

UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO GRANDE DO SUL
ESCOLA DE ENGENHARIA
DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA ELÉTRICA

FÁBIO COLOMBO ELY

PROJETO DE DIPLOMAÇÃO

**ANÁLISE DE SINAIS DE ELETROCARDIOGRAMA
ATRAVÉS DE ALGORITMO BASEADO EM
TRANSFORMADAS WAVELET**

Porto Alegre

2010

UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO GRANDE DO SUL
ESCOLA DE ENGENHARIA
DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA ELÉTRICA

**ANÁLISE DE SINAIS DE ELETROCARDIOGRAMA
ATRAVÉS DE ALGORITMO BASEADO EM
TRANSFORMADAS WAVELET**

Projeto de Diplomação apresentado ao Departamento de Engenharia Elétrica da Universidade Federal do Rio Grande do Sul, como parte dos requisitos para graduação em Engenharia Elétrica.

ORIENTADOR: Prof. Dr. Alexandre Balbinot

Porto Alegre

2010

UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO GRANDE DO SUL
ESCOLA DE ENGENHARIA
DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA ELÉTRICA

FÁBIO COLOMBO ELY

**ANÁLISE DE SINAIS DE ELETROCARDIOGRAMA
ATRAVÉS DE ALGORITMO BASEADO EM
TRANSFORMADAS WAVELET**

Este projeto foi julgado adequado para fazer jus aos créditos da Disciplina de “Projeto de Diplomação”, do Departamento de Engenharia Elétrica e aprovado em sua forma final pelo Orientador e pela Banca Examinadora.

Orientador: _____

Prof. Dr. Alexandre Balbinot, UFRGS

Doutor pela Universidade Federal do Rio Grande do Sul –
Porto Alegre, Brasil

Banca Examinadora:

Prof. Dr. Alexandre Balbinot, UFRGS

Doutor pela Universidade Federal do Rio Grande do Sul – Brasil

Prof. Dr. João Manoel Gomes da Silva Jr., UFRGS

Doutor pela Université de Toulouse III (Paul Sabatier) – França

Prof. Dr. Roger Pierre Fabris Hoefel, UFRGS

Doutor pela Universidade Estadual de Campinas – Brasil

Porto Alegre, julho de 2010

Dedicatória

Dedico este trabalho à minha família, especialmente por sua presença e apoio nos momentos mais difíceis durante esta trajetória, e aos amigos e colegas, que foram tão importantes ao longo destes anos de curso de engenharia.

Agradecimentos

Ao meu orientador, Alexandre Balbinot, cuja motivação e incentivo foram essenciais para o bom andamento deste trabalho.

Aos meus pais, pela paciência e pela confiança em mim depositada.

Às minhas irmãs, pelo companheirismo e apoio.

Aos meus amigos, por sua presença motivadora.

Aos colegas, pelo auxílio no desenvolvimento deste trabalho.

À Universidade, por sua contribuição à minha formação.

Resumo

O grupo de doenças formado pelas doenças cardiovasculares está entre os principais causadores de mortes, no mundo atual. Embora a melhor maneira de evitá-las seja a adoção de comportamentos que dificultem seu desenvolvimento – tais como a prática de esportes, a alimentação saudável, e o não-excesso no consumo de álcool ou tabaco –, a medicina, em constante evolução, permite o tratamento de algumas destas doenças, caso venham a se desenvolver. Para tanto, é necessária uma etapa prévia de detecção de anormalidades capazes de indicar certa propensão a que elas se desenvolvam, ou que elas já tenham se desenvolvido, no sistema cardiovascular de um indivíduo. O eletrocardiograma é, ainda hoje, um dos exames mais utilizados para tal fim, principalmente por ser não-invasivo, de baixo custo, e por fornecer informações suficientes para a detecção de grande número de doenças. Sua análise precisa, no entanto, pode demandar grande investimento de tempo, dependendo da duração do eletrocardiograma a ser analisado. O presente trabalho propõe um algoritmo, baseado em Transformadas Wavelet, que possibilite a análise automatizada de sinais de eletrocardiograma. Sua implementação é feita em ambiente MATLAB, e seu desempenho é, por fim, avaliado através da execução do software correspondente, utilizando-se como dados de entrada os eletrocardiogramas da base de dados MIT-BIH de arritmias. Como resultado, a detecção de complexos QRS através do método apresentado mostrou ser precisa para a maior parte dos registros da base de dados MIT-BIH de arritmias, com taxas de acerto de 100% para um grande número de registros.

Palavras-chave: Eletrocardiografia. Análise de Sinais. Transformadas Wavelet. Decomposição Multiresolução. Transformada Wavelet Estacionária.

Abstract

Cardiovascular diseases are, nowadays, among the main causes of death in the world. Even though they can be prevented by adopting behaviours which may hamper their development – such as sports practice, healthy nourishment, and non-excessive alcohol and tobacco consumption –, medicine, at its constantly evolving state, offers treatments to some of these diseases, if they come to develop. In order to enable these treatments, it is first necessary to detect any abnormality which may indicate that the patient is going to develop a cardiovascular disease, or that he or she has already developed one. The electrocardiogram is, up to our days, one of the most common exams used in this purpose, mainly because of its non-invasive nature, its low cost, and because it provides enough information to detect a number of cardiovascular diseases. However, its accurate analysis may be excessively time-consuming, depending on the length of the electrocardiogram signal. Therefore, a proposition of a Wavelet Transform-based algorithm to automatically analyse an electrocardiogram signal is presented in this work. Its implementation is made in a MATLAB environment, and its performance is finally evaluated by running the corresponding software using signals from MIT-BIH Arrhythmia Database as input data. As a result, QRS detection proved to be accurate for most of the records in MIT-BIH Arrhythmia Database, with 100% correct detection rate for a great number of records.

Keywords: Electrocardiography. Signal Analysis. Wavelet Transforms. Multiresolution Decomposition. Stationary Wavelet Transform.

Sumário

1	Introdução	p. 13
2	Revisão bibliográfica	p. 14
2.1	O coração: um breve retrato de sua anatomia e fisiologia	p. 15
2.1.1	Camadas do coração	p. 15
2.1.2	Câmaras cardíacas e fluxo de sangue através do coração	p. 16
2.1.3	Anatomia microscópica do coração	p. 16
2.1.4	O sistema excitatório e condutor especializado	p. 18
2.1.5	Eventos mecânicos: o ciclo cardíaco	p. 21
2.2	O eletrocardiograma (ECG)	p. 22
2.2.1	Ondas de despolarização e ondas de repolarização	p. 23
2.2.2	Eletrocardiograma e potencial de ação do músculo ventricular	p. 23
2.2.3	Derivações eletrocardiográficas	p. 24
2.3	Principais arritmias cardíacas	p. 27
2.3.1	Ritmos sinusais anormais	p. 27
2.3.2	Ritmos anormais causados por bloqueio dos sinais cardíacos	p. 28
2.3.3	Contrações prematuras	p. 30
2.3.4	Taquicardia paroxística	p. 32
2.3.5	Fibrilação	p. 33
2.3.6	Parada cardíaca	p. 34
2.4	Wavelets e Transformadas Wavelet	p. 35
2.4.1	Wavelet	p. 35

2.4.2	Transformada Wavelet Contínua	p. 36
2.4.3	Função de escala	p. 38
2.4.4	Transformadas Wavelet e filtros associados	p. 40
2.4.5	Transformada Wavelet Discreta	p. 41
2.4.6	Bancos de filtros e decomposição multiresolução	p. 42
2.4.7	Transformada Wavelet Estacionária	p. 45
2.4.8	Relação entre a SWT e as singularidades de um sinal	p. 48
3	Metodologia Experimental	p. 51
3.1	SWT e análise de sinais de eletrocardiograma	p. 51
3.1.1	Determinação do banco de filtros utilizado	p. 51
3.1.2	Wavelet de Spline Quadrático	p. 52
3.2	Detecção de complexos QRS	p. 54
3.2.1	Escalas características do sinal de ECG	p. 56
3.2.2	Detecção de linhas de modulus maxima	p. 57
3.2.3	Eliminação de linhas de modulus maxima isoladas e redundantes	p. 60
3.2.4	Localização dos picos das ondas R	p. 63
3.2.5	Limiares ε_j	p. 63
3.2.6	Regras adicionais	p. 64
3.3	Avaliação do algoritmo	p. 65
3.3.1	Base de dados MIT-BIH de arritmias	p. 65
3.3.2	Metodologia de avaliação do algoritmo	p. 66
4	Resultados e Discussões	p. 67
4.1	Resultados intermediários	p. 67
4.1.1	Linhas de modulus maxima	p. 67
4.1.2	Linhas de modulus maxima isoladas e redundantes	p. 68

4.1.3	Detecção dos picos das ondas R	p. 70
4.2	Resultados finais	p. 74
5	Conclusões	p. 76
6	Trabalhos Futuros	p. 78
	Anexos	p. 79
	Código fonte do <i>software</i>	p. 79
	Referências Bibliográficas	p. 89

Lista de Figuras

2.1	Estrutura do coração	p. 14
2.2	Camadas da parede do coração	p. 15
2.3	Estrutura do coração e fluxo do sangue pelas câmaras e válvulas cardíacas	p. 16
2.4	Fibras musculares cardíacas formando o sincício	p. 17
2.5	Sistema excitatório e condutor especializado do coração	p. 18
2.6	Potencial de ação no interior de uma fibra do nodo sinusal, comparado ao de uma fibra muscular ventricular	p. 19
2.7	Nodo atrioventricular e retardo da condução de impulsos	p. 20
2.8	Eventos do ciclo cardíaco no lado esquerdo do coração	p. 22
2.9	Eletrocardiograma normal	p. 23
2.10	Potenciais de ação e eletrocardiograma correspondente	p. 24
2.11	Disposição dos eletrodos para registro das derivações bipolares padrão .	p. 25
2.12	Disposição dos eletrodos para registro das derivações torácicas	p. 26
2.13	Eletrocardiogramas normais registrados pelas seis derivações torácicas padrão	p. 26
2.14	Arritmia sinusal	p. 28
2.15	Bloqueio sinoatrial, com ritmo reestabelecido pelo nodo A-V	p. 29
2.16	Graus de bloqueios atrioventriculares	p. 30
2.17	Batimento prematuro atrial	p. 31
2.18	Contrações prematuras ventriculares	p. 31
2.19	Taquicardia paroxística atrial	p. 32
2.20	Taquicardia paroxística ventricular	p. 33

2.21	Fibrilação ventricular	p. 33
2.22	Fibrilação atrial	p. 34
2.23	Exemplo de <i>wavelet</i> $\psi(t)$ conhecida popularmente como <i>chapéu mexicano</i>	p. 36
2.24	Mudança de escala e translação de <i>wavelet</i> mãe	p. 37
2.25	Escalograma de sinal ECG, gerado em MATLAB.	p. 38
2.26	Exemplo de função de escala $\phi(t)$, associada à <i>wavelet de chapéu mexicano</i>	p. 39
2.27	Algoritmo de decomposição multiresolução	p. 44
2.28	Exemplo de decomposição multiresolução	p. 45
2.29	Algoritmo <i>à trous</i>	p. 47
2.30	Exemplo de aplicação do algoritmo <i>à trous</i>	p. 47
2.31	SWT de um sinal $f(t)$ e linhas de modulus maxima correspondentes	p. 50
3.1	Representação equivalente do banco de filtros do algoritmo <i>à trous</i>	p. 51
3.2	Representação equivalente do banco de filtros do algoritmo <i>à trous</i> , com a_0 como sinal original.	p. 52
3.3	<i>Wavelet</i> de spline quadrático.	p. 52
3.4	Respostas em frequência dos filtros equivalentes, para $f_s = 360\text{Hz}$	p. 53
3.5	Fluxograma simplificado do algoritmo para detecção de complexos QRS.	p. 55
3.6	Estimativa do espectro de potência do sinal de eletrocardiograma	p. 56
3.7	Correspondência entre complexos QRS no ECG e par de linhas de modulus maxima de sinais opostos na SWT.	p. 57
3.8	Função para decisão sobre a presença de um máximo local em um ponto i	p. 58
3.9	Detecção de mínimos e máximos locais no nível 4 da SWT.	p. 59
3.10	Detecção de modulus maxima isolados na escala 2^1	p. 61
3.11	Detecção de modulus maxima redundantes na escala 2^1	p. 62
3.12	Processo de avaliação do algoritmo de detecção de complexos QRS.	p. 66
3.13	Detecção de falsos positivos.	p. 66
4.1	Modulus maxima da SWT do eletrocardiograma.	p. 68

4.2	Modulus maxima da SWT do eletrocardiograma, após eliminação de linhas isoladas.	p. 69
4.3	Modulus maxima da SWT do eletrocardiograma, após eliminação de linhas isoladas e redundantes.	p. 70
4.4	Picos de ondas R detectados no sinal do canal 1 do registro 111.	p. 71
4.5	Picos de ondas R detectados no sinal do canal 1 do registro 117.	p. 71
4.6	Picos de ondas R detectados no sinal do canal 1 do registro 208.	p. 72
4.7	Picos de ondas R detectados no sinal do canal 1 do registro 222.	p. 72
4.8	Picos de ondas R detectados no sinal do canal 1 do registro 228.	p. 73
4.9	Picos de ondas R detectados no sinal do canal 1 do registro 233.	p. 73
4.10	Picos de ondas R detectados no sinal do canal 1 do registro 207.	p. 75

Lista de Tabelas

3.1	Larguras de banda de 3dB dos filtros equivalentes.	p. 54
4.1	Resultados finais para trechos de 2^{15} pontos dos ECGs da base de dados MIT-BIH de arritmias.	p. 74

1 Introdução

A eletrocardiografia é, ainda hoje, um dos principais instrumentos para a detecção de doenças cardiovasculares ou de fatores indicando propensão a que estas doenças venham a ser desenvolvidas por um indivíduo.

A fim de facilitar a análise de sinais de eletrocardiograma, que pode demandar grande investimento de tempo à pessoa encarregada de tal análise, o presente trabalho apresenta um algoritmo capaz de detectar, com boa precisão, os pontos característicos de um eletrocardiograma. Baseado na utilização de Transformadas Wavelet, a proposta de um tal algoritmo tem como motivação principal a aplicação das altas capacidades computacionais, oferecidas hoje em dia, a um problema de análise relacionado à saúde humana.

O objetivo principal do trabalho é, então, o de apresentar um algoritmo de análise *off-line* de sinais de eletrocardiograma, através do qual os complexos QRS de um sinal de eletrocardiograma previamente adquirido são detectados. Entretanto, dado o grande poder de processamento dos processadores atuais, seu custo cada vez menos elevado, e a baixa exigência computacional de alguns algoritmos baseados em Transformadas Wavelet, a possibilidade de desenvolvimento de um dispositivo de análise de sinais de eletrocardiograma em tempo real também passa a ser um fator motivante, embora este enfoque não seja, aqui, diretamente explorado.

No capítulo seguinte, aspectos fisiológicos e anatômicos do sistema cardiovascular humano são descritos para que, em seguida, o exame de eletrocardiograma possa ser apresentado com maior clareza. No mesmo capítulo, algumas das arritmias cardíacas mais comuns são apresentadas, e tem como objetivo principal apresentar a maneira como estas se manifestam em um sinal de eletrocardiograma. O conteúdo desta seção, no entanto, não é indispensável para a boa compreensão dos aspectos técnicos deste trabalho. Em seguida, a análise de sinais por Transformadas Wavelet é sucintamente apresentada, para que o algoritmo aqui descrito possa ser apresentado. Por fim, o algoritmo é implementado em ambiente MATLAB, e os resultados obtidos são apresentados e analisados.

2 Revisão bibliográfica

Segundo Guyton e Hall (2006), o coração humano (Figura 2.1) pode ser visto como um conjunto de duas bombas cuja função é a de propeler sangue para as diferentes partes do corpo. Cada uma dessas duas bombas é composta, por sua vez, por duas câmaras – átrio e ventrículo –, de modo que o coração possui um total de quatro câmaras: átrios esquerdo e direito, e ventrículos esquerdo e direito. O lado direito do coração bombeia sangue pobre em oxigênio para os pulmões, ao passo que ao lado direito está associado o bombeamento de sangue rico em oxigênio para os órgãos periféricos.

