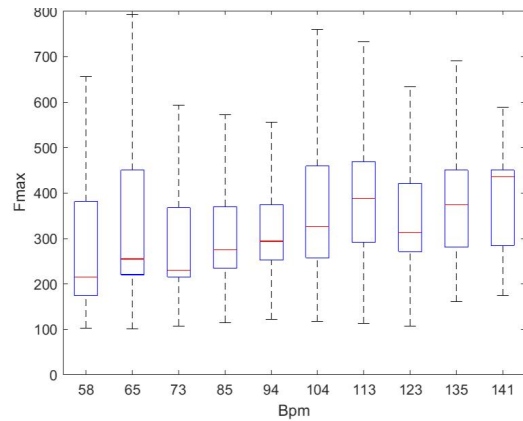
Figura 23 – Índices obtidos para os PCGs equalizados.



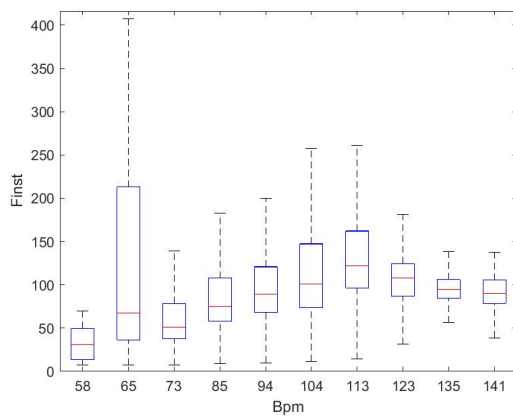
(c) S1 - Frequência máxima



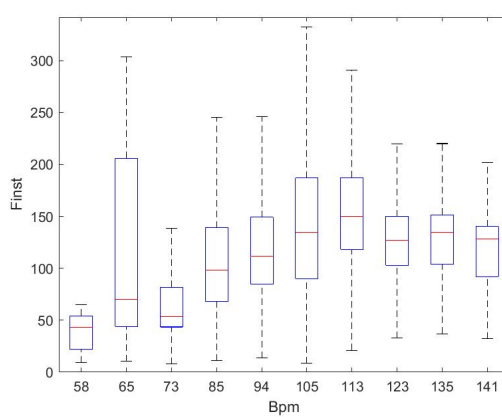
(d) S2 - Frequência máxima



(e) S1 - Frequência instantânea média



(f) S2 - Frequência instantânea média



Fonte: Elaborado pela autora

Para os sinais equalizados, as maiores medianas dos índices foram:

- FM: 330,9Hz em 113BPM para S1; 436,3Hz em 141BPM para S2.
- FI média: 120,1Hz em 113BPM para S1; 153Hz em 113BPM para S2.
- FD: 78,1Hz em 113BPM para S1; 105,7Hz em 113BPM para S2.

As frequências mais altas observadas entre todos os valores dos BPMs foram 737,59Hz e 792,73Hz para S1 e S2, respectivamente. Frequências acima dos valores máximos referente a cada BPM são consideradas *outliers*, sendo portanto, ignoradas.

4.1 COMPARAÇÃO DOS RESULTADOS

Esta seção compara os índices obtidos de todos indivíduos cujos registros puderam ser equalizados em diferentes taxas cardíacas (exercício e repouso). Áudios que continham BPMs mais elevadas não atingiram o limiar da esparcidade estabelecido; portanto, a comparação foi restrita a BPMs mais baixas.

A Tabela 4 mostra os índices para registros originais (Orig) e equalizados (Eq).

Tabela 4 – Comparação entre os resultados das medianas

BPM	Frequência Dominante				Frequência Máxima				Frequência Instantânea média			
	S1		S2		S1		S2		S1		S2	
	Orig	Eq	Orig	Eq	Orig	Eq	Orig	Eq	Orig	Eq	Orig	Eq
58	20,70	27,60	36,80	41,40	110,3	156,3	197,6	216	15,80	31,90	26	42,40
65	23	46	41,40	55,10	154	234,4	206,8	255,1	22,30	67,50	30,60	71,80
73	23	41,40	32,20	46	149,4	216	199,9	229,8	21,80	51,10	25,50	54,70
85	20,70	55,10	23	64,30	128,7	257,4	195,3	275,7	19,70	74,80	19,60	98,70
94	23	59,70	23	85	142,5	271,1	202,2	294,1	22,40	88,30	17,80	110,9
104	23	59,70	23	91,90	144,8	291,8	193	326,3	21,70	99,50	16,10	129,6
113	25,30	78,10	20,70	105,7	158,5	330,9	188,4	388,3	23,60	120,1	15,90	153
123	29,90	73,50	23	91,90	193	307,9	193	312,5	29,50	104,9	17,10	126
135	41,40	59,70	27,60	91,90	209,1	284,9	211,4	374,5	36,30	94	19,40	133,1
141	41,40	64,30	23	91,90	216	284,9	222,9	436,6	38,20	89,40	19,70	128,1

Fonte: Elaborado pela autora

O Apêndice B contém os índices obtidos para cada um destes indivíduos do banco de dados: 02, 06, 10 e 11.

5 DISCUSSÃO

Em 2007, a *American Heart Association* (Associação Americana de Cardiologia) recomendou o aumento da frequência de corte de filtro passa-alta para aquisição de ECG de crianças de 150 para 250 Hz (KLIGFIELD *et al.*, 2007). Isto revela que os avanços tecnológicos permitem uma melhor caracterização dos sinais fisiológicos.

Problemas técnicos e metodológicos relacionados à captação e análise dos sons cardíacos voltados para diagnóstico clínico vêm sendo apontados na literatura, como apresentado em EMMANUEL (2012) e WATROUS *et al.* (2002). No entanto, pesquisadores têm buscado utilizar os sons cardíacos em diferentes cenários, sem a necessária contrapartida em termos de pesquisa básica.

Não foram encontrados trabalhos similares ao desenvolvido utilizando técnicas adequadas para o processamento de sinais não estacionários. Assim, os resultados obtidos serão discutidos em relação àqueles investigados por ARNOTT *et al.* (1984), no qual, os sons foram filtrados por um passa-banda de 20 a 1500 Hz. Neste trabalho, a análise espectral foi realizada por DFT aplicada a sons cardíacos de 74 indivíduos (ambos os sexos; idade entre 6 meses e 70 anos).

Para os sons não equalizados, obteve-se (medianas): para S1) FM até 216Hz, FD varia de 20,68 a 41,4 Hz; para S2) FM até 248 Hz, FD varia de 20,7 a 41,4 Hz. Após a equalização, para S1: FM até 330,9Hz; FD varia de 27,6 a 78,12 Hz; para S2: FM até 436,6 Hz; FD varia de 41,4 a 105,7 Hz.

De acordo com ARNOTT *et al.* (1984), a FD não aparenta ser influenciada pelo sexo ou pressão arterial do paciente; encontraram valores de 24 a 104Hz para S1 e de 24 a 144Hz para S2. A FD de ambos os sons concentra-se entre 40 e 50Hz.

Portanto, os valores de FD encontrados nesta investigação foram mais baixos do que os reportados por ARNOTT *et al.* (1984). Contudo, estes autores utilizaram filtro passa-alta em 20Hz, desconsiderando a influência de muitas componentes de alta amplitude das baixas frequências.

De forma geral, FD obtida de sons S1 não equalizados apresenta maiores valores para as BPMs maiores; para S2, este comportamento é contrário, menores valores para as maiores BPMs. Após equalização, FD apresenta uma mesma tendência para S1 e S2; aumenta com o aumento da BPM.