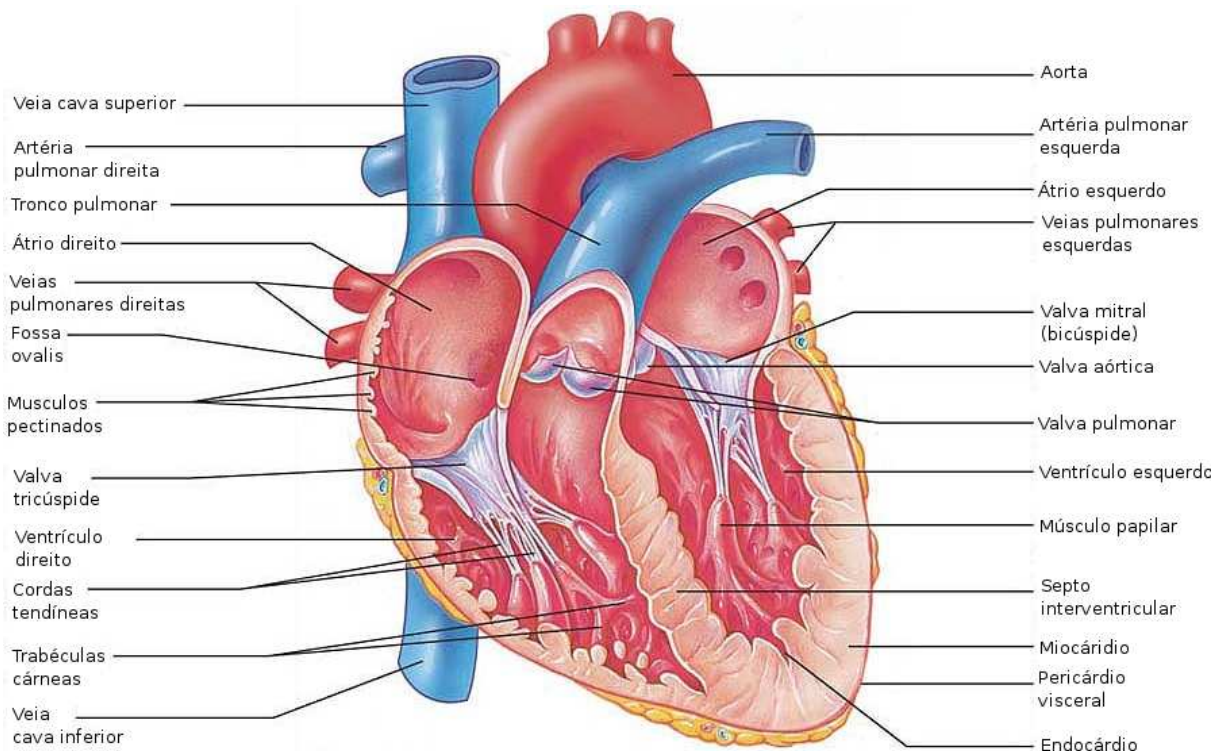


Figura 2.1: Estrutura do coração. Fonte: Marieb e Hoehn (2006).

2.1 O coração: um breve retrato de sua anatomia e fisiologia

2.1.1 Camadas do coração

O coração é envolto, de acordo com Marieb e Hoehn (2006), por um saco com duas paredes conhecido como pericárdio (Figura 2.2). A parte solta e superficial do pericárdio é chamada de pericárdio fibroso. Ela é densa e resistente, e desempenha três papéis principais: (1) protege o coração, (2) ancora o coração às estruturas adjacentes e (3) evita o enchimento excessivo do coração com sangue. Abaixo do pericárdio fibroso encontra-se o pericárdio seroso, que é uma membrana serosa, fina e lisa, composta por duas lâminas – as lâminas parietal e visceral. A lâmina visceral recobre o coração e é conhecida como epicárdio. Entre as lâminas parietal e visceral do pericárdio seroso forma-se um espaço potencial – a cavidade do pericárdio –, em cujas superfícies internas existe uma película de fluido seroso que permite que o coração, durante sua atividade, possa trabalhar em um ambiente aproximadamente livre de atrito.

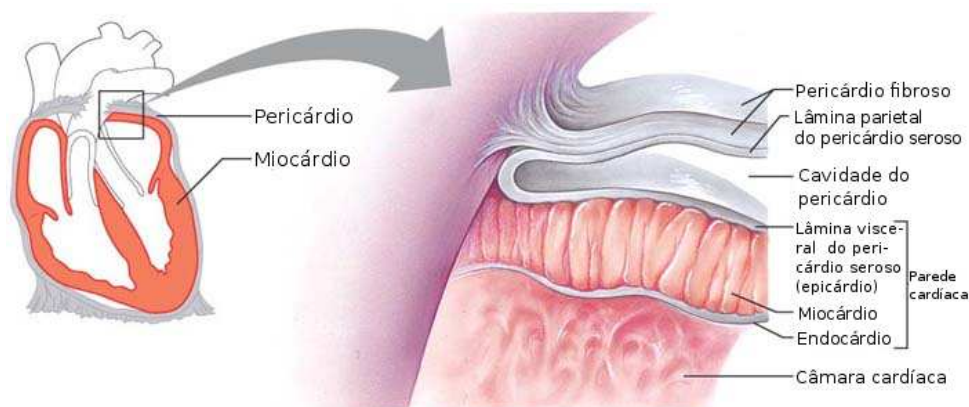


Figura 2.2: Camadas da parede do coração. *Fonte: Marieb e Hoehn (2006).*

A segunda camada – o miocárdio (Figura 2.2) – é composta basicamente de músculo cardíaco. É a camada com maior massa entre as camadas que compõem as paredes cardíacas e, também, aquela que se contrai durante a atividade cardíaca.

Finalmente, a terceira camada é conhecida como endocárdio (Figura 2.2). Localizado sobre a superfície interna do miocárdio, é uma lâmina fina de endotélio que serve como membrana de revestimento das paredes das câmaras cardíacas, cobrindo também as válvulas do coração.

2.1.2 Câmaras cardíacas e fluxo de sangue através do coração

A Figura 2.3 mostra a estrutura básica do coração, bem como o fluxo de sangue através de suas câmaras e válvulas, em condições normais. Ambos os átrios, direito e esquerdo, são câmaras de recepção de sangue. Dos átrios o sangue segue para os ventrículos, que são câmaras de saída a partir das quais o sangue é bombeado para o resto do corpo. A partição interna que divide o coração longitudinalmente é conhecida como septo interatrial onde separa os átrios, e como septo interventricular onde separa os ventrículos (Figura 2.1).

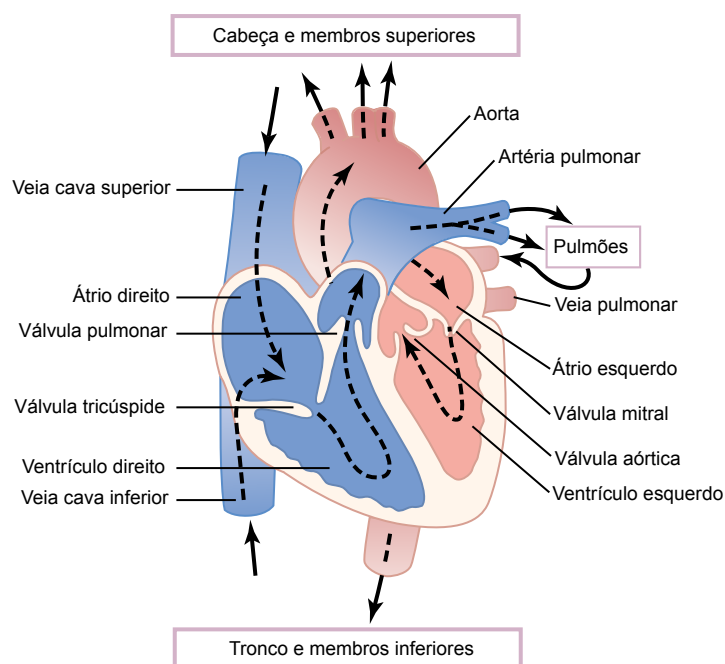


Figura 2.3: Estrutura do coração e fluxo do sangue pelas câmaras e válvulas cardíacas. Fonte: Guyton e Hall (2006).

O átrio direito recebe, através das veias cava superior e inferior, sangue pobre em oxigênio. Este, após ser transferido para o ventrículo direito, é expelido através da artéria pulmonar para os pulmões, onde passa pelo processo de oxigenação. Uma vez oxigenado o sangue retorna ao coração através da veia pulmonar, sendo recebido pelo átrio esquerdo. De lá o sangue partirá para o ventrículo esquerdo que, por sua vez, o bombeará para os órgãos periféricos, através da aorta.

2.1.3 Anatomia microscópica do coração

Diferentemente das células longas e multinucleadas das fibras dos músculos esqueléticos, o músculo cardíaco é composto por células curtas, largas, ramificadas, e interconectadas.

Cada fibra contém um ou, no máximo, dois grandes núcleos localizados no centro da célula.

Funcionalmente, as células do músculo cardíaco diferem, também, das dos músculos esqueléticos. De acordo com Guyton e Hall (2006), elas se conectam entre si paralela e serialmente, como mostrado na Figura 2.4, e entre duas células adjacentes observa-se a existência de *discos intercalares*. Estes discos possuem desmossomos que evitam que células adjacentes se separem durante as contrações do músculo. Adicionalmente, a baixa resistência elétrica desses discos caracteriza a formação de junções comunicantes permeáveis entre as células, de modo que íons possam passar de uma célula a outra, permitindo a circulação de correntes elétricas por todo o coração.

A existência de junções comunicantes entre as células cardíacas permite que o miocárdio se comporte, do ponto de vista da propagação de sinais elétricos, como uma única unidade, altamente coordenada e interconectada. A esta unidade dá-se o nome de sincício cardíaco (Figura 2.4). O coração possui, na verdade, dois sincícios: o sincício atrial, correspondente à porção do miocárdio que forma as paredes dos átrios, e o sincício ventricular, que forma as paredes dos ventrículos. A divisão do miocárdio em dois sincícios – atrial e ventricular – é importante por permitir que os átrios se contraíam pouco antes dos ventrículos, otimizando o bombeamento cardíaco.

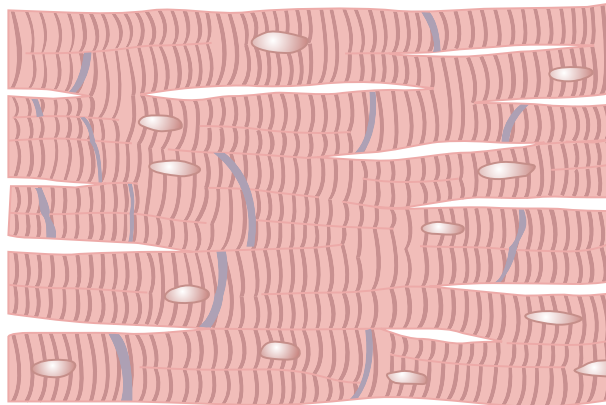


Figura 2.4: Fibras musculares cardíacas formando o sincício. *Fonte: Guyton e Hall (2006).*

A intensa atividade do músculo cardíaco se traduz, a nível celular, por grandes mitocôndrias que contribuem com aproximadamente 25% a 35% do volume de suas células. A título de comparação, as mitocôndrias das células do músculo esquelético representam apenas 2% de seu volume. Esta grande proporção de mitocôndrias nas células cardíacas as torna altamente resistentes à fadiga.

2.1.4 O sistema excitatório e condutor especializado

O músculo cardíaco possui a habilidade intrínseca de se contrair de maneira rítmica e, em condições normais, coordenada. Esta é, portanto, uma propriedade do músculo cardíaco independente do sistema nervoso. O sistema que dá origem a tal propriedade é conhecido como *sistema excitatório e condutor especializado do coração* (Figura 2.5). Ele se ocupa de gerar impulsos elétricos rítmicos, responsáveis pelas contrações rítmicas, e de conduzir estes impulsos de maneira suficientemente rápida por todo o coração. As velocidades de propagação dos sinais serão discutidas posteriormente.

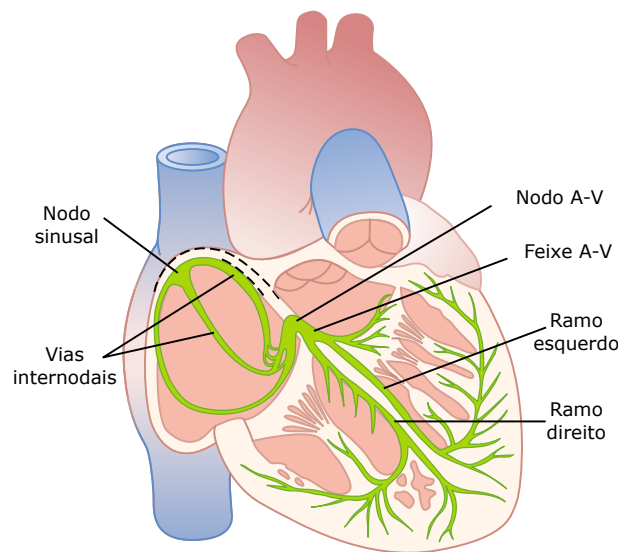


Figura 2.5: Sistema excitatório e condutor especializado do coração. *Fonte: Guyton e Hall (2006).*

O *nodo sinusal* – também conhecido como *nodo sinoatrial* ou *nodo S-A* – gera os impulsos rítmicos. Estes impulsos são então conduzidos ao *nodo atrioventricular* – ou *nodo A-V* – através das vias internodais. No nodo A-V os impulsos são retardados antes de passarem aos ventrículos, de modo a favorecer a contração um pouco tardia dos ventrículos, em relação à dos átrios. O impulso é propagado, então, através do *feixe A-V* e, finalmente, através das *fibras de Purkinje* para todas as partes dos ventrículos.

Todas as fibras do sistema condutor especializado cardíaco têm a capacidade de auto-excitação, que causa descargas automáticas rítmicas. Daí a capacidade de auto-excitação do nodo sinusal que, em condições normais, controla a frequência dos batimentos cardíacos.

Nodo sinusal. A Figura 2.6 mostra potenciais de ação registrados no interior de uma

fibra do nodo sinusal. A ritmicidade dos impulsos gerados por esse nodo está ligada à existência de três tipos de canais iônicos nas membranas das fibras do miocárdio. São eles os *canais rápidos de sódio*, os *canais lentos de sódio-cálcio*, e os *canais de potássio*.

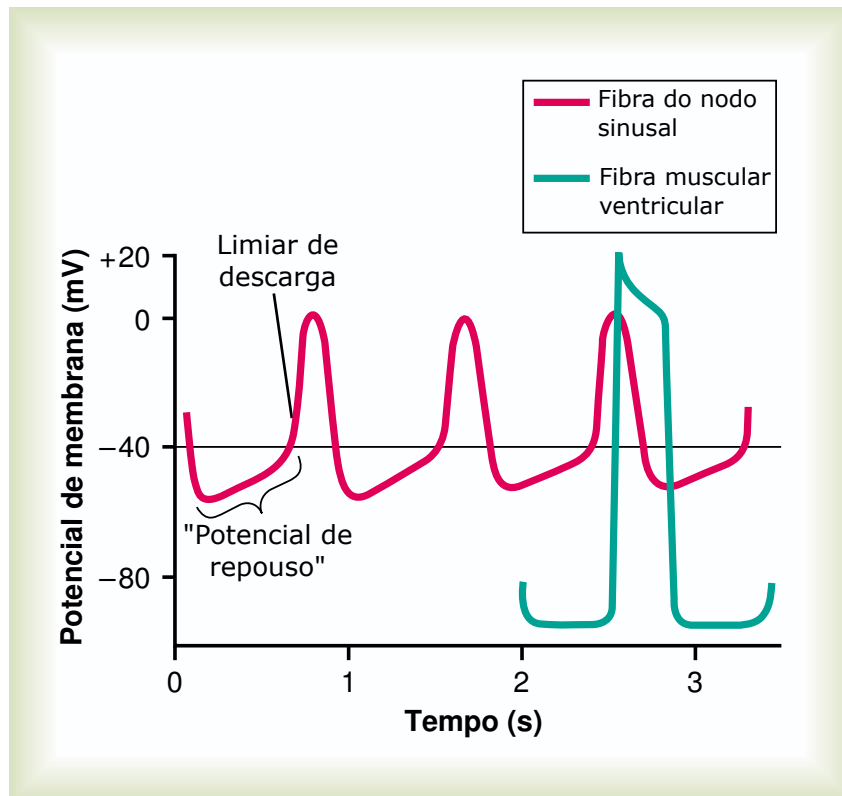


Figura 2.6: Potencial de ação no interior de uma fibra do nodo sinusal, comparado ao de uma fibra muscular ventricular. *Fonte: Guyton e Hall (2006).*

O líquido extracelular que envolve as fibras do nodo sinusal possui alta concentração de íons sódio. No início do ciclo que dá origem aos potenciais de ação – quando o potencial de membrana está ao nível do potencial de repouso, de -55mV a -60mV – os canais de sódio abertos e aqueles que começam a abrir permitem a entrada, na fibra, de íons Na^+ , positivamente carregados. Assim, observa-se lento aumento do potencial de membrana, entre dois batimentos cardíacos, como mostrado na Figura 2.6. Uma vez que o limiar de descarga de -40mV é atingido, os canais sódio-cálcio são abertos, o que permite o influxo de íons Ca^{2+} , elevando mais rapidamente o potencial de membrana, e dando origem ao “pico de potencial de membrana” denominado *potencial de ação*.

Uma vez que o potencial de ação é originado, os canais sódio-cálcio fecham dentro de 100ms a 150ms , e um grande número de canais de potássio se abre, permitindo a saída de íons K^+ de dentro das fibras. Assim, o influxo de íons Na^+ e Ca^{2+} diminui, e o efluxo de íons K^+ aumenta, o que faz com que o potencial de membrana diminua. Após o fim

do potencial de ação, os canais de potássio se fecham pouco a pouco, diminuindo o efluxo de íons K^+ , de modo que o potencial de membrana pare de cair ao atingir o potencial de membrana de repouso. Uma vez que o potencial de repouso é atingido, o potencial de ação termina, e o ciclo se reinicia.

Nodo atrioventricular. Para que os ventrículos se contraíam depois que os átrios tenham se contraído e esvaziado seu conteúdo, o sistema condutor cardíaco possui um mecanismo de retardo de condução do impulso. Este retardo ocorre no nodo atrioventricular, mostrado na Figura 2.7.

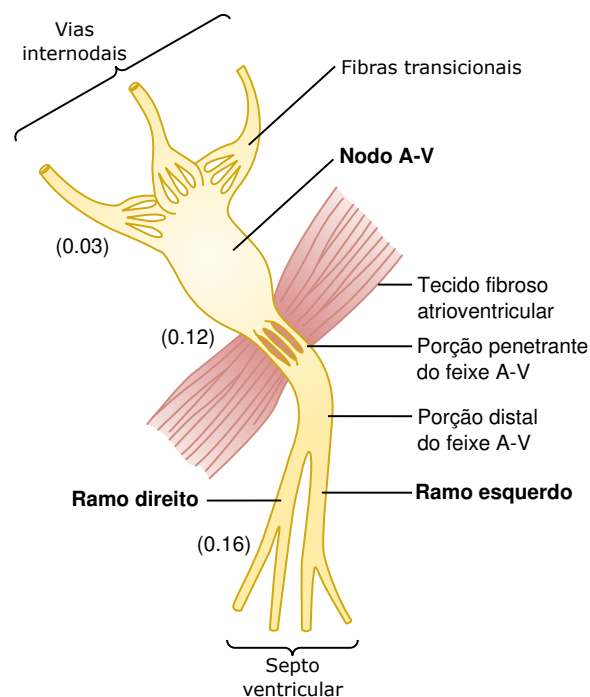


Figura 2.7: Nodo atrioventricular e retardo da condução de impulsos. *Fonte: Guyton e Hall (2006).*

Um impulso leva aproximadamente 0,03s para ir do nodo sinusal ao nodo atrioventricular. Neste último, o impulso sofre um atraso de 0,13s, dos quais 0,09s ocorrem no próprio nodo atrioventricular, e 0,04s na porção penetrante do feixe A-V. Assim, somando-se este retardo aos 0,03s que o impulso leva para viajar do nodo S-A ao nodo A-V, temos um total de 0,16s para que o impulso, partindo do nodo S-A, chegue ao tecido contrátil ventricular. A condução lenta nas fibras do nodo atrioventricular e da porção penetrante do feixe A-V é explicada principalmente pelo número reduzido de junções comunicantes nestes elementos, de modo que a passagem de íons de uma fibra condutora à outra se torna muito dificultada.

Fibras de Purkinje. Ao contrário do que ocorre nas fibras do nodo atrioventricular e na porção penetrante do feixe A-V, os potenciais de ação são conduzidos rapidamente nas fibras de Purkinje, que desempenham a função de transmitir os impulsos cardíacos aos ventrículos, formando o chamado *sistema de Purkinje ventricular*. Este sistema permite a condução praticamente instantânea de potenciais de ação para todo o músculo ventricular. As velocidades de condução nas fibras de Purkinje podem chegar a 4,0m/s, cerca de 6 vezes maior que a do músculo ventricular comum e 150 vezes maior que a de algumas fibras do nodo A-V. Esta alta velocidade de transmissão se deve em grande parte à baixa resistência dos discos intercalados das fibras de Purkinje. Depois de atingir o fim das fibras de Purkinje, o impulso se propaga, no músculo ventricular, através das próprias fibras do músculo a uma velocidade de 0,3m/s a 0,5m/s.

2.1.5 Eventos mecânicos: o ciclo cardíaco

O ciclo cardíaco consiste, essencialmente, de dois períodos: a diástole, durante a qual os músculos ventriculares estão relaxados, e o coração se enche de sangue, e a sístole, período no qual os ventrículos se contraem, propelindo sangue que será injetado inicialmente nas artérias, para então passar por todo o sistema vascular do corpo humano.

A Figura 2.8 mostra os diferentes eventos que ocorrem, no lado esquerdo do coração, durante um ciclo cardíaco. Além disso, é feita uma relação entre estes eventos e algumas grandezas mensuráveis, representadas pelos sinais indicados. Será dada especial atenção à relação entre o ciclo cardíaco e o eletrocardiograma.

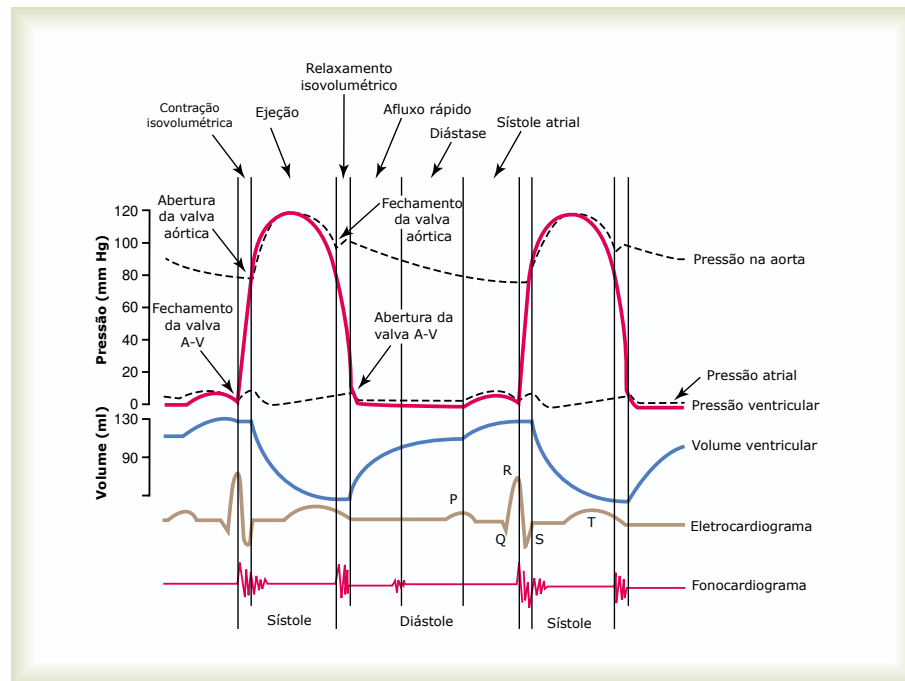


Figura 2.8: Eventos do ciclo cardíaco no lado esquerdo do coração. *Fonte: Guyton e Hall (2006).*

As ondas P, Q, R, S e T do eletrocardiograma, que será apresentado nas seções seguintes, são mostradas na Figura 2.8. A onda P está associada à despolarização dos átrios e à subsequente contração atrial. Pode-se notar que, de fato, um aumento de pressão atrial começa a ser observado durante o período em que ocorre a onda P. Aproximadamente 0,16s após o início da onda P observa-se o surgimento do complexo QRS e, pouco depois, um grande aumento na pressão ventricular, o que indica uma associação entre o complexo QRS e o início da sístole ventricular. Finalmente, observa-se que a onda T está associada ao início da repolarização dos ventrículos, quando suas fibras começam a relaxar, marcando o fim da contração ventricular. O eletrocardiograma será visto em maiores detalhes no capítulo que segue.

2.2 O eletrocardiograma (ECG)

Pequena parte das correntes elétricas que circulam no músculo cardíaco, durante sua atividade, pode se propagar até a superfície do corpo, gerando diferenças de potencial entre diferentes pontos do corpo que podem ser detectadas por eletrodos colocados sobre a pele (GUYTON; HALL, 2006). Se os eletrodos forem colocados em lados opostos do coração, e conectados a um equipamento eletrocardiógrafo, sua correspondente saída, como forma de onda, é chamada de *eletrocardiograma*.

2.2.1 Ondas de despolarização e ondas de repolarização

O eletrocardiograma normal apresenta, como mostrado na Figura 2.9, a onda P, o complexo QRS, e a onda T. A onda P ocorre durante a despolarização dos átrios, o complexo QRS durante a despolarização dos ventrículos, e a onda T durante a repolarização dos ventrículos. A repolarização dos átrios raramente se manifesta em um eletrocardiograma, pois ocorre aproximadamente junto com a despolarização dos ventrículos e, por isso, o complexo QRS sobrepõe a onda de repolarização dos átrios.

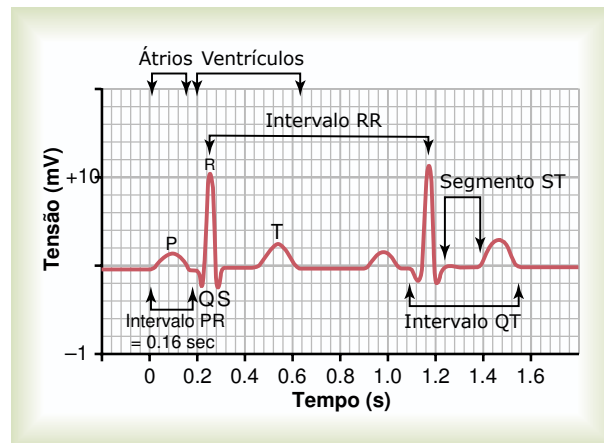


Figura 2.9: Eletrocardiograma normal. *Fonte: Guyton e Hall (2006).*

2.2.2 Eletrocardiograma e potencial de ação do músculo ventricular

A Figura 2.10 mostra potenciais de ação no interior de uma fibra do músculo ventricular, juntamente com um eletrocardiograma do mesmo ventrículo, registrado simultaneamente. A parte ascendente e íngreme dos potenciais de ação refletem a despolarização da fibra muscular, ao passo que a repolarização é caracterizada pela parte descendente da curva.

Comparando-se o gráfico que mostra os potenciais de ação com o do eletrocardiograma, nota-se que o surgimento do complexo QRS corresponde ao início do potencial de ação. Já o fim deste é marcado pela onda T, no eletrocardiograma. Nota-se, finalmente, que praticamente nenhuma tensão elétrica não-nula é registrada no eletrocardiograma enquanto o músculo ventricular está ou totalmente polarizado, ou totalmente despolarizado. De fato, os eletrodos só detectam diferença de potencial quando as diferentes partes do músculo ventricular estão polarizadas de maneira não-uniforme, de forma a produzir potenciais não-uniformes também na superfície do corpo.

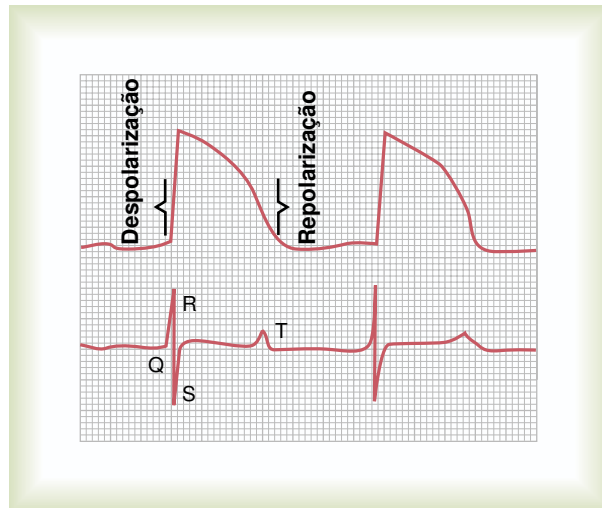


Figura 2.10: Potenciais de ação e eletrocardiograma correspondente. *Fonte: Guyton e Hall (2006).*

2.2.3 Derivações eletrocardiográficas

Uma derivação eletrocardiográfica é o conjunto de dois fios e seus eletrodos que, conectados ao corpo do paciente e ao eletrocardiógrafo, formam o circuito para aquisição do sinal de eletrocardiograma.

Derivações bipolares dos membros

A Figura 2.11 mostra as conexões que caracterizam as chamadas *derivações bipolares padrão dos membros*. O termo bipolar faz referência às posições dos *dois* eletrodos, colocados em membros cujas posições correspondem a lados opostos do coração.

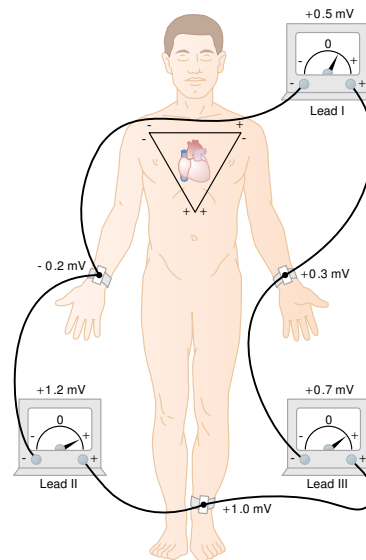


Figura 2.11: Disposição dos eletrodos para registro das derivações bipolares padrão. *Fonte: Guyton e Hall (2006).*

As tensões elétricas medidas pelo eletrocardiógrafo corresponderão sempre às diferenças de potencial entre os pontos nos quais os membros se unem ao tórax. Classifica-se as derivações bipolares dos membros de acordo com os membros aos quais os terminais do eletrocardiógrafo são conectados, como mostrado a seguir:

- **Derivação I.** O terminal negativo do eletrocardiógrafo é ligado ao braço direito, e o terminal positivo ao braço esquerdo.
- **Derivação II.** O terminal negativo do eletrocardiógrafo é ligado ao braço direito, e o terminal positivo à perna esquerda.
- **Derivação III.** O terminal negativo do eletrocardiógrafo é ligado ao braço esquerdo, e o terminal positivo à perna esquerda.

Derivações torácicas

Como descrito por Guyton e Hall (2006), registros de eletrocardiograma são frequentemente obtidos colocando-se um eletrodo sobre a superfície anterior do tórax, em um dos pontos mostrados na Figura 2.12.

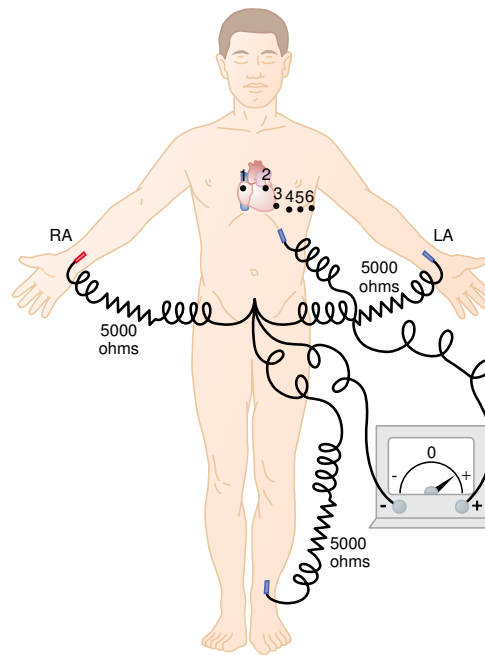


Figura 2.12: Disposição dos eletrodos para registro das derivações torácicas. *Fonte: Guyton e Hall (2006).*

O eletrodo colocado sobre o tórax é ligado ao terminal positivo do eletrocardiógrafo. O terminal negativo é conectado como mostrado na Figura 2.12, utilizando-se resistências que formam um circuito elétrico. Os registros obtidos através destas conexões são conhecidos como V_1 , V_2 , V_3 , V_4 , V_5 e V_6 . A Figura 2.13 mostra alguns eletrocardiogramas normais registrados por estas derivações torácicas.

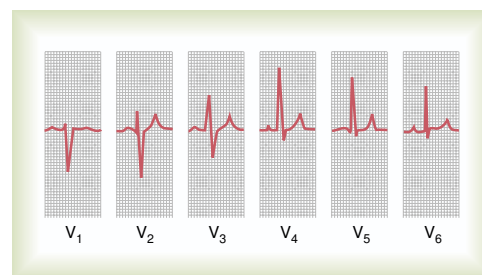


Figura 2.13: Eletrocardiogramas normais registrados pelas seis derivações torácicas padrão. *Fonte: Guyton e Hall (2006).*

De maneira geral, as derivações V_1 e V_2 geram registros em que o complexo QRS é negativo, enquanto as derivações V_4 , V_5 e V_6 mostram complexos QRS positivos. Isto se deve, em cada um dos seis casos, à posição relativa do eletrodo em relação às diferentes porções do coração.

Derivações unipolares aumentadas dos membros

Neste sistema de derivações, de acordo com Guyton e Hall (2006), dois membros são conectados ao terminal negativo do eletrocardiógrafo por meio de resistências elétricas, e o terceiro membro é conectado ao terminal positivo. O membro ao qual o terminal positivo é conectado determina a denominação da derivação: aVR (*augmented vector right*), quando conectado ao braço direito, aVL (*augmented vector left*), quando conectado ao braço esquerdo, e aVF (*augmented vector foot*), quando conectado à perna esquerda.

2.3 Principais arritmias cardíacas

Segundo Guyton e Hall (2006), alguns dos tipos mais preocupantes de mau funcionamento do coração decorrem de ritmos cardíacos anormais¹. As principais *arritmias cardíacas* são analisadas nas seções seguintes, bem como suas respectivas interpretações eletrocardiográficas.