A partir da Tabela 4 que sumariza o resultado de todos os casos analisados, constata-se que as medianas das FIs (calculadas como descrito na Seção 3.1.2.2) para os sons S1 e S2 não equalizados ficaram abaixo de 40Hz. Porém, para os sons equalizados, esse limite chega a 133Hz. O primeiro momento da FI foi proposto para avaliar seu potencial na classificação entre sons cardíacos, mas não há trabalhos que tenham realizado o mesmo para permitir sua comparação.

ARNOTT *et al.* (1984) reportou componentes de frequências de até 700Hz atenuadas de 50 dB; este valor foi obtido a partir da média de espectros obtidos por DFT para uma faixa de idade mais ampla que a utilizada neste estudo. O nível de atenuação destas componentes de frequência está de acordo com a ordem de grandeza encontrada por DONNERSTEIN (1992): -9 dB por oitava acima de 70Hz.

A discrepância entre os valores de ARNOTT *et al.* (1984) e esta estimativa de FM pode estar relacionada com a técnica utilizada para medição da FM. Não é incomum definir um limiar de atenuação para determinar a FM; por exemplo, -25dB. Baseado nos dados de ARNOTT *et al.* (1984), com a utilização de tal limiar, as FMs de S1 e S2 estariam próximos aos relatados na literatura. No entanto, a magnitude relativa do espectro de sons cardíacos é afetado pelo tórax e interface tórax/auscultador. Assim, a escolha de um limite arbitrário em tal cenário ocasiona uma sub-estimação da largura de banda.

Neste trabalho, os valores máximos de FM para S1 e S2 equalizados (Tabela 4) foram 737,59Hz e 792,73Hz, respectivamente. Deve-se ainda observar que o uso de diafragma no auscultador (como aplicado na captação do banco de dados utilizado) atenua adicionalmente os sons (NUSSBAUMER *et al.*, 2022). A compensação pelo equalizador pode ser impossibilitada

por uma elevada atenuação dos sons (SNR muito baixa). Portanto, aprimoramento e padronização dos sistemas de aquisição de sons cardíacos pode ter impacto nestes valores.

Oportuno observar que alguns trabalhos publicados atualmente filtram digitalmente frequências acima de 300Hz, como WANG, Y. *et al.* (2014) e SHERVEGAR *et al.* (2017), haja vista os valores de máxima frequência geralmente apontados na literatura. Da mesma forma, filtros anti-aliasing e taxa de amostragem estão subestimadas em muitos trabalhos. Portanto, apesar de possíveis limitações desta investigação, os resultados encontrados tem impacto sobre os procedimentos adotados por outros laboratórios de pesquisa.

O espectro dos sons cardíacos S1 e S2 vêm sendo investigados na estimação da pressão arterial (BARTELS *et al.* (1992), TANG, H. *et al.* (2013), PENG *et al.* (2015), SHARMA *et al.* (2016) e KAPUR *et al.* (2022)). Como a frequência cardíaca (BPM) altera a pressão arterial, o comportamento do espectro dos sons em função da frequência cardíaca foi analisado. Existe uma tendência de aumento da FM, FD e FI com o aumento da frequência cardíaca. Contudo, não há relacionamento linear entre estes índices e a frequência cardíaca. Em conjunto com o aumento da frequência cardíaca e o aumento da pressão, há alteração na elasticidade da musculatura cardíaca e dos vasos sanguíneos (arregimentação de fibras de colágeno). Portanto, é possível que a interação destes fatores (maior pressão e alteração da tensão das paredes das estruturas cardíacas) alterem a geração dos sons em um complexo padrão.

A elasticidade das artérias e a função cardíaca são alteradas com a idade, bem como a geração de sons cardíacos (KUPARI *et al.*, 1994). Portanto, é importante que os estudos sejam realizados em diferentes faixas etárias para que os sons possam ser melhor caracterizados, visando por exemplo, a estimação da pressão arterial (BARTELS *et al.*, 1992). Da mesma forma, a realização destes estudos com a identificação de gênero pode trazer mais informações sobre o conteúdo espectral dos sons; ARNOTT *et al.* (1984) e DAL *et al.* (2015) apontam tal possibilidade.

Os sons antes da equalização tem a seguinte duração média : S1) 109,27ms \pm 30,64ms; S2) 106,39ms \pm 25,90ms. Enquanto os registros equalizados apresentaram duração média de: S1) 94,14ms \pm 32,97ms; S2) 100,94ms \pm 33,02ms.

DWIVEDI *et al.* (2018) apontam as seguintes faixas de tempo para os sons cardíacos: S1 de 120ms a 150ms, enquanto S2 fica entre 80ms a 120ms. Contudo, não se tem ideia do critério adotado para a determinação destes sons. Portanto, a discrepância pode ser devido à metodologia usada.

Este trabalho apresenta resultados para indivíduos do sexo masculino em uma faixa etária restrita, podendo assim, auxiliar a análise do impacto da idade e gênero na geração dos sons cardíacos.

Comparação entre os índices obtidos para os sons antes e após equalização permite avaliar o impacto da atenuação do tórax (reportado em DONNERSTEIN (1992), DURAND *et al.* (1990) e PONTE, D. *et al.* (2013)) nos sons cardíacos. Antes da equalização, a mediana dos valores de frequência máxima encontra-se abaixo de 250Hz, condizente com a banda de frequência dos sons S1 e S2 normais (10 a 250Hz) apontada na literatura 3.1.2.1. Após a equalização, a mediana da frequência máxima atingiu 436,6Hz. Evidencia-se assim, o potencial do equalizador em recuperar os componentes de frequência.

5.1 LIMITAÇÕES DA INVESTIGAÇÃO

O banco de dados utilizados não informou a pressão arterial dos indivíduos, embora estes tenham sido reportados como indivíduos saudáveis. Como pesquisadores apontam que a pressão arterial altera as características espectrais dos sons cardíacos, este é um parâmetro que deve ser também anotado na constituição do banco de dados de sons cardíacos.

Os sons cardíacos analisados foram captados por um auscultador com diafragma. O diafragma e o volume da cavidade de ar do auscultador afetam a atenuação do som; a atenuação imposta pelo tórax e interface tórax/microfone é maior para as frequências mais altas (NUSSBAUMER

et al., 2022). Contudo, os estetoscópios eletrônicos podem ter limitações para capturar componentes de alta frequência. Um ganho adequado para frequências mais altas causaria saturação do conversor analógico-digital devido à presença de componentes de baixa frequência de maior amplitude. Como resultado, os componentes de frequência mais alta podem não ser amostrados com SNR suficiente para permitir a compensação pelo equalizador. Claramente, a resposta também depende da largura de banda e da sensibilidade do microfone.

5.2 TRABALHOS FUTUROS

Deve-se investigar o espectro de sons cardíacos para outras faixas etárias e gêneros, levando em consideração a pressão arterial.

Para investigar componentes de alta frequência de sons anormais, DONNERSTEIN (1992) atenuou os componentes de alta amplitude por um filtro passa-alta de 130 Hz e empregou um amplificador de ganho crescente (12 dB/oitava até 1500 Hz) para compensação da atenuação do tórax. MATOS *et al.* (2019) propuseram empregar mais de um canal para recuperar informações diagnósticas dos sons respiratórios. Abordagens semelhantes devem ser investigadas na análise de sons cardíacos.