2.3.1 Ritmos sinusais anormais

Taquicardia

O termo “taquicardia” refere-se a *alta frequência cardíaca*. No caso de um adulto, se define que a taquicardia é caracterizada por uma frequência acima de 100 batimentos por minuto. Um eletrocardiograma registrado em um paciente com taquicardia é normal, exceto pela frequência cardíaca muito mais elevada do que a habitual – que é de 72 batimentos por minuto, em média.

Bradicardia

“Bradicardia” significa *baixa frequência cardíaca*. Em geral, define-se que ela se caracteriza por frequências cardíacas abaixo de 60 batimentos por minuto. Do mesmo modo que ocorre com a taquicardia, um eletrocardiograma registrado em uma pessoa com bradicardia difere de um eletrocardiograma normal apenas pela frequência nele observada. No caso da bradicardia, porém, a frequência cardíaca é menor do que a normal.

¹A análise eletrocardiográfica permite, além da caracterização de arritmias cardíacas, a detecção de anormalidades do músculo cardíaco e do fluxo sanguíneo coronariano, a partir da análise da representação vetorial, no espaço, dos potenciais elétricos registrados pelas diferentes derivações eletrocardiográficas. Esta aplicação, no entanto, não será descrita no presente trabalho.

Arritmia sinusal

Arritmias sinusais se caracterizam por variações acentuadas na frequência cardíaca, como se observa na Figura 2.14, que mostra o registro de um cardiômetro: primeiramente, é registrada uma frequência cardíaca aproximadamente constante, correspondente a um período em que o paciente respira normalmente; na segunda metade, o paciente respira profundamente, e observa-se flutuações na frequência cardíaca, caracterizando a arritmia sinusal.

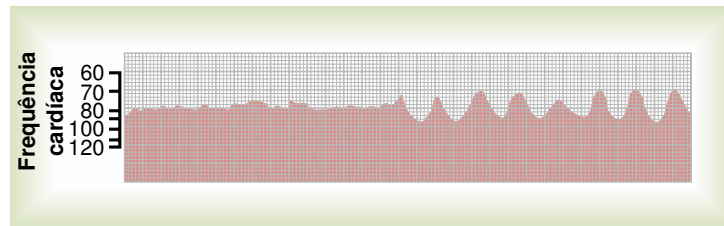


Figura 2.14: Arritmia sinusal observada em registro de cardiômetro. *Fonte: Guyton e Hall (2006).*

Segundo Guyton e Hall (2006), a arritmia sinusal do tipo “respiratório” tem como origem, principalmente, “o “transbordamento” (*spillover*) de sinais, do centro respiratório bulbar para o centro vasomotor adjacente, durante os ciclos inspiratório e expiratório da respiração”.

2.3.2 Ritmos anormais causados por bloqueio dos sinais cardíacos

Bloqueio sinoatrial

Em alguns casos, os sinais enviados pelo nodo sinusal são bloqueados antes mesmo de chegarem ao músculo atrial. A Figura 2.15 mostra o que ocorre, neste caso. Observa-se que as ondas P desaparecem, devido à ausência de impulsos elétricos nos átrios, que param. Os ventrículos, no entanto, não têm sua atividade interrompida, pois os impulsos passam a ser gerados em outra parte do sistema condutor – geralmente o nodo atrioventricular. A frequência do sinal se torna, no entanto, mais baixa.

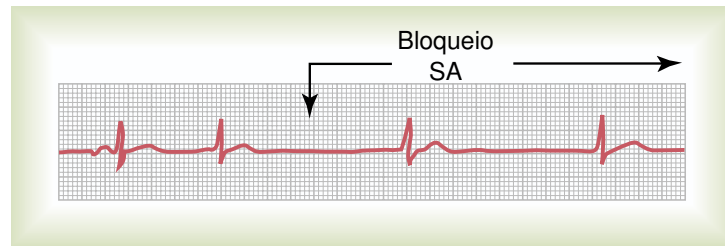


Figura 2.15: Bloqueio sinoatrial, com ritmo reestabelecido pelo nodo A-V (derivação III).
 Fonte: Guyton e Hall (2006).

Bloqueio atrioventricular

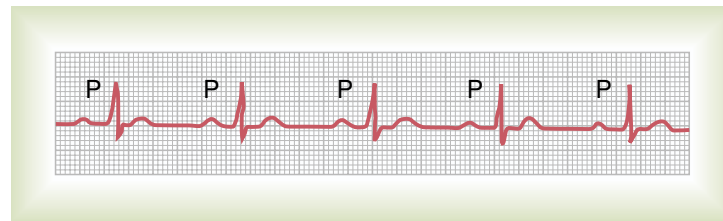
O único meio que permite a propagação de impulsos elétricos entre os átrios e os ventrículos é o feixe A-V. Sob determinadas circunstâncias, no entanto, o feixe A-V se comporta de maneira anormal, causando diminuição da frequência do sinal enviado. No caso extremo, a frequência com que os impulsos são enviados cai a zero, fazendo com que outra parte do sistema condutor – geralmente o próprio feixe A-V – exerça a função de marca-passo ventricular.

De acordo com seu efeito sobre a atividade cardíaca, o bloqueio A-V pode ser classificado como de primeiro, de segundo, ou de terceiro grau. A Figura 2.16 mostra três eletrocardiogramas, cada um deles associado a um desses três graus.

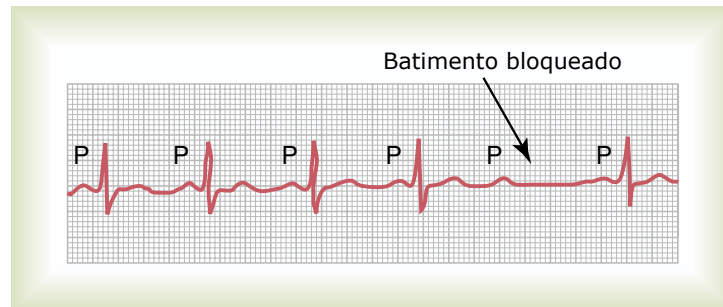
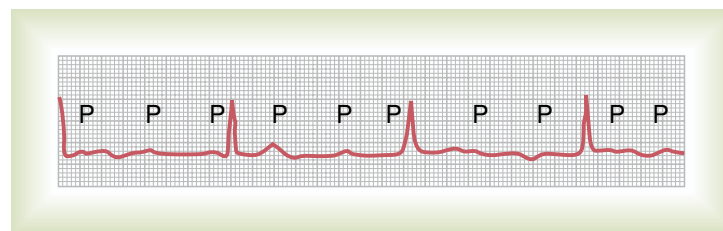
O *bloqueio de primeiro grau* é caracterizado pelo prolongamento do intervalo P-R, que normalmente é de cerca de 0,16s, para mais de 0,20s (Figura 2.16a).

Quando o intervalo P-R aumenta para mais de 0,25s, até 0,45s, alguns dos impulsos elétricos não chegam aos ventrículos, e caracteriza-se o *bloqueio de segundo grau*. Diz-se, então, que há “batimentos ventriculares bloqueados”, como mostra a Figura 2.16b.

Finalmente, no caso em que ocorre bloqueio completo do impulso entre átrios e ventrículos, temos o *bloqueio de terceiro grau*, ou *bloqueio A-V completo*. Neste caso, o nodo A-V ou o feixe A-V passam a gerar os sinais que se propagarão pelos ventrículos. O ritmo dos batimentos ventriculares passa a ser, assim, totalmente independente do ritmo dos batimentos atriais, como mostra a Figura 2.16c, em cujo eletrocardiograma observa-se uma frequência de batimentos atriais de cerca de 100 por minuto, enquanto que os batimentos ventriculares ocorrem a uma taxa de aproximadamente 40 batimentos por minuto.



(a) Bloqueio A-V de primeiro grau (derivação II).

(b) Bloqueio A-V de segundo grau (derivação V₃).

(c) Bloqueio A-V de terceiro grau (derivação II).

Figura 2.16: Graus de bloqueios atrioventriculares. *Fonte: Guyton e Hall (2006).*

2.3.3 Contrações prematuras

Contrações prematuras – também conhecidas como *extra-sístoles*, *batimentos prematuros*, e *batimentos ectópicos* – são, segundo Guyton e Hall (2006), contrações que ocorrem antes do que se esperaria, caso o coração se encontrasse em condições normais de funcionamento. A origem destas contrações, em geral, são *focos ectópicos* no coração que produzem impulsos anormais em períodos quaisquer do ciclo cardíaco.

Contrações prematuras atriais

Em um eletrocardiograma, uma contração prematura atrial é caracterizada por uma onda P que ocorre cedo demais, como mostrado na Figura 2.17. No eletrocardiograma em questão nota-se, também, o encurtamento do intervalo P-R, o que indica que a origem ectópica do batimento está nos átrios, próximo ao nodo A-V. O alongamento do período entre o batimento prematuro e o batimento seguinte, também mostrado na Figura 2.17,

define o conceito de *pausa compensatória*.

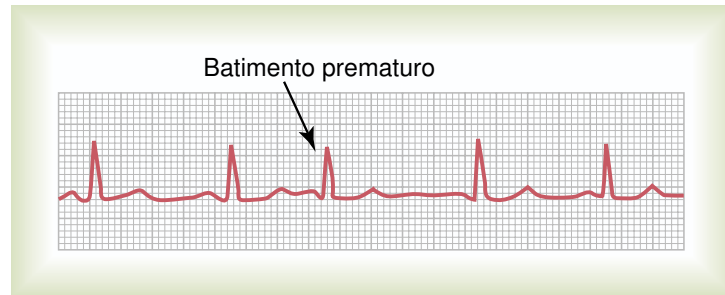


Figura 2.17: Batimento prematuro atrial (derivação I). *Fonte: Guyton e Hall (2006).*

Contrações prematuras ventriculares

Uma série de contrações prematuras ventriculares (PCVs) é mostrada na Figura 2.18. De acordo com Guyton e Hall (2006), certos efeitos específicos deste tipo de contração podem ser observados em um eletrocardiograma:

1. O complexo QRS tem seu período prolongado. Isto se deve ao fato de que o impulso se propaga a partir do foco ectópico, que geralmente se encontra no músculo cardíaco e não no sistema de Purkinje. Assim, a velocidade de propagação é mais baixa do que a normal;
2. O complexo QRS tem tensão mais elevada do que a normal, principalmente porque quando as PCVs ocorrem o impulso se propaga não-uniformemente, no coração, gerando maiores diferenças de potencial;
3. A onda T tem polaridade invertida em relação ao complexo QRS, também devido à baixa velocidade da propagação do impulso no músculo cardíaco: as fibras musculares que se despolarizam primeiro também se repolarizam primeiro.



Figura 2.18: Contrações prematuras ventriculares. *Fonte: Guyton e Hall (2006).*

De acordo com Guyton e Hall (2006), embora algumas PCVs sejam relativamente benignas, muitas delas devem ser analisadas com seriedade.

Estatísticas mostram que pessoas com número significativo de PCVs têm probabilidade muito mais alta que a normal de desenvolver fibrilação ventricular letal, presumivelmente desencadeada por uma das PCVs (GUYTON; HALL, 2006, p. 151).

2.3.4 Taquicardia paroxística

Em condições anormais, impulsos elétricos podem ser gerados – em frequência acima do normal – nos átrios, no sistema de Purkinje, ou nos ventrículos, dando origem à taquicardia paroxística. Os paroxismos se iniciam e terminam de maneira súbita, e podem durar de alguns segundos até várias horas.

Taquicardia paroxística atrial

A Figura 2.19 mostra um registro de eletrocardiograma com súbito aumento da frequência dos batimentos cardíacos, caracterizando a taquicardia paroxística. Nota-se a sobreposição da onda P sobre a onda T do batimento anterior, o que indica que o paroxismo se originou nos átrios.

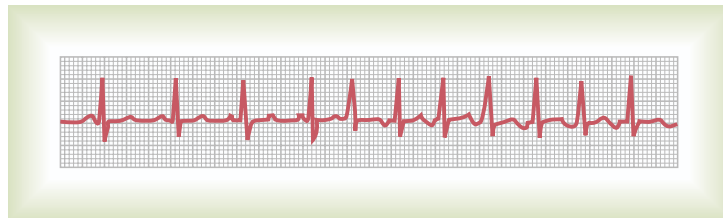


Figura 2.19: Taquicardia paroxística atrial (derivação I). *Fonte: Guyton e Hall (2006).*

Taquicardia paroxística ventricular

A Figura 2.20 dá um exemplo de paroxismo de taquicardia ventricular. De acordo com Guyton e Hall (2006, p. 152), “o eletrocardiograma da taquicardia paroxística ventricular tem o aspecto de uma série de contrações prematuras ventriculares que ocorrem, uma após a outra, sem qualquer batimento normal intercalado”.



Figura 2.20: Taquicardia paroxística ventricular (derivação III). *Fonte: Guyton e Hall (2006).*

2.3.5 Fibrilação

Fibrilação ventricular

Segundo Guyton e Hall (2006), a fibrilação ventricular é quase invariavelmente fatal, se não interrompida em menos 3 minutos. O eletrocardiograma correspondente (Figura 2.21) geralmente não apresenta qualquer tendência de ritmo regular, e possui padrão bizarro. Na ausência de estímulos elétricos rítmicos, os ventrículos deixam de exercer sua função de bombear sangue para o resto do corpo, o que torna a fibrilação ventricular a mais grave das arritmias.

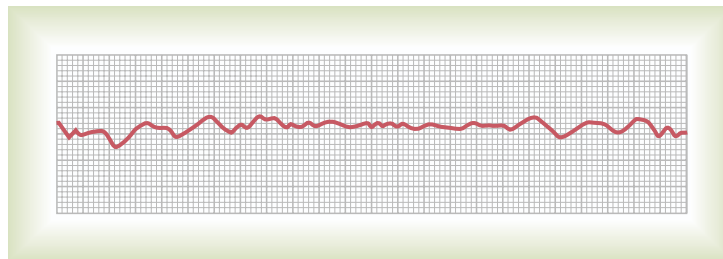


Figura 2.21: Fibrilação ventricular. *Fonte: Guyton e Hall (2006).*

Fibrilação atrial

Pelo fato de a massa muscular ventricular ser separada da massa muscular atrial por tecido fibroso, as fibrilações nos átrios e nos ventrículos ocorrem de maneira aproximadamente independente. Assim, podem ocorrer fibrilações nos átrios enquanto que os ventrículos se comportam de maneira normal. Um eletrocardiograma registrando fibrilação atrial é mostrado na Figura 2.22. Na maioria dos casos, as ondas P não são vistas. Os complexos QRS-T são normais, exceto por possuírem ritmo irregular. Ao contrário da fibrilação ventricular, a fibrilação atrial apenas reduz a eficiência do bombeamento

global do coração. Esta menor eficiência é devida ao fato de que o sangue passa a fluir passivamente dos átrios, que não mais bombeiam, para os ventrículos.

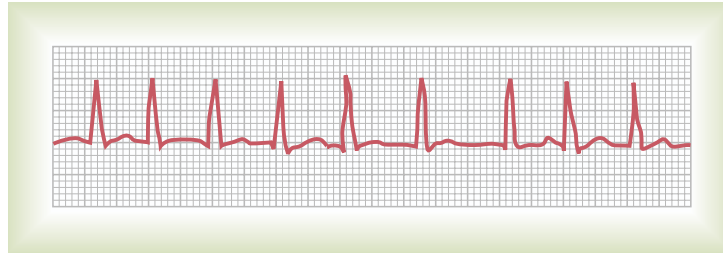


Figura 2.22: Fibrilação atrial (derivação I). *Fonte: Guyton e Hall (2006).*

2.3.6 Parada cardíaca

Quando todos os sinais elétricos de controle do coração cessam, caracteriza-se a parada cardíaca. Algumas doenças cardíacas podem causar parada cardíaca permanente ou semipermanente. Nestes casos, impulsos elétricos rítmicos gerados por marca-passos cardíacos eletrônicos implantados podem manter o paciente vivo por anos.

2.4 Wavelets e Transformadas Wavelet

A Transformada de Fourier permite a representação de um sinal temporal no domínio da frequência. Em certas aplicações, no entanto, uma representação puramente frequencial é de pouca utilidade, uma vez que o acesso à informação no domínio temporal torna-se extremamente difícil, ou praticamente impossível. A análise de sinais não-estacionários, como os de eletrocardiograma, pode ser melhor executada através de representações em tempo-frequência – ou, mais precisamente, em tempo-escala, no caso da Transformada Wavelet – que permitam extrair informações em ambos os domínios simultaneamente.

2.4.1 Wavelet

Uma *wavelet*² (do francês *ondelette*: “pequena onda”), é uma função $\psi \in L^2(\mathbb{R})$, i.e. pertencente ao espaço de funções com energia finita $E = \int |f(t)|^2 dt < +\infty$, com média zero:

$$\int_{-\infty}^{+\infty} \psi(t) dt = 0 \quad (2.1)$$

Seja $\hat{\psi}(\omega)$ a Transformada de Fourier de $\psi(t)$. Neste caso, a seguinte condição deve ser satisfeita para que $\psi(t)$ seja considerada uma *wavelet*:

$$C_\psi = \int_0^{+\infty} \frac{|\hat{\psi}(\omega)|^2}{\omega} d\omega < +\infty \quad (2.2)$$

Esta condição é conhecida como *condição de admissibilidade da wavelet*. Nota-se que, para garantir que ela seja satisfeita, é necessário que $\hat{\psi}(0) = 0$, o que explica a razão porque $\psi(t)$ deve ter média zero.