Como proposto para sons respiratórios (SOVIJARVI *et al.*, 2000), recomendações técnicas para aquisição de sons cardíacos por estetoscópios eletrônicos devem ser propostas (design do auscultador, sensibilidade do microfone, ganho, largura de banda, taxa de amostragem); isto permitiria comparar resultados publicados por diferentes grupos de pesquisa, bem como o aperfeiçoamento de estetoscópios eletrônicos.

Tais limitações vêm sendo também discutidas por outros pesquisadores. WATROUS *et al.* (2002) aponta que, embora o diagnóstico automático através da ausculta computadorizada dependa fortemente das propriedades eletroacústicas dos transdutores incorporados em estetoscópios eletrônicos, não existem recomendações técnicas para a sua especificação. A ausência de padronização de procedimentos de medição coloca em dúvida a medida

de sensibilidade do dispositivo. Acrescenta ainda, que a falta conhecimento da função de transferência, dificulta a seleção de estetoscópio.

Portanto, deve-se investigar aspectos construtivos de estetoscópios eletrônicos para melhor captação de sons cardíacos e propor uma padronização.

6 CONCLUSÃO

O diagnóstico precoce das doenças cardiovasculares, principal causa de óbitos em todo o mundo, pode se tornar mais acessível à significativa parcela da população a partir do desenvolvimento de tecnologias de menor custo.

A análise espectral dos sons cardíacos vem sendo investigada na detecção de doenças cardiovasculares. Contudo, aspectos relacionados à aquisição destes sons vêm sendo negligenciados.

Este estudo buscou avaliar as características espectrais dos sons S1 e S2 de 24 indivíduos saudáveis do sexo masculino entre 23 e 29 anos pertencentes ao banco de dados EPHNOGRAM. Este utiliza filtros com banda passante adequada, de 0,1 a 1000Hz, para avaliar a presença de componentes de frequência atenuadas pelo tórax e interface tórax/microfone. Isto foi realizado através de equalização cega.

A obtenção de índices quantitativos no domínio tempo-frequência (frequência máxima, frequência dominante e frequência instantânea) permitiu uma análise mais adequada e objetiva dos sons cardíacos.

FM e FD obtidos para os sons S1 e S2 são superiores àqueles geralmente reportados na literatura, antes e após a equalização. Em relação aos sons não equalizados, isto possivelmente se deveu à aplicação de método adequado para a análise de sinais não estacionários e métodos objetivos para a determinação dos índices investigados. Este estudo mostra que os índices são também influenciados pela taxa cardíaca.

Portanto, este estudo apresenta novas informações sobre as características espectrais dos sons cardíacos, uma vez que não existem trabalhos similares com a compensação da atenuação do tórax. Tais informações são importantes para orientar o procedimento de captação e processamento dos sons cardíacos.

Há a necessidade de expandir esta investigação para outras faixas etárias e gêneros, levando em consideração a pressão arterial.

Espera-se que este estudo estimule investigações adicionais para

uma caracterização mais ampla dos sons cardíacos. Com este propósito, trabalhos futuros deverão abordar a investigação de aspectos construtivos de estetoscópios eletrônicos (design do auscultador, banda passante do filtros, mais de um canal de aquisição com diferentes ganhos).

Aperfeiçoar a capacidade de captar, analisar e interpretar corretamente sinais de PCG pode proporcionar o diagnóstico precoce de doenças cardiovasculares em exames clínicos de rotina, melhorando a qualidade de vida da população.

REFERÊNCIAS

ALMASI, Ali; SHAMSOLLAHI, Mohammad B; SENHADJI, Lotfi. A dynamical model for generating synthetic phonocardiogram signals. *In: IEEE. 2011 Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society. [S.l.: s.n.], 2011. P. 5686–5689.*

ARI, Samit; SAHA, Goutam. In search of an optimization technique for artificial neural network to classify abnormal heart sounds. **Applied Soft Computing**, Elsevier, v. 9, n. 1, p. 330–340, 2009.

ARNOTT, PJ; PFEIFFER, GW; TAVEL, ME. Spectral analysis of heart sounds: relationships between some physical characteristics and frequency spectra of first and second heart sounds in normals and hypertensives. **Journal of biomedical engineering**, Elsevier, v. 6, n. 2, p. 121–128, 1984.

BARTELS, Andreas; HARDER, Dietrich. Non-invasive determination of systolic blood pressure by heart sound pattern analysis. **Clinical Physics and Physiological Measurement**, IOP Publishing, v. 13, n. 3, p. 249, 1992.

BENTLEY, P.; NORDEHN, G.; COIMBRA, M.; MANNOR, S. **The PASCAL Classifying Heart Sounds Challenge 2011 (CHSC2011) Results.** [S.l.: s.n.]. <http://www.peterjbentley.com/heartchallenge/index.html>.

BOASHASH, B; PUTLAND, GR; STANKOVIĆ, LJ; BASTIAANS, MJ; VAN LEEST, AJ; WILLIAMS, WJ; AVIYENTE, S; O'TOOLE, JM. Advanced implementation and realization of TFDs. *In: [S.l.]: Elsevier Inc., 2016.*

BOASHASH, Boualem. Estimating and interpreting the instantaneous frequency of a signal. I. Fundamentals. **Proceedings of the IEEE**, IEEE, v. 80, n. 4, p. 520–538, 1992.

- BOASHASH, Boualem. Time-frequency signal analysis. **Advances in spectrum analysis and array processing**, Prentice-Hall, 1991.
- BOASHASH, Boualem. **Time-frequency signal analysis and processing: a comprehensive reference**. [S.l.]: Academic press, 2015.
- BROWN, Elspeth M. **Heart sounds made easy**. Philadelphia, PA: Elsevier Health Sciences, 2008.
- CARDIOLOGIA, SOCIEDADE BRASILEIRA DE. **Cardiômetro: Mortes por doenças cardiovasculares no Brasil**. 2021. Disponível em: <http://www.cardiometro.com.br/>. Acesso em: jan. 2023.
- CHANG, Chunqi; REN, Jiyun; FUNG, Peter CW; HUNG, YS; SHEN, JG; CHAN, Francis HY. Novel sparse component analysis approach to free radical EPR spectra decomposition. **Journal of Magnetic Resonance**, Elsevier, v. 175, n. 2, p. 242–255, 2005.
- CHEN, D; DURAND, L -G; LEE, HC. Time-frequency analysis of the first heart sound. Part 1: Simulation and analysis. **Medical and Biological Engineering and Computing**, Springer, v. 35, p. 306–310, 1997.
- CHEN, Guangwei; IMTIAZ, Syed Anas; AGUILAR–PELAEZ, Eduardo; RODRIGUEZ–VILLEGAS, Esther. Algorithm for heart rate extraction in a novel wearable acoustic sensor. **Healthcare technology letters**, Wiley Online Library, v. 2, n. 1, p. 28–33, 2015.
- CHI, Chong-Yung; FENG, Chih-Chun; CHEN, Chii-Horng; CHEN, Ching-Yung. **Blind equalization and system identification: batch processing algorithms, performance and applications**. [S.l.]: Springer Science & Business Media, 2006.

CLAASEN, TACM. The Wigner distribution-a tool for time-frequency signal analysis, part ii: Discrete-time signals. **Philips J. Res.**, v. 35, n. 3, p. 276–300, 1980.

CLARK JR, John W. The origin of biopotentials. **Medical instrumentation: application and design**, United States: John Wiley & Sons, Inc, v. 3, p. 121–182, 1998.

DAL, Ferda; COŞĞUN, Sema; ÖZBEK, İ. Yücel. Gender detection with heart sound. *In: 2015 23rd Signal Processing and Communications Applications Conference (SIU)*. [S.l.: s.n.], 2015. P. 2362–2365. DOI: 10.1109/SIU.2015.7130355.

DEBBAL, SM; BEREKSI-REGUIG, Fethi. Computerized heart sounds analysis. **Computers in biology and medicine**, Elsevier, v. 38, n. 2, p. 263–280, 2008.

DEBNATH, Lokenath; SHAH, Firdous Ahmad. The Wigner–Ville distribution and time–frequency signal analysis. *In: WAVELET Transforms and Their Applications*. [S.l.]: Springer, 2015. P. 287–336.

DHAR, Priyadarshiny; DUTTA, Saibal; MUKHERJEE, Vivekananda. Cross-wavelet assisted convolution neural network (AlexNet) approach for phonocardiogram signals classification. **Biomedical Signal Processing and Control**, Elsevier, v. 63, p. 102142, 2021.

DONNERSTEIN, Richard L. Continuous spectral analysis of heart murmurs for evaluating stenotic cardiac lesions. **The American journal of cardiology**, Elsevier, v. 64, n. 10, p. 625–630, 1989.

DONNERSTEIN, Richard L. Quantitative assessment of stenotic heart lesions by continuous spectral analysis of heart murmurs. *In: IEEE*. 1992

14th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society. [S.l.: s.n.], 1992. P. 2586–2587.

DURAND, L-G; LANGLOIS, Y-E; LANTHIER, T; CHIARELLA, R; COPPANS, P; CARIOTO, S; BERTRAND-BRADLEY, S. Spectral analysis and acoustic transmission of mitral and aortic valve closure sounds in dogs. **Medical and Biological Engineering and Computing**, Springer, v. 28, n. 4, p. 269–277, 1990.

DWIVEDI, Amit Krishna; IMTIAZ, Syed Anas; RODRIGUEZ-VILLEGAS, Esther. Algorithms for automatic analysis and classification of heart sounds—a systematic review. **IEEE Access**, IEEE, v. 7, p. 8316–8345, 2018.

EMMANUEL, Babatunde S. A review of signal processing techniques for heart sound analysis in clinical diagnosis. **Journal of medical engineering & technology**, Taylor & Francis, v. 36, n. 6, p. 303–307, 2012.

FISCHER, Gerald; STUHLINGER, Markus Ch; NOWAK, Claudia-N; WIESER, Leonhard; TILG, Bernhard; HINTRINGER, Florian. On computing dominant frequency from bipolar intracardiac electrograms. **IEEE Transactions on Biomedical Engineering**, IEEE, v. 54, n. 1, p. 165–169, 2006.

GUYTON, Arthur C; HALL, John E. **Textbook of Medical Physiology: With STUDENT CONSULT Online Access (Guyton Physiology)** by. [S.l.]: Saunders, 2005.

HALL, John E; GUYTON, Athur C. **Guyton and Hall textbook of medical physiology**. Philadelphia, PA: Elsevier, 2016.

HEART FOUNDATION NZ, HF. **Understanding your pulse (heart rate).**

2022. Disponível em:

<https://www.heartfoundation.org.nz/wellbeing/managing-risk/how-to-check-your-pulse-heart-rate>. Acesso em: fev. 2023.

HUANG, Norden E; SHEN, Zheng; LONG, Steven R; WU, Manli C; SHIH, Hsing H; ZHENG, Quanan; YEN, Nai-Chyuan; TUNG, Chi Chao; LIU, Henry H. The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis. **Proceedings of the Royal Society of London. Series A: mathematical, physical and engineering sciences**, The Royal Society, v. 454, n. 1971, p. 903–995, 1998.

JELONNEK, Björn; BOSS, Dieter; KAMMEYER; KARL-DIRK. Generalized eigenvector algorithm for blind equalization. **Signal Processing**, Elsevier, v. 61, n. 3, p. 237–264, 1997.

KAPUR, Gaurav; STENSON, Anais F; CHIODO, Lisa M; DELANEY-BLACK, Virginia; HANNIGAN, John H; JANISSE, James; RATNER, Hilary H. Childhood violence exposure predicts high blood pressure in black American young adults. **The Journal of Pediatrics**, Elsevier, v. 248, p. 21–29, 2022.

KAZEMNEJAD, Arsalan; GORDANY, Peiman; SAMENI, Reza. An Open-Access Simultaneous Electrocardiogram and Phonocardiogram Database. **bioRxiv**, Cold Spring Harbor Laboratory, 2021.

KLIGFIELD, Paul *et al.* American Heart Association Electrocardiography and Arrhythmias Committee, Council on Clinical Cardiology; American College of Cardiology Foundation. **Heart Rhythm Society. Recommendations for the standardization and interpretation of the electrocardiogram: part I: the electrocardiogram and its technology a**

scientific statement from the American Heart Association Electrocardiography and Arrhythmias Committee, Council on Clinical Cardiology, p. 1109–1127, 2007.

KUMAR, Dinesh. **Automatic heart sound analysis for cardiovascular disease assessment**. 2014. Tese (Doutorado) – Universidade de Coimbra (Portugal).

KUPARI, Markku; KOSKINEN, Pekka; VIROLAINEN, Juha; HEKALI, Pauli; KETO, Pekka. Prevalence and predictors of audible physiological third heart sound in a population sample aged 36 to 37 years. **Circulation**, Am Heart Assoc, v. 89, n. 3, p. 1189–1195, 1994.

LARSEN, Bjarke Skogstad; WINTHER, Simon; BØTTCHER, Morten; NISSEN, Louise; STRUIJK, Johannes; SCHMIDT, Samuel Emil. Correlations of first and second heart sounds with age, sex, and body mass index. *In*: IEEE. 2017 Computing in Cardiology (CinC). [S.l.: s.n.], 2017. P. 1–4.

LEATHAM, Aubrey. **Auscultation of the Heart and Phonocardiography**. [S.l.]: Churchill London, 1970.

LENG, Shuang; TAN, Ru San; CHAI, Kevin Tshun Chuan; WANG, Chao; GHISTA, Dhanjoo; ZHONG, Liang. The electronic stethoscope. **Biomedical engineering online**, BioMed Central, v. 14, n. 1, p. 1–37, 2015.

LIANG, H; LUKKARINEN, Sakari; HARTIMO, Iiro. Heart sound segmentation algorithm based on heart sound envelopegram. *In*: IEEE. COMPUTERS in Cardiology 1997. [S.l.: s.n.], 1997. P. 105–108.

LIU, Chengyu *et al.* An open access database for the evaluation of heart sound algorithms. **Physiological Measurement**, IOP Publishing, v. 37,

n. 12, p. 2181–2213, nov. 2016. DOI: 10.1088/0967-3334/37/12/2181.
Disponível em: <https://doi.org/10.1088/0967-3334/37/12/2181>.

MAGLOGIANNIS, Ilias; LOUKIS, Euripidis; ZAFIROPOULOS, Elias; STASIS, Antonis. Support vectors machine-based identification of heart valve diseases using heart sounds. **Computer methods and programs in biomedicine**, Elsevier, v. 95, n. 1, p. 47–61, 2009.

MALIK, B; EYA, N; MIGDADI, H; NGALA, MJ; ABD-ALHAMEED, RA; NORAS, JM. Design and development of an electronic stethoscope. *In*: IEEE. 2017 Internet Technologies and Applications (ITA). [S.l.: s.n.], 2017. P. 324–328.