A função ψ é normalizada, ou seja, $\|\psi\| = 1$, e centralizada em $t = 0$.

Um exemplo de função que pode ser classificada como *wavelet*, por satisfazer as condições acima, é a segunda derivada da curva gaussiana. Ela é mostrada na Figura 2.23, e é conhecida como *chapéu mexicano*.

²Ver Mallat (2009).

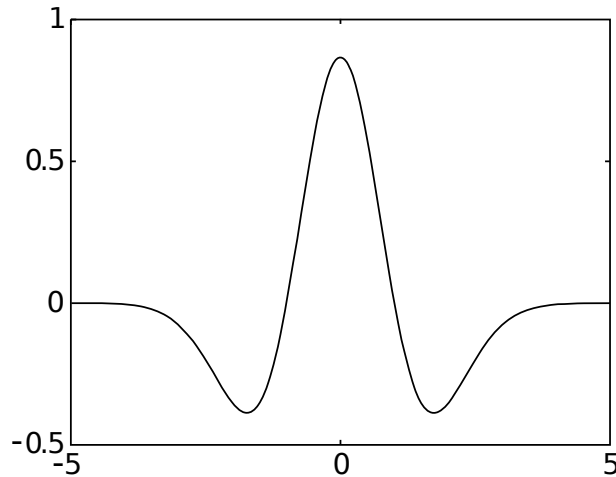


Figura 2.23: Exemplo de *wavelet* $\psi(t)$ conhecida popularmente como *chapéu mexicano*.

O chapéu mexicano normalizado é dado por

$$\psi(t) = \frac{2}{\pi^{\frac{1}{4}}\sqrt{3}\sigma} \left(\frac{t^2}{\sigma^2} - 1 \right) \exp\left(-\frac{t^2}{2\sigma^2} \right). \quad (2.3)$$

2.4.2 Transformada Wavelet Contínua

Modificando-se a escala de ψ , conhecida como *wavelet mãe*, e transladando-a, obtém-se um “dicionário” de *átomos tempo-frequência* – i.e., de funções concentradas no tempo e na frequência:

$$D = \left\{ \psi_{u,s}(t) = \frac{1}{\sqrt{s}} \psi\left(\frac{t-u}{s} \right) \right\}_{u \in \mathbb{R}, s \in \mathbb{R}} \quad (2.4)$$

A *Transformada Wavelet Contínua* (CWT) de f é a projeção, a uma dada escala s , e uma dada posição u , de f sobre o átomo tempo-frequência correspondente:

$$Wf(u, s) = \langle f, \psi_{u,s} \rangle = \int_{-\infty}^{+\infty} f(t) \frac{1}{\sqrt{s}} \psi^* \left(\frac{t-u}{s} \right) dt. \quad (2.5)$$

Em linguagem simplificada, a transformada decompõe o sinal em uma soma ponderada de versões transladadas e com escala modificada da *wavelet* mãe (Figura 2.24). Se esta versão modificada da *wavelet* mãe possui alto grau de correlação em relação ao sinal, em um tempo e uma escala específicos, então a transformada assume valor elevado neste tempo e nesta escala. Se possui baixa correlação, a transformada assume valor pouco elevado.

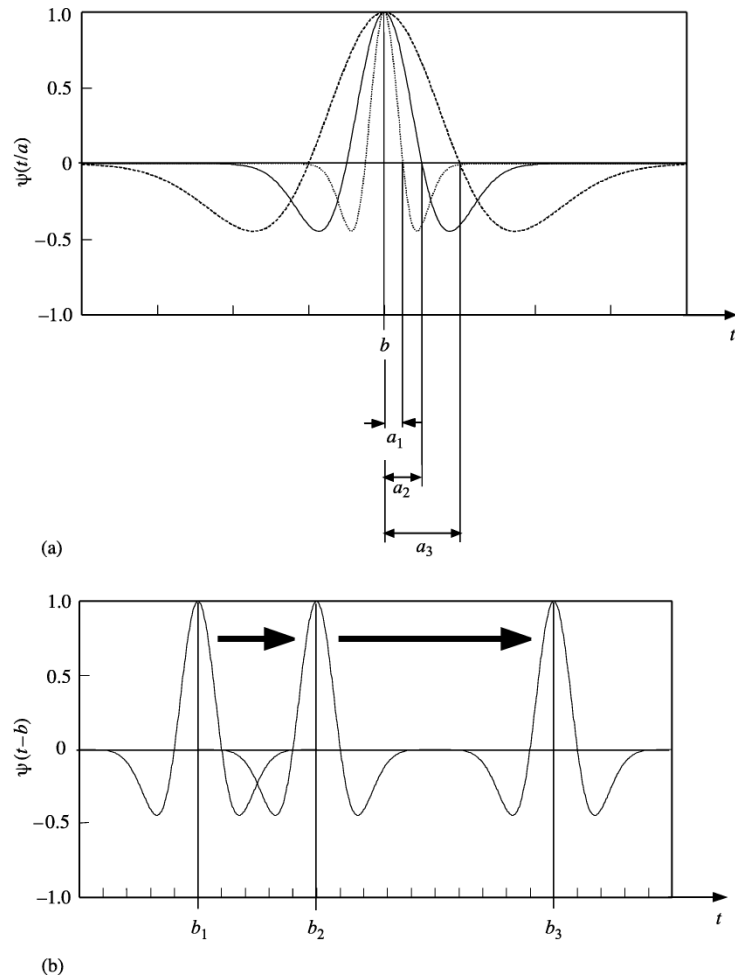


Figura 2.24: (a) Mudança de escala de *wavelet*. (b) Translação de *wavelet*. Fonte: Addison (2002).

A Transformada Wavelet Contínua oferece a representação completa de um sinal. Assim, a partir dos coeficientes da CWT, é possível reconstruir, sem perda de informação, o sinal analisado. A *Transformada Wavelet Contínua Inversa* é definida por

$$f(t) = \frac{1}{C_\psi} \int_0^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} Wf(u, s) \psi_{u,s}(t) \frac{ds}{s^2} du. \quad (2.6)$$

O presente trabalho, no entanto, trata apenas da *análise* de sinais de eletrocardiograma, sua *síntese* não sendo realizada em nenhum algum, e por esta razão as Transformadas Wavelet Inversas não serão apresentadas em maiores detalhes, a Equação 2.6 servindo apenas como referência.

A Transformada Wavelet Contínua representa sinais unidimensionais através de imagens tempo-escala em (u, s) . Esta representação, no entanto, é altamente redundante. De fato, em uma representação CWT, como os valores de u e de s são tomados de maneira contínua, há repetição de informações visto que as *wavelets* deslocadas e dilatadas se so-

brepõem umas às outras, de onde a redundância fica clara. A CWT possui, no entanto, a vantagem de ser extremamente clara, o que facilita sua análise. A Figura 2.25 mostra o *escalograma* de um sinal de eletrocardiograma. A CWT foi calculada em ambiente MATLAB, através do comando *cwt*. No escalograma em questão, foram utilizadas *wavelets* de tipo *Daubechies D4*.

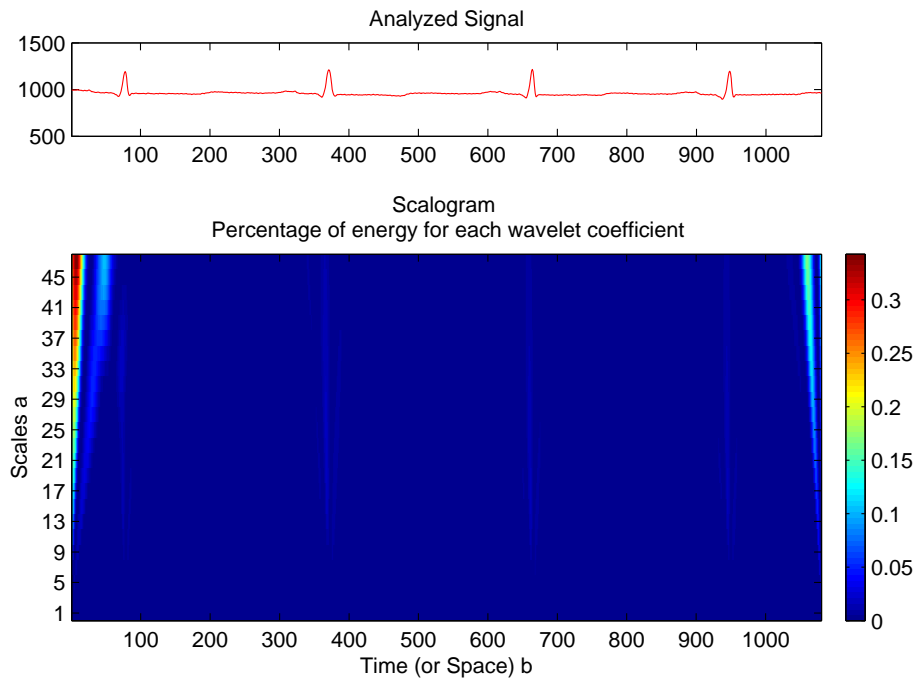


Figura 2.25: Escalograma de sinal ECG, gerado em MATLAB.

Observa-se, ainda na Figura 2.25, a maneira como os complexos QRS se manifestam no escalograma com linhas de máximos locais indicando suas posições. Além disso, nota-se a presença de *efeitos de borda*, nas laterais da figura. O sinal analisado na Figura 2.25 é um trecho do registro 100 da MIT-BIH Arrhythmia Database.

2.4.3 Função de escala

No caso em que se conhece $Wf(u, s)$ apenas para escalas $s < s_0$, $Wf(u, s)$ não é uma representação completa do sinal. Torna-se necessária, então, a obtenção de informação correspondente a $Wf(u, s)$ para $s > s_0$, i.e., para escalas correspondentes a baixas frequências. Isto pode ser feito através do uso de uma função auxiliar, a *função de escala* $\phi(t)$, que depende da *wavelet* utilizada para a obtenção de $Wf(u, s)$. O módulo

de sua Transformada de Fourier é definido como

$$|\hat{\phi}(\omega)|^2 = \int_1^{+\infty} |\hat{\psi}(s\omega)|^2 \frac{ds}{s} = \int_{\omega}^{+\infty} \frac{|\hat{\psi}(\xi)|^2}{\xi} d\xi \quad (2.7)$$

Da condição de admissibilidade 2.2 pode-se obter a relação

$$\lim_{\omega \rightarrow 0} |\hat{\phi}(\omega)|^2 = C_{\psi}. \quad (2.8)$$

A Figura 2.26 mostra a função de escala associada à *wavelet* de *chapéu mexicano*.

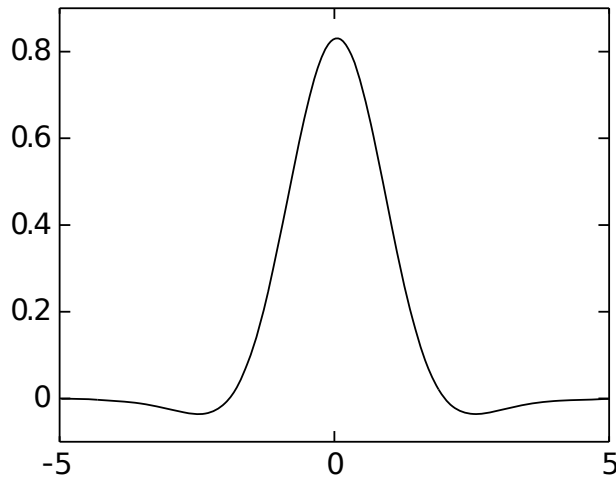


Figura 2.26: Exemplo de função de escala $\phi(t)$, associada à *wavelet* de *chapéu mexicano*.

Seguindo o mesmo procedimento adotado com as *wavelets*, um dicionário de funções de escala pode ser gerado a partir da translação e da compressão ou expansão de uma função de escala “mestre”, chamada de *father scaling function* (função de escala “pai”). Assim, analogamente à relação 2.4, obtemos

$$D = \left\{ \phi_{u,s}(t) = \frac{1}{\sqrt{s}} \phi \left(\frac{t-u}{s} \right) \right\}_{u \in \mathbb{R}, s \in \mathbb{R}}. \quad (2.9)$$

Finalmente, a aproximação de f em baixa frequência é dada, em analogia à expressão em 2.5, por

$$Sf(u, s) = \langle f, \phi_{u,s} \rangle = \int_{-\infty}^{+\infty} f(t) \frac{1}{\sqrt{s}} \phi^* \left(\frac{t-u}{s} \right) dt. \quad (2.10)$$

De maneira geral, a título de comparação, cabe observar que a transformada definida em 2.10 está ligada à *aproximação* do sinal analisado, enquanto que à Transformada Wavelet em 2.5 estão associados os seus *detalhes*. De fato, a função de escala e a função *wavelet* podem ser interpretadas como as respostas impulsivas de filtros passa-baixa e passa-faixa, respectivamente. Esta interpretação permite uma nova abordagem do assunto, explorada

nas seções seguintes.

2.4.4 Transformadas Wavelet e filtros associados

A equação 2.5 pode ser reescrita como uma convolução:

$$Wf(u, s) = \int_{-\infty}^{+\infty} f(t) \frac{1}{\sqrt{s}} \psi^* \left(\frac{t-u}{s} \right) dt = f * \bar{\psi}_s(u), \quad (2.11)$$

onde

$$\bar{\psi}_s(t) = \frac{1}{\sqrt{s}} \psi^* \left(\frac{-t}{s} \right). \quad (2.12)$$

A Transformada de Fourier de $\bar{\psi}_s(t)$ é dada por

$$\hat{\bar{\psi}}_s(\omega) = \sqrt{s} \hat{\psi}^*(s\omega). \quad (2.13)$$

Como $\hat{\psi}(0) = 0$, $\hat{\bar{\psi}}_s(\omega)$ pode ser interpretada como a resposta em frequência de um filtro *passa-faixa*. Assim, a convolução em 2.11 mostra que, para uma certa escala s e um determinado sinal $f(t)$, a Transformada Wavelet do sinal é a saída de um filtro passa-faixa que recebe $f(t)$ como entrada e cuja resposta em frequência é dada em 2.13.

Analogamente, a equação 2.10 pode ser reescrita como

$$Sf(u, s) = \int_{-\infty}^{+\infty} f(t) \frac{1}{\sqrt{s}} \phi^* \left(\frac{t-u}{s} \right) dt = f * \bar{\phi}_s(u), \quad (2.14)$$

onde

$$\bar{\phi}_s(t) = \frac{1}{\sqrt{s}} \phi^* \left(\frac{-t}{s} \right). \quad (2.15)$$

A Transformada de Fourier de $\bar{\phi}_s(t)$ é dada por

$$\hat{\bar{\phi}}_s(\omega) = \sqrt{s} \hat{\phi}^*(s\omega). \quad (2.16)$$

Conclui-se, também de maneira análoga ao caso da Transformada Wavelet, que a transformada definida em 2.14 é a saída de um filtro com resposta em frequência $\hat{\bar{\phi}}_s(\omega)$ e que recebe $f(t)$ como entrada. A Equação 2.8 mostra que este filtro, associado à função de escala, é um filtro *passa-baixa*, em contraste ao filtro *passa-faixa* associado à função *wavelet*, visto anteriormente.

A complementaridade das bandas de passagem destes filtros permite a representação de um sinal $f(t)$, sem perda de informação, quando a Transformada Wavelet Contínua do sinal é calculada apenas para escalas $s < s_0$. Como será a visto a seguir, também no caso em que apenas um número finito de escalas s é utilizado, o uso da função de escala

torna-se necessário para a representação completa do sinal.

2.4.5 Transformada Wavelet Discreta

Como foi visto anteriormente, a Transformada Wavelet Contínua é altamente redundante. Uma maneira simples de eliminar tal redundância consiste em restringir as escalas e as posições possíveis das *wavelets* dilatadas e transladadas, de modo que todo o plano tempo-frequência seja coberto, mas sem que haja sobreposição de *wavelets* “filhas”. Para isso, amostra-se s em sequência exponencial $\{a^j\}_{j \in \mathbb{Z}}$ com um passo $a > 1$. A translação temporal u é amostrada uniformemente em intervalos proporcionais à escala a^j . Denota-se, então,

$$\psi_{j,n}(t) = \frac{1}{\sqrt{a^j}} \psi \left(\frac{t - nu_0 a^j}{a^j} \right). \quad (2.17)$$

Neste caso, a condição de admissibilidade 2.2 deve ser satisfeita para que qualquer sinal em $L^2(\mathbb{R})$ possa ser analisado e sintetizado, de maneira estável, por $\{\psi_{j,n}\}_{(j,n) \in \mathbb{Z}^2}$.