MARIEB, Elaine N. **Essentials of anatomy and physiology**. [S.l.]: KEITH CENTERS, 2021.

MARTIN, Nicole; LILLY, Leonard S. The cardiac cycle: Mechanisms of heart sounds and murmurs. **Pathophysiology of Heart Disease: A Collaboration Project of Medical Students and Faculty 4th ed**, p. 29–45, 2007.

MATHWORKS DOCUMENTATION FOR WAVELET TOOLBOX, R2018a. **Empirical mode decomposition**. 2018. Disponível em: <https://www.mathworks.com/help/signal/ref/emd.html>. Acesso em: jan. 2023.

MATTOS, Willian; SPERANZA, Carlos G; SCHWARZ, Leandro; MORAES, Raimes. Dual Channel Wireless Electronic Stethoscope for Lung Sound Acquisition. *In*: SPRINGER. XXVI Brazilian Congress on Biomedical Engineering. [S.l.: s.n.], 2019. P. 459–464.

MOODY, George B; MARK, Roger G. The impact of the MIT-BIH arrhythmia database. **IEEE Engineering in Medicine and Biology Magazine**, IEEE, v. 20, n. 3, p. 45–50, 2001.

MORAES, Raimés. **Doppler catheter measurements of blood flow velocity in coronary arteries**. [S.l.]: University of Leicester (United Kingdom), 1995.

NUSSBAUMER, C; SCHWITZ, F; ELCHINOVA, E; GOULOUTI, E; WUSTMANN, K; PAPA, A; SCHWERZMANN, M. Impact of left atrial size and strain on new atrial arrhythmias during a 5-year follow-up in adults with congenital heart disease. **European Heart Journal**, Oxford University Press US, v. 43, Supplement_2, ehac544–1826, 2022.

ORGANIZAÇÃO PAN-AMERICANA DA SAÚDE, OPAS. **Doenças cardiovasculares**. 2020. Disponível em: www.paho.org/pt/topicos/doencas-cardiovasculares. Acesso em: jan. 2023.

PAZIN-FILHO, Antônio; SCHMIDT, André; MACIEL, Benedito Carlos. Ausculta cardíaca: bases fisiológicas-fisiopatológicas. **Medicina (Ribeirão Preto)**, v. 37, n. 3/4, p. 208–226, 2004.

PENG, Rong-Chao; YAN, Wen-Rong; ZHANG, Ning-Ling; LIN, Wan-Hua; ZHOU, Xiao-Lin; ZHANG, Yuan-Ting. Cuffless and continuous blood pressure estimation from the heart sound signals. **Sensors**, MDPI, v. 15, n. 9, p. 23653–23666, 2015.

PONTE, Daniel; MORAES, Raimés; HIZUME, Deborah C; ALENCAR, Adriano M. Characterization of crackles from patients with fibrosis, heart failure and pneumonia. **Medical Engineering & Physics**, Elsevier, v. 35, n. 4, p. 448–456, 2013.

PONTE, Daniel Ferreira da; ROCHA, Carlos Aurélio Faria da; HIZUME, Deborah C; MORAES, Raimes. Equalization of crackle sounds to compensate thorax attenuation. **IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement**, IEEE, v. 63, n. 8, p. 1983–1990, 2014.

RANGANATHAN, Narasimhan. **The Art and Science of Cardiac Physical Examination**. [S.l.]: JP Medical Ltd, 2016.

ROCHADA, L.; CASSAVIADA, E. **Risco de doença cardiovascular aumenta após a Covid-19, diz estudo**. 2022. Disponível em: <https://www.cnnbrasil.com.br/saude/risco-de-doenca-cardiovascular-aumenta-apos-a-covid-19-diz-estudo/>. Acesso em: nov. 2022.

SAINI, Mehak; NATH, Madhwendra; TRIPATHI, Priyanshu; SAINI, Sanju; SAINI, KK. Computation and analysis of heart sound signals using Hilbert transform and Hilbert-Huang Transform. **International Journal of Engineering and Technology (IJET)**, v. 9, n. 2, p. 1462–1468, 2017.

SALADIN, Kenneth S; MCFARLAND, Robin K. **Human anatomy**. [S.l.]: McGraw-Hill New York, 2017. v. 5.

SAMENI, R. **OSET: The open-source electrophysiological toolbox**. [S.l.: s.n.], 2018. <http://www.aset.ir/>. Version 3.14 [Electronic Resource].

SHALVI, O.; WEINSTEIN, E. New criteria for blind deconvolution of nonminimum phase systems (channels). **IEEE Transactions on Information Theory**, v. 36, n. 2, p. 312–321, 1990. DOI: 10.1109/18.52478.

SHARMA, S; KUMAR, P; AGGARWA, V. Blood Pressure and Heart Sounds: A Comparative Study. *Journal of Clinical e Diagnostic Research*, 2016.

SHEA, Michael J.; GUPTA, Jessica I. **Ausculta cardíaca**. 2019. Disponível em: <https://www.msmanuals.com/pt-br/profissional/doen%C3%A7as-cardiovasculares/abordagem-ao-paciente-card%C3%ADaco/ausculta-card%C3%ADaca>. Acesso em: mai. 2021.

SHERVEGAR, M Vishwanath; BHAT, Ganesh V. Automatic segmentation of phonocardiogram using the occurrence of the cardiac events. **Informatics in Medicine Unlocked**, Elsevier, v. 9, p. 6–10, 2017.

SOVIJARVI, ARA; VANDERSCHOOT, J; EARIS, JE. Standardization of computerized respiratory sound analysis. **European Respiratory Review**, Copenhagen K, Denmark: Published by the Society e distributed by . . . , v. 10, n. 77, p. 585–585, 2000.

SPERANZA, Carlos Gontarski *et al.* Técnicas de aquisição e processamento digital para caracterização de estertores pulmonares, 2020.

STEIN, Paul D; SABBAH, Hani N; LAKIER, Jeffrey B; GOLDSTEIN, Sidney. Frequency spectrum of the aortic component of the second heart sound in patients with normal valves, aortic stenosis and aortic porcine xenografts: Potential for detection of porcine xenograft degeneration. **The American Journal of Cardiology**, Elsevier, v. 46, n. 1, p. 48–52, 1980.

STEPHANE, Mallat. **A wavelet tour of signal processing**. [S.l.]: Elsevier, 2008.

SUN, L; SHEN, M; CHAN, FHY; BEADLE, PJ. Instantaneous frequency estimate of nonstationary phonocardiograph signals using Hilbert spectrum. *In*: IEEE. 2005 IEEE Engineering in Medicine and Biology 27th Annual Conference. [S.l.: s.n.], 2006. P. 7285–7288.

SUN, Lisha; SHEN, Minfen; CHAN, Francis HY. A method for estimating the instantaneous frequency of non-stationary heart sound signals. *In: IEEE. INTERNATIONAL Conference on Neural Networks and Signal Processing, 2003. Proceedings of the 2003. [S.l.: s.n.], 2003. P. 798–801.*

SUN, Mingui; SCLABASSI, Robert J. Discrete-time instantaneous frequency and its computation. **IEEE transactions on signal processing**, IEEE, v. 41, n. 5, p. 1867–1880, 1993.

SYED, Z.; LEEDS, D.; CURTIS, D.; NESTA F.AND LEVINE, R. A.; GUTTAG, J. A framework for the analysis of acoustical cardiac signals. **IEEE Transactions on Biomedical Engineering**, IEEE, v. 54, n. 4, p. 651–662, 2007.

TANG, Hong; GAO, Jiao; PARK, Yongwan. Heart valve closure timing intervals in response to left ventricular blood pressure. Scientific Research Publishing, 2013.

TANG, Yu; DANMIN, CHEN; DURAND, LG. The synthesis of the aortic valve closure sound of the dog by the mean filter of forward and backward predictor. **IEEE transactions on biomedical engineering**, IEEE, v. 39, n. 1, p. 1–8, 1992.

WANG, Dong; GUO, Wei. Extraction of sparse equalized signals in recovery of potential cyclic impulses from a multi-fault signal mixture. **Journal of Vibration and Control**, Sage Publications Sage UK: London, England, v. 20, n. 11, p. 1735–1750, 2014.

WANG, Yan; LI, Wenzao; ZHOU, Jiliu; LI, Xiaohua; PU, Yifei. Identification of the normal and abnormal heart sounds using wavelet-time entropy features based on OMS-WPD. **Future Generation Computer Systems**, Elsevier, v. 37, p. 488–495, 2014.

WATROUS, RL; GROVE, DM; BOWEN, DL. Methods and results in characterizing electronic stethoscopes. *In: IEEE. COMPUTERS in cardiology*. [S.l.: s.n.], 2002. P. 653–656.

WEBSTER, John G. **Medical instrumentation: application and design**. [S.l.]: John Wiley & Sons, 2009.

WU, Quanyu; LIU, Meijun; DING, Sheng; PAN, Lingjiao; LIU, Xiaojie. Heart Sound Classification Method Based on Complete Empirical Mode Decomposition with Adaptive Noise Permutation Entropy. *In: IOP PUBLISHING, 1. JOURNAL of Physics: Conference Series*. [S.l.: s.n.], 2022. P. 012018.

XIE, Yan; XU, Evan; BOWE, Benjamin; AL-ALY, Ziyad. Long-term cardiovascular outcomes of COVID-19. **Nature medicine**, Nature Publishing Group US New York, v. 28, n. 3, p. 583–590, 2022.

ZARET, Barry L; COHEN, Lawrence S; MOSER, Marvin *et al.* **Yale university school of medicine heart book**. [S.l.]: William Morrow e Co., 1992.

APÊNDICE A – ALGORITMO PARA DECOMPOSIÇÃO DE SINAIS EM MODO EMPÍRICO (EMD) E CRITÉRIO DE SELEÇÃO DAS IMFS

A EMD decompõe sinais multicomponentes em seus monocomponentes denominados funções de modo intrínseco IMFs e um resíduo (Equação 18).

$$x(t) = \sum_{i=1}^M IMF_i(t) + r_M(t) \quad (18)$$

Onde M é o número de monocomponentes que constituem o sinal.

Para esse processo ser efetuado corretamente, o sinal multicomponente $x(t)$ deve ter, ao menos, dois extremos: um mínimo e um máximo. Neste trabalho, utilizou-se algoritmo disponibilizado por MATHWORKS DOCUMENTATION FOR WAVELET TOOLBOX (2018).

O algoritmo envolve um processo iterativo (*sifting*) que obtém, a partir de sinal $y(t)$, uma nova função $r_i(t)$ através das seguintes etapas:

1. localização dos máximos e mínimos locais de $y(t)$;
2. utilização dos extremos locais para construir as envoltórias superior ($s_-(t)$) e inferior ($s_+(t)$) de $y(t)$; compor $m(t)$ a partir da média das envoltórias;
3. subtração desta média de $y(t)$ para a obtenção do resíduo: $r_i(t) = y(t) - m(t)$.

sifting é utilizado para decompor o sinal multicomponente $x(t)$ através dos seguintes passos:

P1 Inicialmente, iguala-se o resíduo ao sinal original $r_0(t) = x(t)$ ($i = 0$); verifica-se então:

- P2 a) o número total (TN) de extremos locais de $r_i(t)$;
 b) a razão de energia (ER) de $r_i(t)$;

$$ER \triangleq 10 \log_{10} \left(\frac{\|x(t)\|^2}{\|r_i(t)\|^2} \right)$$

P3 Se $(ER > \text{MaxEnergyRation})$ ou $(TN < \text{MaxNumExtrema})$ ou $(N^\circ \text{ de IMFs} > \text{MaxNumIMF})$, parar a decomposição;

P4 $r_{i,ant}(t) = r_i(t)$;

P5 Aplica-se (*sifting*) a $r_{i,ant}(t)$ para obter $r_{i,atual}(t)$;

P6 Para $r_{i,atual}(t)$:

a) calcula-se o critério de parada (CP)

$$CP = \sum_{t=0}^T \frac{|r_{ant}(t) - r_{atual}(t)|^2}{r_{ant}^2(t)}$$

b) obtém-se o valor da iteração atual (IN)

P7 Se $(CP < \text{SiftRelativeTolerance})$ ou $(IN > \text{SiftMaxIterations})$, encerrar procedimento e definir $IMF_i(t) = r_{i,atual}(t)$. caso contrário, $r_{i,ant}(t) = r_{i,atual}(t)$ e voltar para o passo P4

P8 Faz-se $r_{i+1}(t) = r_i(t) - r_{i,atual}$.

P9 $i = i + 1$. Retorna-se para o passo P2

O algoritmo tem por definição:

- $\text{MaxEnergyRation} = 20$;
- $\text{MaxNumExtrema} = 1$;
- $\text{SiftMaxIterations} = 100$;
- $\text{SiftRelativeTolerance} = 0.2$;
- $\text{MaxNumIMF} = 10$;

Para recompor o sinal com apenas as IMFs mais relevantes ($x_{IMF}(t)$) e calcular a FI de $x_{IMF}(t)$, propõem-se as seguintes etapas:

- E1 Obtém-se os valores de energia de $x(t)$ (E_x) e de cada IMF; ordena-se os IMFs em ordem decrescente de energia e as aloca em uma matriz $IMF_E(m, t)$, onde E_{IMF_+} é o maior valor de energia encontrado;
- E2 Define-se inicialmente o sinal resultante como sendo a IMF de maior energia, $x_{IMF}(t) = IMF_E(1, t)$; a energia do sinal composto será $E_c = E_{IMF_+}$. A correlação do sinal resultante com o sinal original é $corr_{atual}$; $m = 1$
- E3 Se $E_c < 0,78E_x$ e $m < M$:
- Incrementa-se $m = m + 1$;
 - Faz-se $corr_{ant} = corr_{atual}$
 - Atualiza-se o sinal composto $x_{IMF}(t) = \sum_i^m IMF_E(i, t)$, o valor da energia $E_c = (\sum x_{IMF}(t))^2$, e a correlação $corr_{atual} = \sum x_{IMF}(t) * x(t)$;
 - se $\frac{corr_{atual}}{corr_{ant}} - 1 < 0,15$ terminar o processo; caso contrário, voltar para a etapa A;
- E4 Calcula-se f_i para cada IMF pela Equação 5
- E5 A FI de cada ponto do sinal resultante é dado pela Equação 7, aplicado às IMFs, resultando em

$$f_{i_{x_{IMF}}}(t) = \frac{\sum_i^m f_{i_{IMF}}(i, t) |z_{IMF}(i, t)|^2}{\sum_i^m |z_{IMF}(i, t)|^2} \quad (19)$$

onde $z_{IMF}(i, t)$ corresponde à forma analítica das IMF

- E6 Para obter a frequência instantânea do sinal composto, aplica-se a Equação 7, usando a frequência encontrada em 19.