Escolhendo-se $a = 2$ e $u_0 = 1$, obtemos

$$\psi_{j,n}(t) = \frac{1}{\sqrt{2^j}} \psi \left(\frac{t - n2^j}{2^j} \right). \quad (2.18)$$

Esta escolha de a e u_0 define, especificamente, a discretização de s e u em *grade diádica*. As *wavelets* em grade diádica são ortogonais. De fato, podemos verificar que

$$\langle \psi_{j,n}(t), \psi_{j',n'}(t) \rangle = \int_{-\infty}^{+\infty} \psi_{j,n}(t) \psi_{j',n'}(t) dt = \begin{cases} 1 & \text{se } j = j' \text{ e } n = n' \\ 0 & \text{senão} \end{cases} \quad (2.19)$$

Temos, então, a partir da Equação 2.4, substituindo os parâmetros discretizados, o dicionário

$$D = \left\{ \psi_{j,n}(t) = \frac{1}{\sqrt{2^j}} \psi \left(\frac{t - n2^j}{2^j} \right) \right\}_{(n,j) \in \mathbb{Z}^2} \quad (2.20)$$

e a *Transformada Wavelet Discreta* (DWT) é escrita como

$$Wf(j, n) = \langle f, \psi_{j,n} \rangle = \int_{-\infty}^{+\infty} f(t) \frac{1}{\sqrt{2^j}} \psi^* \left(\frac{t - n2^j}{2^j} \right) dt. \quad (2.21)$$

Analogamente, construímos o dicionário de funções de escala correspondentes, reescrevendo a equação 2.9:

$$D = \left\{ \phi_{j,n}(t) = \frac{1}{\sqrt{2^j}} \phi \left(\frac{t - n2^j}{2^j} \right) \right\}_{(n,j) \in \mathbb{Z}^2}. \quad (2.22)$$

A transformada associada a este dicionário, que gera os coeficientes de aproximação do sinal analisado na escala 2^j , é então escrita como

$$Sf(j, n) = \langle f, \phi_{j,n} \rangle = \int_{-\infty}^{+\infty} f(t) \frac{1}{\sqrt{2^j}} \phi^* \left(\frac{t - n2^j}{2^j} \right) dt. \quad (2.23)$$

A DWT em grade diádica conduz, então, à construção de uma base de *wavelets* ortogonais, o que garante redundância zero. Por outro lado, fornece uma representação menos clara do sinal no plano tempo-escala, se comparada à CWT. Além disso, a DWT não é invariante à translação, i.e., se o sinal analisado for transladado no tempo, em geral os coeficientes da transformada *não* serão simplesmente versões transladadas da transformada do sinal original. De fato, a invariância à translação, em uma certa escala, está condicionada, no caso da DWT, à translação do sinal analisado em passos iguais aos intervalos da grade de discretização, naquela escala.

2.4.6 Bancos de filtros e decomposição multiresolução

A função de escala dilatada por um fator de 2 pode ser expressa em função de versões transladadas de si própria, em que as translações são inteiras, através da relação

$$\frac{1}{\sqrt{2}} \phi \left(\frac{t}{2} \right) = \sum_{n=-\infty}^{+\infty} h[n] \phi(t - n) \quad (2.24)$$

onde

$$h[n] = \left\langle \frac{1}{\sqrt{2}} \phi \left(\frac{t}{2} \right), \phi(t - n) \right\rangle. \quad (2.25)$$

A equação 2.24 é conhecida como *equação de escala*, e a sequência $h[n]$ pode ser interpretada como um filtro discreto. Calculando a transformada de Fourier de ambos os lados da equação, obtemos

$$\hat{\phi}(2\omega) = \frac{1}{\sqrt{2}} \hat{h}(\omega) \hat{\phi}(\omega) \quad (2.26)$$

onde

$$\hat{h}(\omega) = \sum_{n=-\infty}^{+\infty} h[n] e^{-in\omega}. \quad (2.27)$$

Pode-se mostrar³ que

$$\hat{h}(0) = \sum_{n=-\infty}^{+\infty} h[n] = \sqrt{2}. \quad (2.28)$$

³Mallat (2009, p.272)

Seja

$$\frac{1}{\sqrt{2}}\psi\left(\frac{t}{2}\right) = \sum_{n=-\infty}^{+\infty} g[n]\phi(t-n) \quad (2.29)$$

onde

$$g[n] = \left\langle \frac{1}{\sqrt{2}}\psi\left(\frac{t}{2}\right), \phi(t-n) \right\rangle. \quad (2.30)$$

Calculando a transformada de Fourier de ambos os lados da equação 2.29, obtemos

$$\hat{\psi}(2\omega) = \frac{1}{\sqrt{2}}\hat{g}(\omega)\hat{\phi}(\omega) \quad (2.31)$$

A equação 2.29 é chamada de *equação da wavelet*.

Utilizando-se as equações 2.24 e 2.22, obtém-se o resultado⁴

$$\phi_{j+1,p} = \sum_{n=-\infty}^{+\infty} h[n-2p]\phi_{j,n}. \quad (2.32)$$

Analogamente, através das equações 2.29 e 2.20, encontra-se

$$\psi_{j+1,p} = \sum_{n=-\infty}^{+\infty} g[n-2p]\psi_{j,n}. \quad (2.33)$$

Sejam $a_j[n] = \langle f, \phi_{j,n} \rangle$ e $d_j[n] = \langle f, \psi_{j,n} \rangle$. A partir das expressões 2.32 e 2.23, obtemos

$$a_{j+1}[p] = \sum_{n=-\infty}^{+\infty} h[n-2p]a_j[n] = a_j * \bar{h}[2p]. \quad (2.34)$$

A partir de 2.33 e 2.21 encontramos

$$d_{j+1}[p] = \sum_{n=-\infty}^{+\infty} g[n-2p]a_j[n] = a_j * \bar{g}[2p]. \quad (2.35)$$

Nas equações 2.34 e 2.35, denota-se $\bar{x}[n] = x[-n]$, e

$$\check{x}[n] = \begin{cases} x[p] & \text{se } n = 2p \\ 0 & \text{se } n = 2p + 1 \end{cases} \quad (2.36)$$

Percebe-se, então, que os coeficientes de aproximação e de detalhe em uma determinada escala s_0 podem ser obtidos a partir da aplicação repetida das equações 2.34 e 2.35 para todas as escalas $s > s_0$, o que caracteriza o *algoritmo de decomposição multi-resolução* do sinal. Este algoritmo representa a primeira das duas partes que compõem o

⁴Mallat (2009, p.299)

algoritmo da Transformada Wavelet Rápida – Fast Wavelet Transform, FWT. A segunda parte, associada à reconstrução ou *síntese* do sinal, não será aqui discutida, já que no desenvolvimento do presente trabalho apenas a *análise* de sinais é realizada.

O sinal analisado pode então ser representado pelos seus coeficientes de detalhe *até* a escala 2^J mais os coeficientes de aproximação *na* escala 2^J : $[\{d_j\}_{1 \leq j \leq J}, a_J]$. A Figura 2.27 mostra o banco de filtros associado ao algoritmo de decomposição multiresolução. Os *downsamplers* que seguem os filtros permitem que um sinal digital com N amostras seja representado com N coeficientes, sem perda de informação.

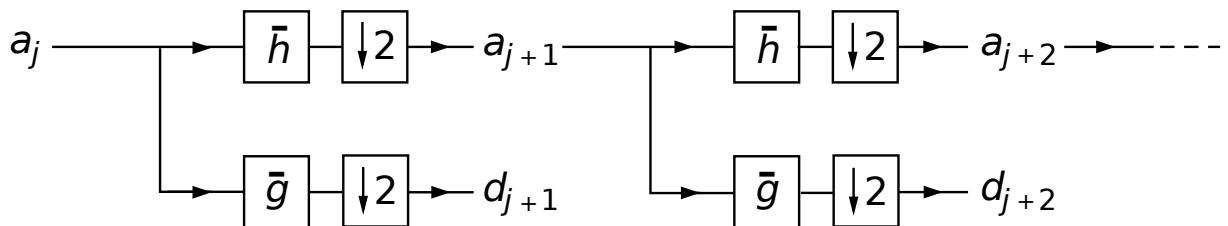


Figura 2.27: Algoritmo de decomposição multiresolução. *Fonte: Mallat (2009).*

A diminuição do número de amostras, no entanto, é um empecilho para a análise do sinal no domínio temporal, apesar de reduzir a redundância da representação a zero. Esta dificuldade de análise causada pelo processo de downsampling torna-se aparente na Figura 2.28, em que, para escalas maiores, o número de amostras das Transformadas Wavelet diminui, fazendo com que sua análise torne-se mais difícil. Além disso, como já foi visto anteriormente, a Transformada Wavelet Discreta não é invariante à translação. Uma representação mais redundante, porém mais facilmente analisável, torna-se necessária.

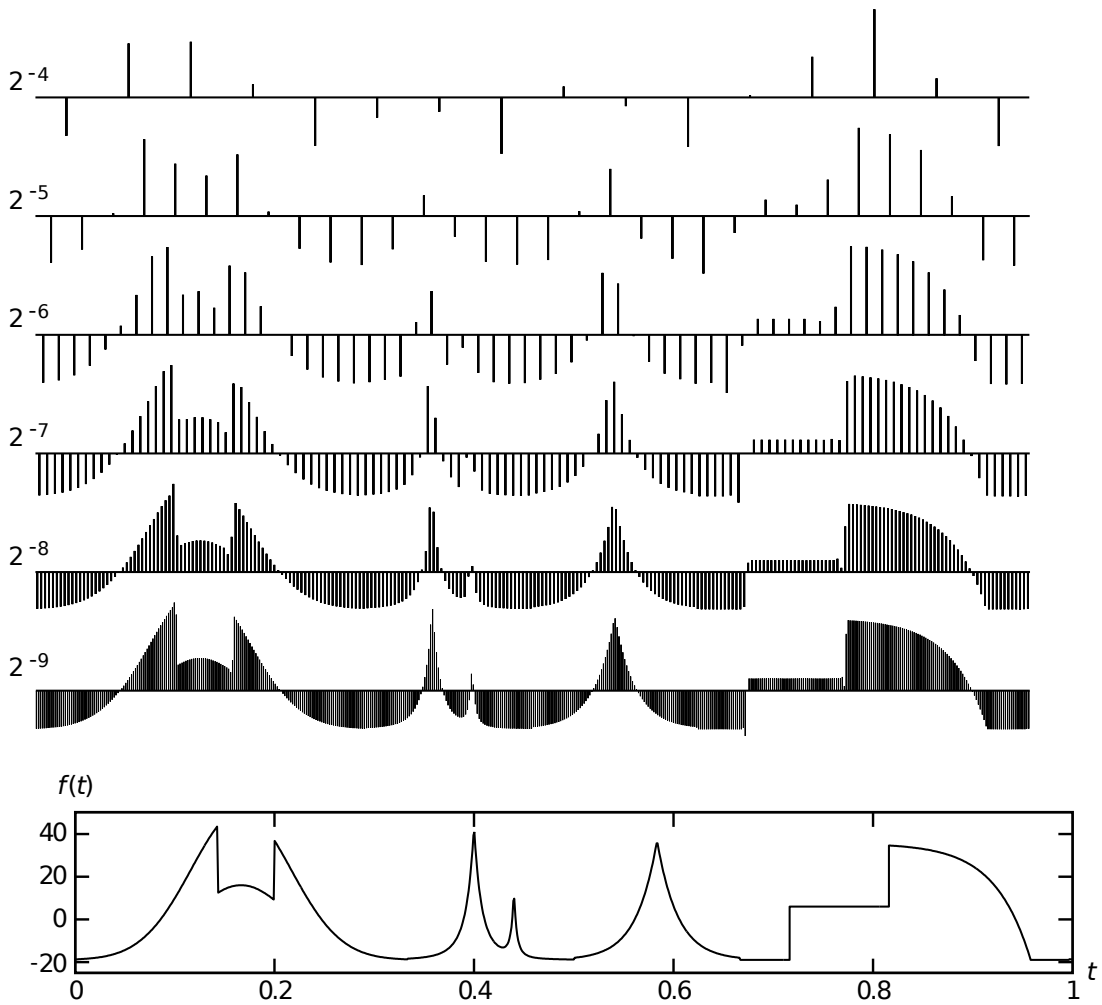


Figura 2.28: Exemplo de decomposição multiresolução. *Fonte: Mallat (2009).*

2.4.7 Transformada Wavelet Estacionária

Dada a redundância da Transformada Wavelet Contínua e a dificuldade de análise da Transformada Wavelet Discreta no domínio temporal, uma solução intermediária, com bom compromisso entre redundância e clareza, é proposta pela *Transformada Wavelet Estacionária*, a qual é obtida através da discretização das escalas em sequência exponencial $\{\nu^j\}_{j \in \mathbb{Z}}$, mas mantendo-se o caráter contínuo do parâmetro de deslocamento temporal. Discretizando as escalas desta forma, também a propriedade de invariância à translação é garantida ao dicionário de *wavelets* gerado. Utilizando-se $\nu = 2$, encontramos o dicionário

$$D = \left\{ \psi_{u,2^j}(t) = \frac{1}{\sqrt{2^j}} \psi \left(\frac{t-u}{2^j} \right) \right\}_{u \in \mathbb{R}, j \in \mathbb{Z}}. \quad (2.37)$$

A transformada correspondente, conhecida como Transformada Wavelet Estacionária – SWT –, ou Transformada Wavelet Diádica – DyWT –, é então definida como

$$Wf(u, 2^j) = \langle f, \psi_{u,2^j} \rangle = \int_{-\infty}^{+\infty} f(t) \frac{1}{\sqrt{2^j}} \psi^* \left(\frac{t-u}{2^j} \right) dt. \quad (2.38)$$

O dicionário de funções de escala fica

$$D = \left\{ \phi_{u,2^j}(t) = \frac{1}{\sqrt{2^j}} \phi \left(\frac{t-u}{2^j} \right) \right\}_{u \in \mathbb{R}, j \in \mathbb{Z}}, \quad (2.39)$$

e a transformada correspondente pode ser expressa como

$$Sf(u, 2^j) = \langle f, \phi_{u,2^j} \rangle = \int_{-\infty}^{+\infty} f(t) \frac{1}{\sqrt{2^j}} \phi^* \left(\frac{t-u}{2^j} \right) dt. \quad (2.40)$$

Do ponto de vista algorítmico, a Transformada Wavelet Estacionária é calculada de maneira muito similar à Transformada Wavelet Discreta, que utiliza o algoritmo da Transformada Wavelet Rápida, visto na seção anterior, para ser computada. De fato, sejam $a_j[n] = Sf(n, 2^j)$ e $d_j[n] = Wf(n, 2^j)$. Neste caso, pode-se mostrar⁵, de maneira análoga ao procedimento seguido na seção anterior, que os coeficientes de aproximação e de detalhes da Transformada Wavelet Diádica podem ser obtidos, respectivamente, pela aplicação sucessiva de

$$a_{j+1}[n] = a_j * \bar{h}_{j+1}[n] \quad (2.41)$$

e

$$d_{j+1}[n] = a_j * \bar{g}_{j+1}[n]. \quad (2.42)$$

onde, para um filtro com resposta impulsiva $x[n]$, denota-se $x_j[n]$ a resposta impulsiva do filtro obtido inserindo-se $2^{j-1} - 1$ zeros entre cada elemento de $x[n]$ – a resposta em frequência do novo filtro é, então, dada por $\hat{x}_j(\omega) = \hat{x}(2^{j-1}\omega)$.

O algoritmo apresentado corresponde à parte de análise do algoritmo da *Transformada Wavelet Diádica Rápida*, também conhecido como *algoritmo à trous* – do francês *trous*, devido aos *furos* gerados pelos zeros inseridos nos filtros. A segunda parte do algoritmo, correspondente à síntese do sinal a partir dos coeficientes da transformada, não será aqui tratada, dada a natureza puramente analítica do algoritmo desenvolvido no trabalho. O algoritmo à trous é representado na Figura 2.29.

⁵Mallat (2009, p.176)

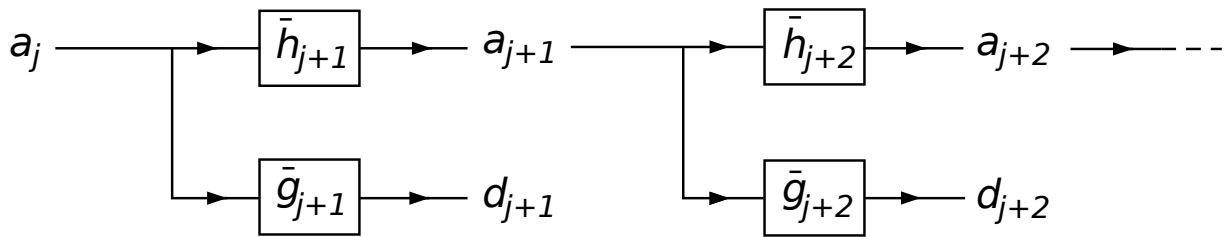


Figura 2.29: Algoritmo à trous. Fonte: adaptada de Mallat (2009).

Em comparação com o algoritmo de decomposição multiresolução mostrado na Figura 2.27, pode-se observar como diferenças, além do processo de *upsampling* pelo qual passam os filtros do algoritmo à trous, a eliminação das etapas de *downsampling* do algoritmo da seção anterior. Assim, o algoritmo à trous gera uma representação mais redundante do sinal, porém temporalmente muito mais clara, como pode-se observar na Figura 2.30.