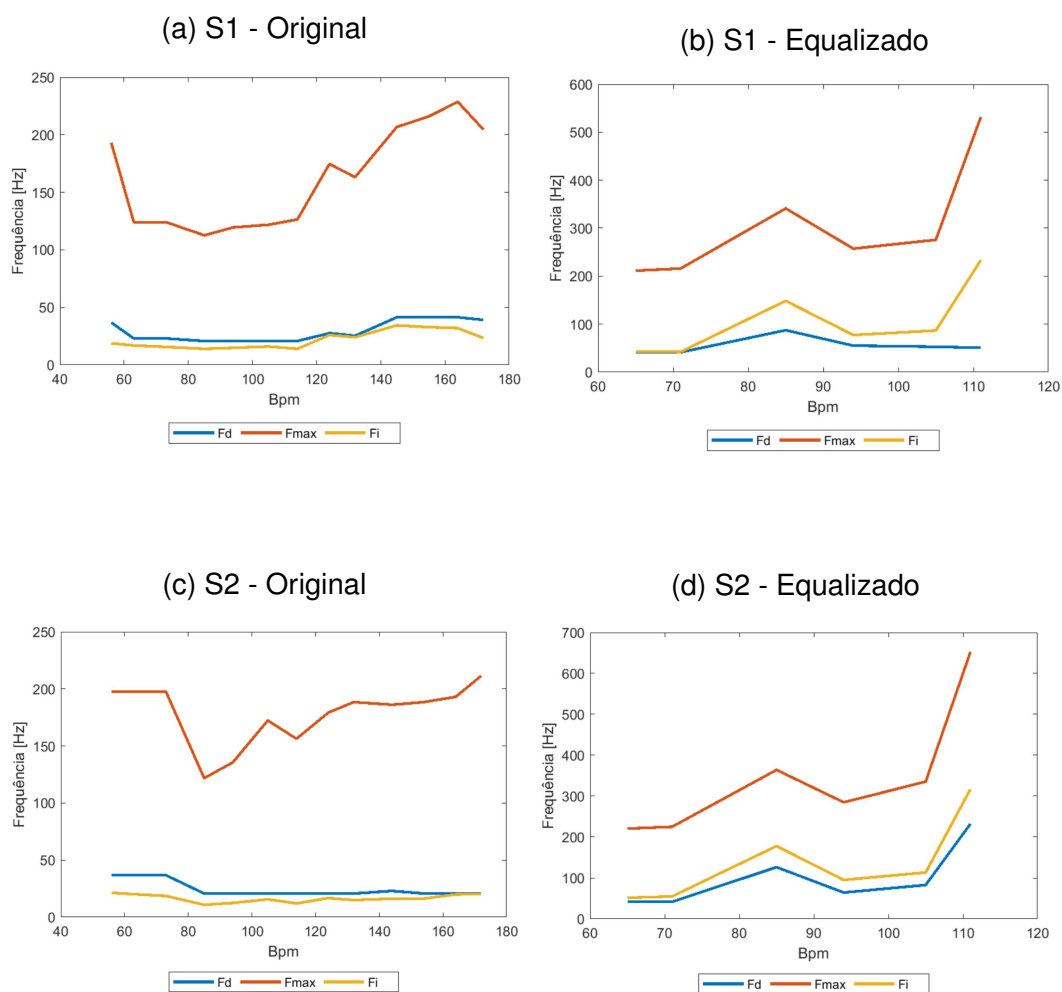
$$\langle f_{i_{x_{IMF}}} \rangle = \frac{\sum_{t=0}^N f_{i_{x_{IMF}}}(t) |z_{x_{IMF}}(t)|^2}{\sum_{t=0}^N |z_{x_{IMF}}(t)|^2} \quad (20)$$

onde $z_{x_{IMF}}(t)$ corresponde à forma analítica do sinal composto.

APÊNDICE B – RESULTADOS COMPLEMENTARES

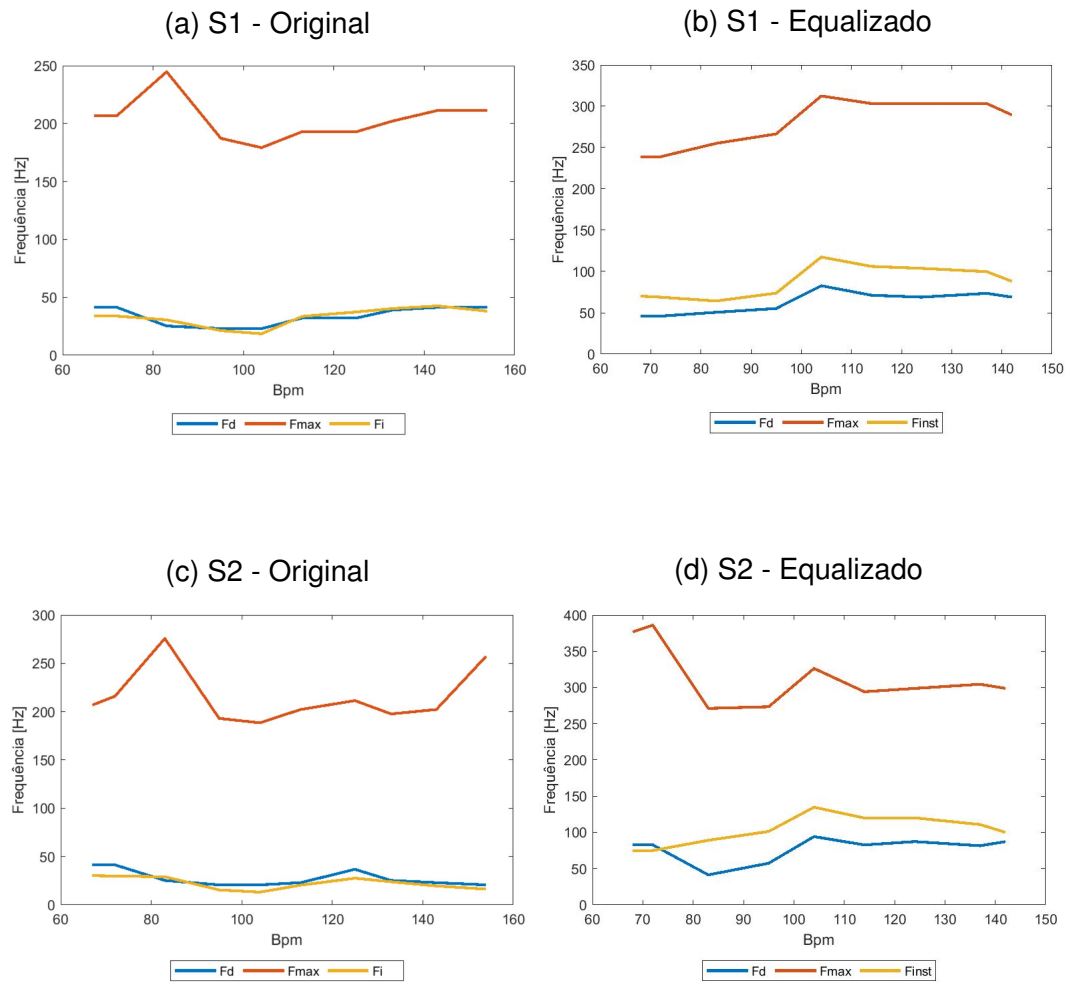
As Figuras 24, 25, 26, 27 mostram os resultados para os indivíduos 02, 06, 10 e 11, respectivamente. Nestes registros, sons de de boa qualidade foram captados nas condições de repouso e atividade.

Figura 24 – Resultados para o indivíduo 02



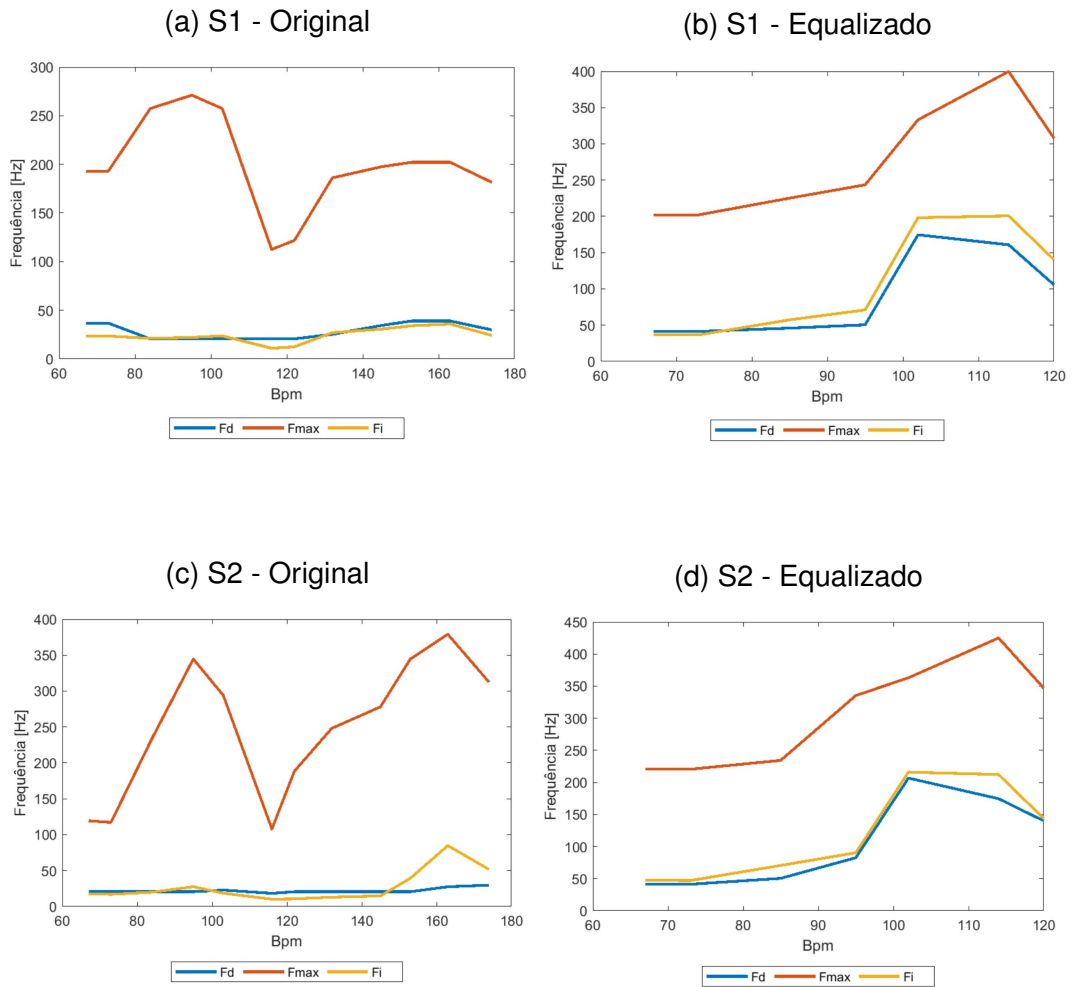
Fonte: Elaborado pela autora

Figura 25 – Resultados para o indivíduo 06



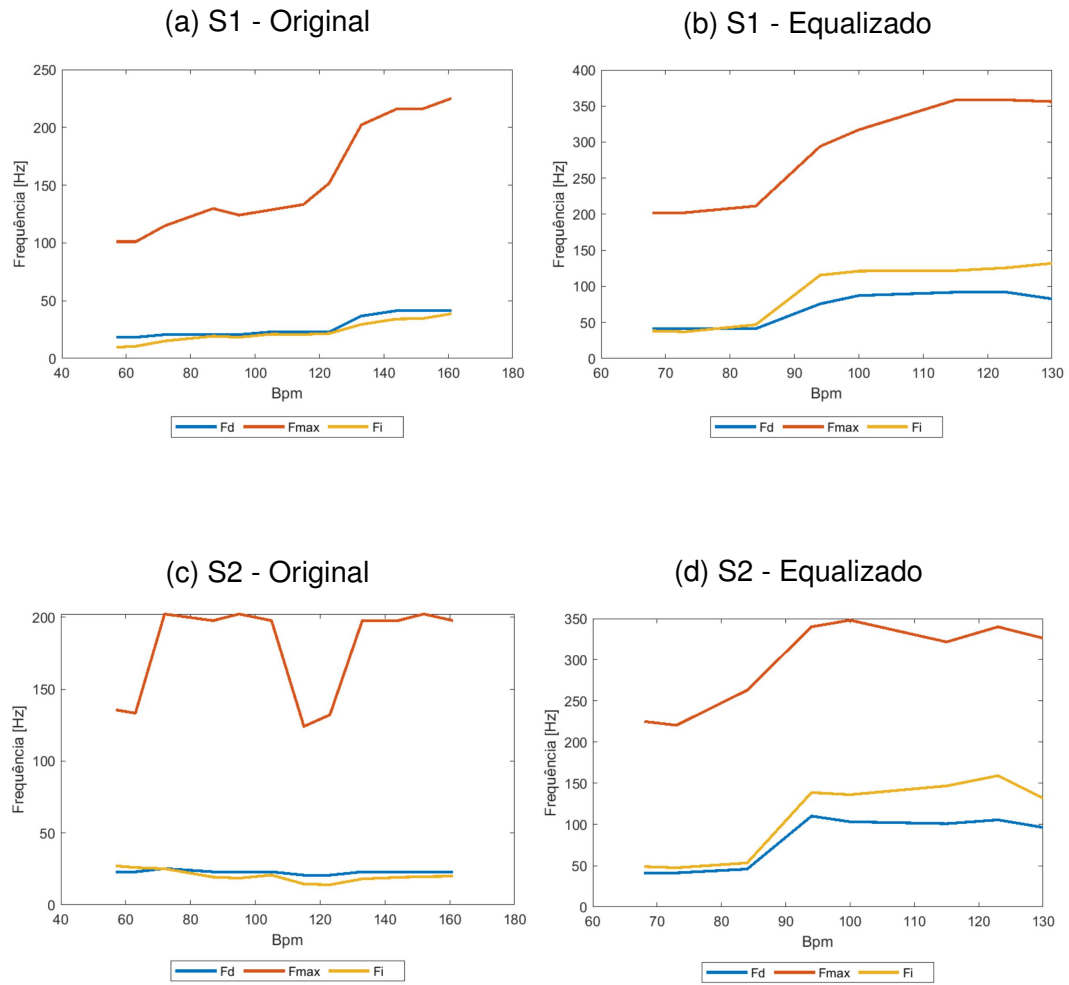
Fonte: Elaborado pela autora

Figura 26 – Resultados para o indivíduo 10



Fonte: Elaborado pela autora

Figura 27 – Resultados para o indivíduo 11



Fonte: Elaborado pela autora