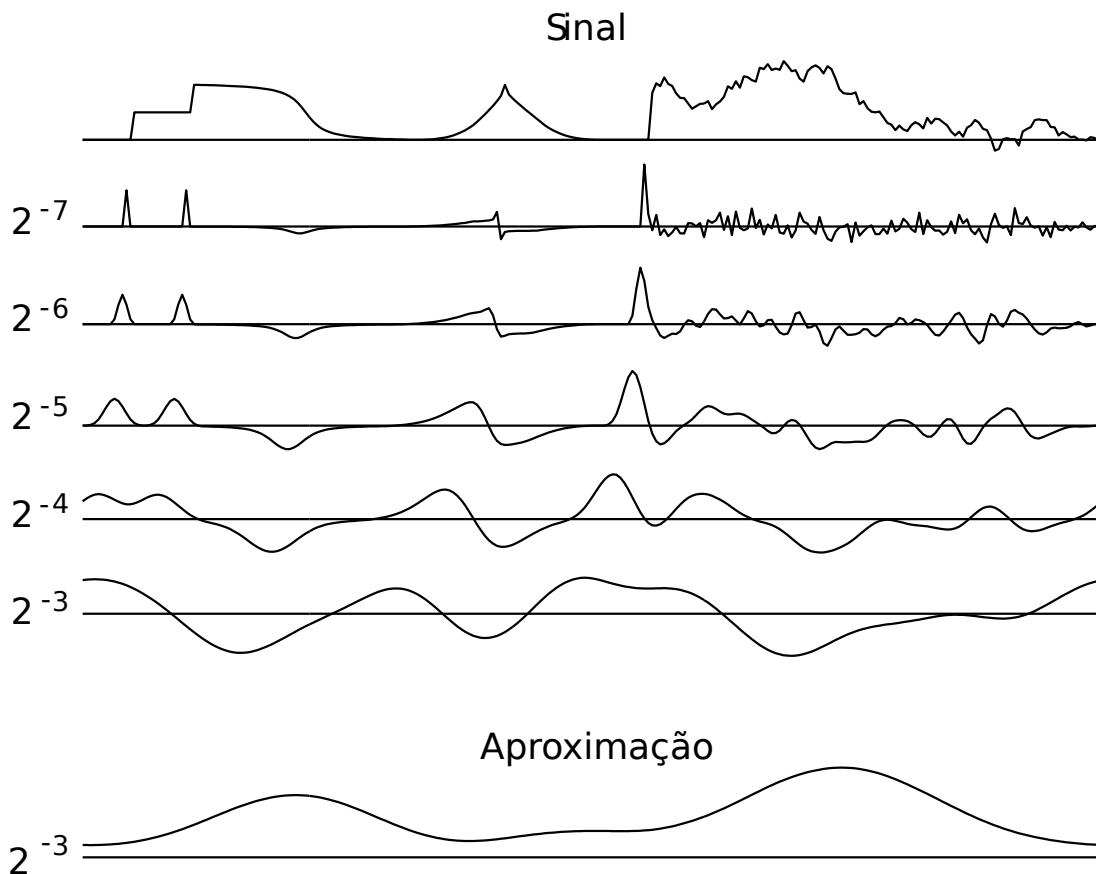


Figura 2.30: Exemplo de aplicação do algoritmo à trous. Fonte: Mallat (2009).

Um sinal é totalmente representado por sua Transformada Wavelet Diádica através do conjunto de seus coeficientes de detalhes até a escala 2^J mais seus coeficientes de aproximação na escala 2^J : $[\{d_j\}_{1 \leq j \leq J}, a_J]$.

2.4.8 Relação entre a SWT e as singularidades de um sinal

As singularidades de um sinal – pontos em que o valor do sinal é indefinido – podem ser detectadas analisando-se os *modulus maxima* de sua Transformada Wavelet Estacionária, em diferentes escalas. Um modulus maximum de uma SWT é um ponto $(u_0, 2^{j_0})$ tal que $|Wf(u, 2^{j_0})|$ possui um máximo ou um mínimo local em $u = u_0$, de forma que

$$\frac{\partial Wf(u_0, 2^{j_0})}{\partial u} = 0. \quad (2.43)$$

Para evitar que pontos $(u_0, 2^{j_0})$ sejam considerados modulus maxima quando $|Wf(u, 2^{j_0})|$ é constante, impõe-se que o máximo ou mínimo local seja estrito, em sua vizinhança à esquerda ou à direita.

Uma *linha de modulus maxima* de uma SWT é um conjunto M de pontos de modulus maxima no plano $(u, 2^j)$ tal que, para qualquer ponto $(u_0, 2^{j_0}) \in M$ haja pelo menos um outro ponto $(u_1, 2^{j_0 \pm 1}) \in M$ tal que u_1 esteja na vizinhança de u_0 .

Pode-se mostrar⁶ que, se $\psi \in C^n - C^n$ é o espaço de funções n vezes continuamente diferenciáveis – possui suporte compacto, e $\psi = (-1)^n \theta^{(n)}$, onde $\int_{-\infty}^{+\infty} \theta(t) dt \neq 0$, então f pode possuir uma singularidade em um ponto v somente se houver uma sequência de pontos de modulus maxima $(u_p, s_p)_{p \in N}$ que convirja para v em escalas pequenas:

$$\lim_{p \rightarrow +\infty} u_p = v; \quad (2.44)$$

$$\lim_{p \rightarrow +\infty} s_p = 0. \quad (2.45)$$

Assim, seguindo as linhas de modulus maxima até as menores escalas, todas as singularidades de um sinal podem ser detectadas, o que é um resultado central para o desenvolvimento do algoritmo aqui proposto. De fato, um complexo QRS pode ser interpretado, aproximadamente, como duas singularidades que ocorrem em um curto intervalo de tempo, no sinal de ECG. Uma vez que a *wavelet* escolhida, apresentada na Seção 3.1.2, satisfaz as condições mostradas nesta seção, um complexo QRS corresponde a um par de modulus maxima – com sinais opostos – na Transformada Wavelet Diádica do sinal, em determinadas escalas características que serão estudadas mais adiante.

A Figura 2.31 mostra um sinal $f(t)$ com sua SWT em diferentes escalas e os modulus maxima correspondentes. Pode-se observar a existência de algumas linhas de modulus

⁶Mallat (2009, p.219)

maxima que, nas menores escalas, indicam os momentos em que ocorrem singularidades no sinal.

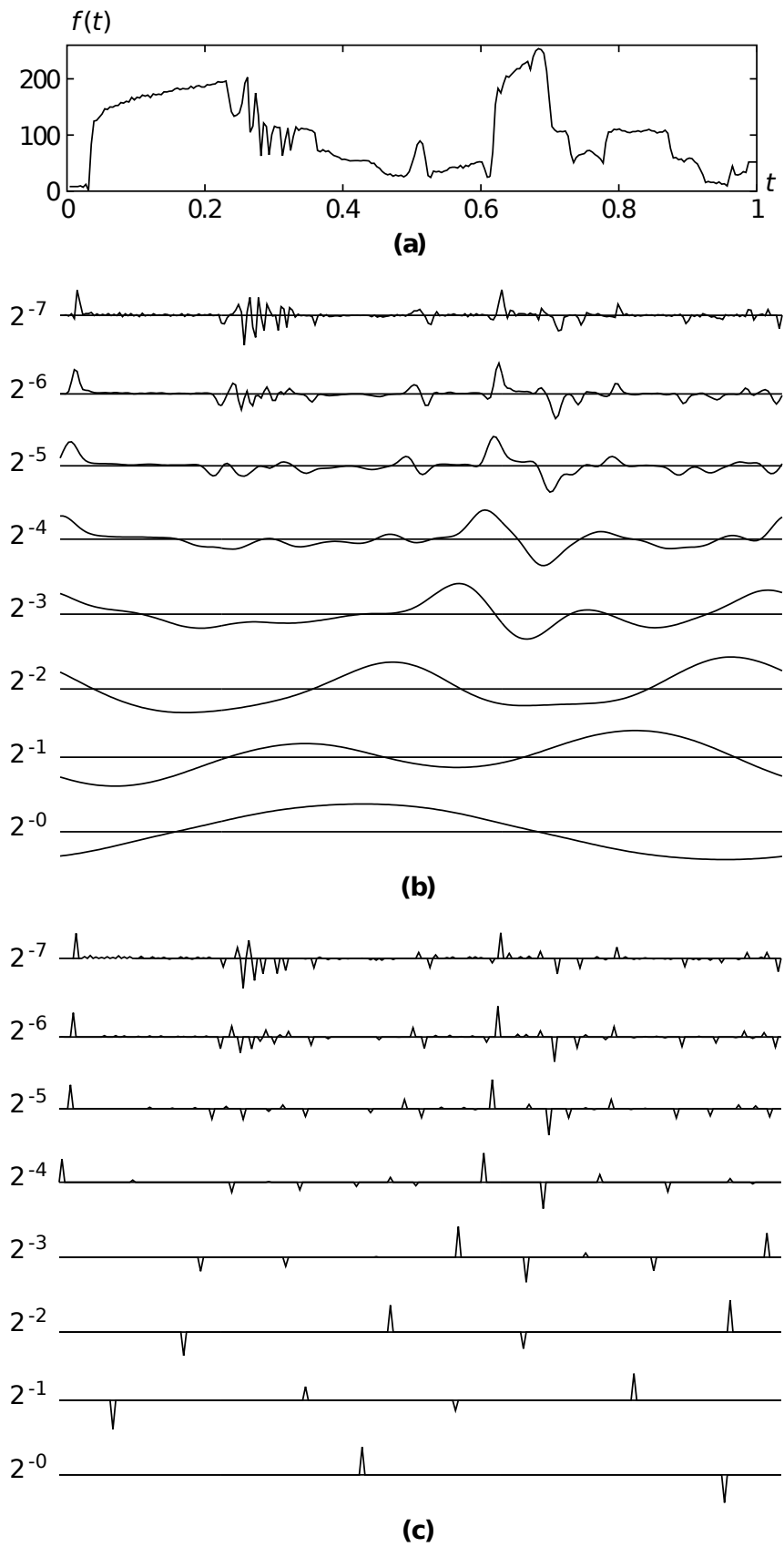


Figura 2.31: (a) Sinal $f(t)$. (b) SWT de $f(t)$, com a *wavelet* de spline quadrático. (c) Modulus maxima da SWT. Fonte: Mallat (2009)

3 Metodologia Experimental

3.1 SWT e análise de sinais de eletrocardiograma

A Seção 2.4 apresentou alguns conceitos importantes sobre *wavelets* e Transformadas Wavelet. Estes conceitos são aqui aplicados ao problema específico da análise de sinais de ECG para que, então, a questão da detecção de complexos QRS possa ser tratada.

3.1.1 Determinação do banco de filtros utilizado

Como foi mostrado na Seção 2.4.7, um sinal pode ser completamente representado através da decomposição mostrada na Figura 2.29. Para a análise de sinais de eletrocardiograma do algoritmo apresentado neste trabalho, são utilizados somente os *coeficientes de detalhes* – em determinadas escalas, como será visto mais adiante – da Transformada Wavelet Estacionária do sinal. Neste caso, visto que os *coeficientes de aproximação* não são analisados, pode-se criar uma representação equivalente do banco de filtros da Figura 2.29 em que somente os coeficientes de detalhes aparecem. Esta representação é mostrada na figura 3.1.

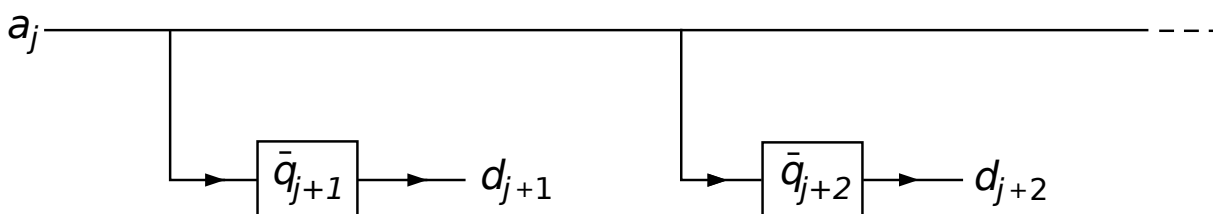


Figura 3.1: Representação equivalente do banco de filtros do algoritmo *à trous*.

Se denotarmos o sinal original como a_0 , então chegamos à representação da Figura 3.2, em que são mostrados os filtros correspondentes às três primeiras dilatações de escala.

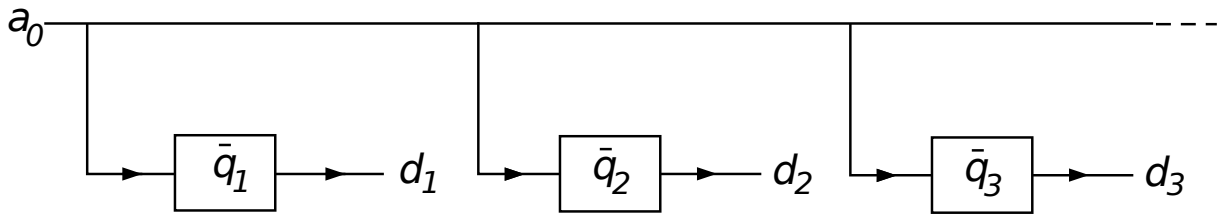


Figura 3.2: Representação equivalente do banco de filtros do algoritmo *à trous*, com a_0 como sinal original.

Comparando-se as Figuras 2.29 e 3.2, pode-se observar que as respostas em frequência dos filtros equivalentes q_j , $j \in \mathbb{Z}^+$, são dadas por

$$\hat{q}_j(\omega) = \begin{cases} \hat{g}_1(\omega) & \text{se } j = 1 \\ \hat{g}_2(\omega)\hat{h}_1(\omega) & \text{se } j = 2 \\ \hat{g}_j(\omega)\hat{h}_{j-1}(\omega) \dots \hat{h}_1(\omega) & \text{se } j > 2 \end{cases} \quad (3.1)$$

Como $\hat{x}_j(\omega) = \hat{x}(2^{j-1}\omega)$, temos

$$\hat{q}_j(\omega) = \begin{cases} \hat{g}(\omega) & \text{se } j = 1 \\ \hat{g}(2\omega)\hat{h}(\omega) & \text{se } j = 2 \\ \hat{g}(2^{j-1}\omega)\hat{h}(2^{j-2}\omega) \dots \hat{h}(\omega) & \text{se } j > 2 \end{cases} \quad (3.2)$$

3.1.2 Wavelet de Spline Quadrático

A *wavelet* utilizada no desenvolvimento do trabalho é a *wavelet de spline quadrático*, definida por sua Transformada de Fourier:

$$\hat{\psi}(\omega) = i\omega \left(\frac{\sin \frac{\omega}{4}}{\frac{\omega}{4}} \right)^4. \quad (3.3)$$

A escolha desta *wavelet* se deve, principalmente, à facilidade de implementação da Transformada Wavelet Diádica a ela associada. A *wavelet* de spline quadrático $\psi(t)$ é mostrada na Figura 3.3.

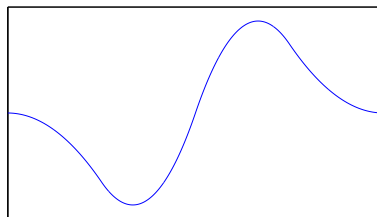


Figura 3.3: *Wavelet* de spline quadrático.

Os filtros $\hat{h}(\omega)$ e $\hat{g}(\omega)$ correspondentes são

$$\hat{h}(\omega) = e^{\frac{i\omega}{2}} \left(\cos \frac{\omega}{2} \right)^3; \quad (3.4)$$

$$\hat{g}(\omega) = 4ie^{\frac{i\omega}{2}} \left(\sin \frac{\omega}{2} \right). \quad (3.5)$$

Calculando as Transformadas de Fourier inversas, obtemos as respostas impulsivas

$$h[n] = \frac{1}{8}(\delta[n+2] + 3\delta[n+1] + 3\delta[n] + \delta[n-1]); \quad (3.6)$$

$$g[n] = 2(-\delta[n+1] + \delta[n]). \quad (3.7)$$

Observa-se, então, que os filtros associados à *wavelet* de spline quadrático são *filtros com resposta impulsiva finita* facilmente implementáveis em um DSP, dado o baixo número de coeficientes não nulos de suas respectivas respostas impulsivas.

Através das equações 3.2, 3.4, e 3.5, obtemos as respostas em frequência dos filtros equivalentes q_j correspondentes às escalas $s = 2^j$, $j \in \mathbb{Z}^+$. Estas respostas em frequência são mostradas na Figura 3.4, para $1 \leq j \leq 5$, e para sinais com frequência de amostragem $f_s = 360\text{Hz}$.

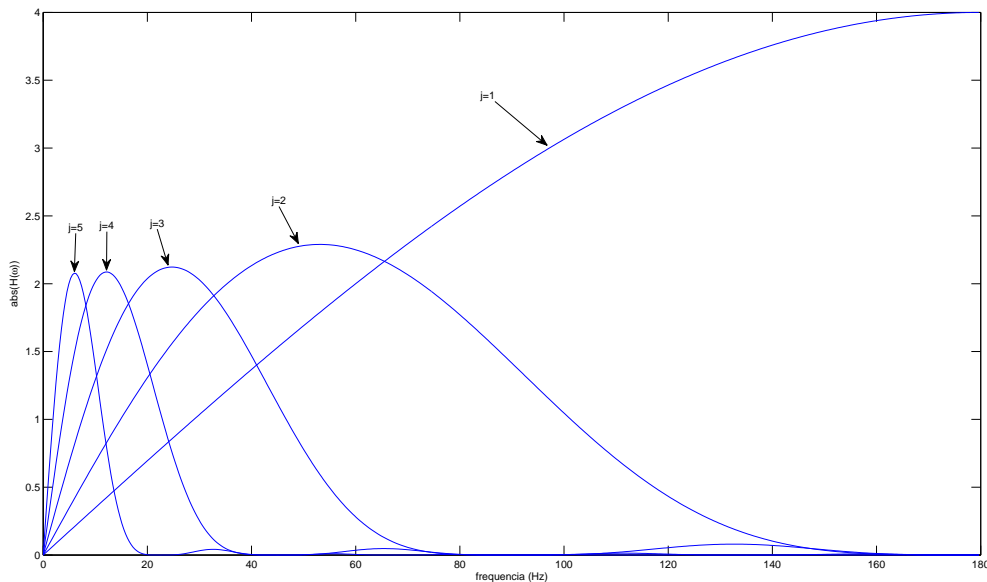


Figura 3.4: Respostas em frequência dos filtros equivalentes, para $f_s = 360\text{Hz}$.

As larguras de banda de 3dB das respostas em frequência dos filtros equivalentes são

dadas na Tabela 3.1, também para uma frequência de amostragem $f_s = 360\text{Hz}$.

Escala s	Limite inferior 3dB (Hz)	Limite superior 3dB (Hz)
2^1	59,99	180
2^2	17,23	97,27
2^3	7,99	45,76
2^4	3,93	22,57
2^5	1,96	11,24

Tabela 3.1: Larguras de banda de 3dB dos filtros equivalentes.

3.2 Detecção de complexos QRS

O ponto central de qualquer algoritmo de análise de sinais de eletrocardiograma é a detecção de complexos QRS. Isto se deve, principalmente, ao fato de que os complexos QRS geralmente são muito mais aparentes do que os demais pontos e ondas característicos do sinal de ECG, podendo, então, ser mais facilmente detectados. Subsequentemente, os demais pontos característicos do ECG podem ser detectados, *uma vez conhecidas* as posições dos complexos QRS. Assim, a caracterização completa de um sinal de eletrocardiograma depende da prévia detecção dos complexos QRS nele presentes, o que explica sua importância central. Além disso, a detecção de complexos QRS por si só já possibilita a determinação da frequência cardíaca instantânea, a partir de um sinal de ECG, de modo que, para aplicações em que se deseja apenas analisar a *variabilidade da frequência cardíaca* – *HRV*, do inglês *heart rate variability* –, a detecção de complexos QRS é suficiente. Um exemplo da aplicação de Transformadas Wavelet à análise HRV é proposta por Kadambe et al. (1999).

Outros trabalhos importantes sobre a caracterização de sinais de ECG através de Transformadas Wavelet foram publicados por Li et al. (1995), Bahoura et al. (1997), Martínez et al. (2004), e Sahambi et al. (1997). O algoritmo aqui apresentado é baseado principalmente nos algoritmos apresentados nestes trabalhos.

De maneira geral, o processo de detecção de complexos QRS no sinal de eletrocardiograma através de Transformadas Wavelet possui quatro etapas principais:

1. Seleção de escalas a serem utilizadas, de acordo com as características frequenciais do sinal de ECG;

2. Determinação de linhas de modulus máxima na Transformada Wavelet Diádica do ECG;
3. Eliminação de linhas de modulus máxima isoladas e redundantes;
4. Determinação dos pontos onde ocorrem picos da onda R.

O fluxograma da Figura 3.5 ilustra, de maneira simplificada, o algoritmo para detecção de complexos QRS. Cada uma das etapas do algoritmo será descrita em maiores detalhes nas seções seguintes.

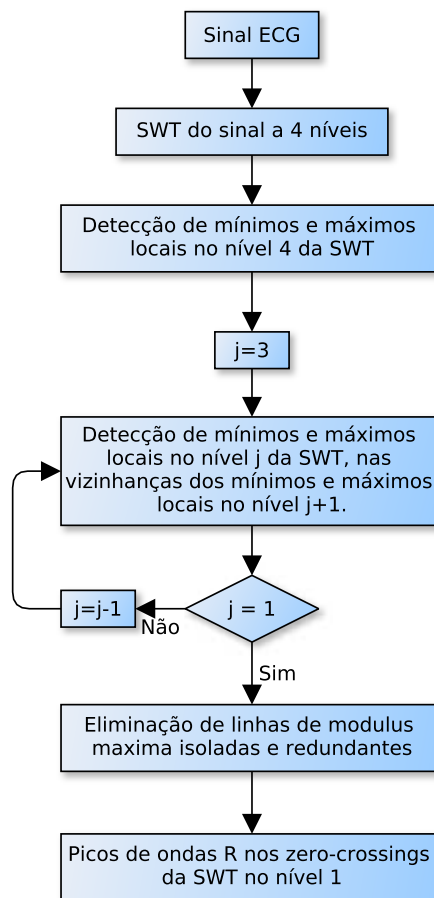


Figura 3.5: Fluxograma simplificado do algoritmo para detecção de complexos QRS.

As técnicas para definição de limiares para detecção de modulus máxima utilizadas por Li et al. (1995) e Martínez et al. (2004) foram ambas implementadas, de modo a comparar os desempenhos obtidos através de cada uma delas. O algoritmo para detecção de linhas de modulus máxima isoladas e redundantes foi baseado no algoritmo proposto por Li et al. (1995). No caso das linhas redundantes, estendeu-se o algoritmo correspondente para o caso geral de dois pontos de modulus máxima ou mais na vizinhança de um ponto de modulus máxima de sinal oposto. Finalmente, o algoritmo foi implementado em ambiente

MATLAB, e avaliado através da execução do software resultante utilizando-se sinais de ECG da base de dados apresentada na Seção 3.3.1.

3.2.1 Escalas características do sinal de ECG

A Figura 3.6 mostra uma estimativa, segundo Thakor et al. (1984), do espectro de potência do complexo QRS, das ondas P e T, e do sinal de eletrocardiograma como um todo.

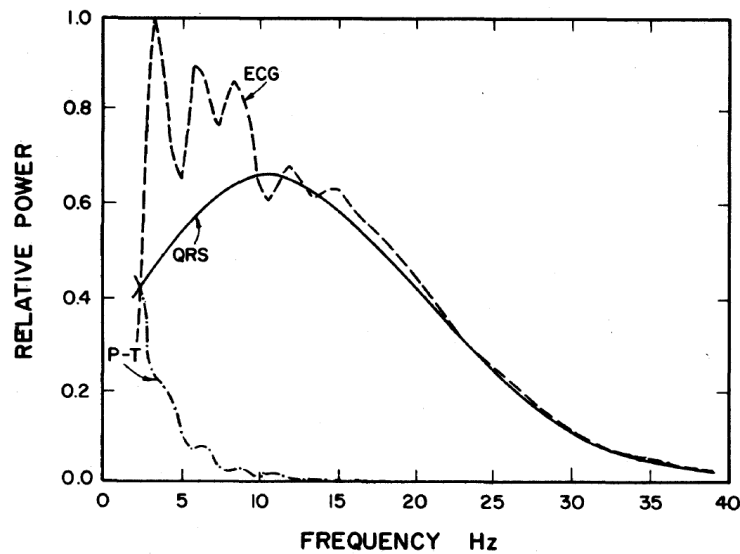


Figura 3.6: Estimativa do espectro de potência do sinal de eletrocardiograma. *Fonte: Thakor et al. (1984).*

De acordo com o espectro de potências apresentado, e a Tabela 3.1, pode-se observar que as Transformadas Wavelet Diádicas do sinal de ECG nas escalas 2^3 e 2^4 concentrarão grande parte da energia dos complexos QRS. Em outras palavras, simplificadamente, a maior parte da energia do complexo QRS corresponde às escalas 2^3 e 2^4 , e principalmente à escala 2^3 . De fato, como consta na Tabela 3.1, os limites inferior e superior da banda de passagem de 3dB do filtro equivalente correspondente à escala 2^3 são, respectivamente, $7,99\text{Hz}$ e $45,76\text{Hz}$. Como mostra a Figura 3.6, grande parte da curva correspondente ao complexo QRS, no espectro de potência, está entre estes dois limites. Para escalas $s \geq 5$, a energia do complexo QRS torna-se menor e as energias correspondentes a artefatos de movimento e ruído tornam-se maiores. Assim, somente as escalas 2^j , $1 \leq j \leq 4$, são utilizadas.

3.2.2 Detecção de linhas de modulus maxima

Como foi observado anteriormente, a presença de um complexo QRS em um eletrocardiograma se manifesta na Transformada Wavelet Diádica do sinal, em certas escalas, através de um par de modulus maxima com sinais opostos. As escalas características do sinal de ECG, determinadas na seção anterior, guardam a maior parte da energia do sinal, e um par de modulus maxima com sinais opostos pode ser observado nas quatro escalas características, próximo aos momentos em que os complexos QRS ocorrem. A Figura 3.7 ilustra este fato.

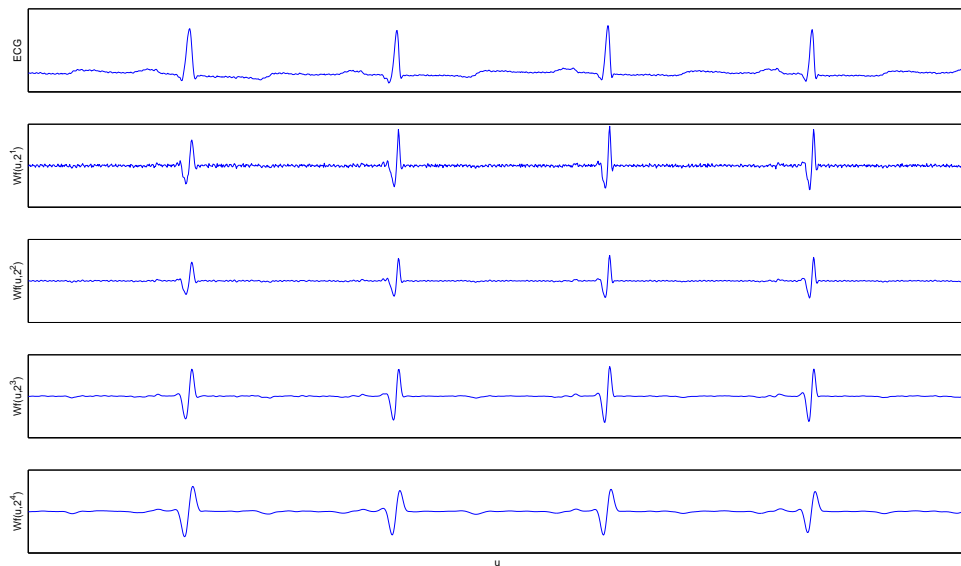


Figura 3.7: Correspondência entre complexos QRS no ECG e par de linhas de modulus maxima de sinais opostos na SWT.

Estes pares de linhas de modulus maxima devem ser detectados. Para tanto, torna-se necessária a criação de funções capazes de identificar picos em um dado sinal. A Figura 3.8 mostra o fluxograma de uma primeira função básica utilizada para tal fim. Ela retorna o valor *verdadeiro* caso $senal(i)$ seja um máximo local, e o valor *falso* caso contrário. Na presente aplicação, os máximos locais significativos são positivos, e os mínimos locais, negativos. Assim, o valor do sinal no ponto i – e não seu valor absoluto – é comparado diretamente com o limiar especificado, de modo que máximos locais negativos não sejam detectados. A mesma função é utilizada para a detecção de mínimos locais. De fato, a detecção dos pontos de mínimos locais de um sinal $f(t)$ é equivalente à detecção dos pontos de máximos locais de $-f(t)$.

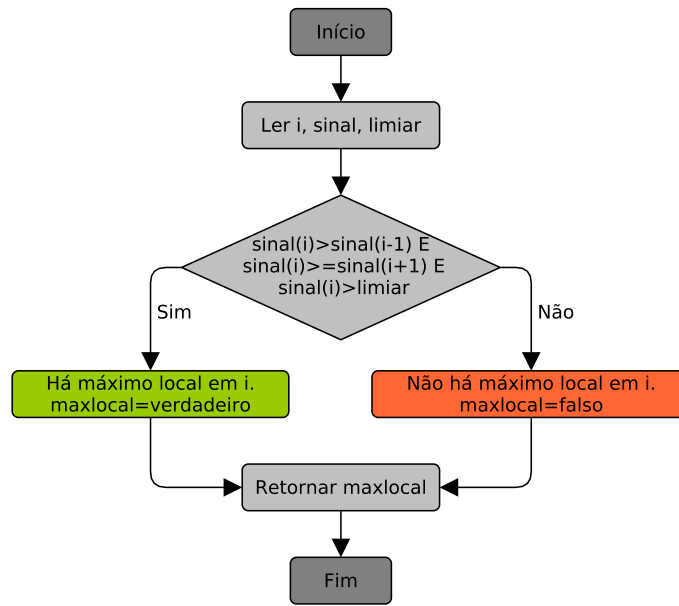


Figura 3.8: Função para decisão sobre a presença de um máximo local em um ponto i .

Os seguintes passos são seguidos a fim de determinar as linhas de modulus maxima correspondentes à Transformada Wavelet Estacionária do sinal de eletrocardiograma:

1. Detecção de todos os modulus maxima da SWT em escala 2^4 com amplitude maior do que um limiar ε_4 , definido posteriormente. Obtém-se, então, o conjunto dos instantes em que os modulus maxima de $Wf(u, 2^4)$ ocorrem: $\{u_k^4\}_{k=1, \dots, N_0}$;
2. Detecção de modulus maxima na escala 2^3 com amplitude maior do que o limiar ε_4 na vizinhança dos pontos $\{u_k^4\}_{k=1, \dots, N_0}$. No caso em que existem vários modulus maxima na vizinhança de u_k^4 , somente um deles é selecionado: o mais próximo de u_k^4 ou o maior. O maior é selecionado se a amplitude deste for pelo menos 1,2 vezes a amplitude do mais próximo. Se nenhum modulus maximum é encontrado na escala 2^3 na vizinhança de u_k^4 , então faz-se $u_k^3 = u_k^2 = u_k^1 = 0$. O conjunto de instantes $\{u_k^3\}_{k=1, \dots, N_0}$ é, então, determinado.
3. Como a etapa precedente, mas para as escalas 2^2 e 2^1 , nesta ordem, e para k tal que $u_k^2 \neq 0$ e $u_k^1 \neq 0$, na etapa anterior. Os conjuntos $\{u_k^2\}_{k=1, \dots, N_0}$ e $\{u_k^1\}_{k=1, \dots, N_0}$ são determinados.

A Figura 3.9 apresenta um fluxograma ilustrando o algoritmo para a detecção dos pontos de modulus maxima no nível 4 da SWT do sinal. O ponto central do algoritmo, mostrado em amarelo, utiliza o algoritmo ilustrado na Figura 3.8. Pode-se observar, na Figura 3.9, que é utilizada uma técnica adaptativa para a definição dos limiares utilizados

na detecção dos pontos de modulus maxima. Esta técnica é melhor descrita na Seção 3.2.5.

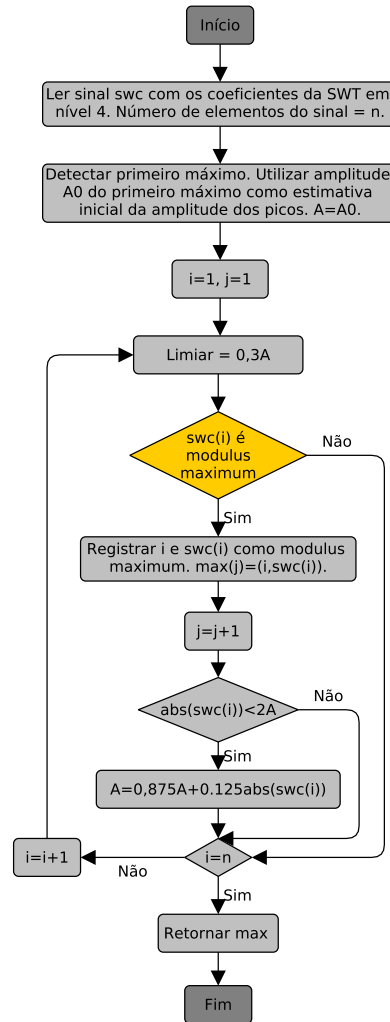


Figura 3.9: Detecção de mínimos e máximos locais no nível 4 da SWT.

A detecção de pontos de modulus maxima nas demais escalas da SWT do sinal é realizada de maneira análoga à da Figura 3.9, a principal diferença sendo a restrição da procura de modulus maxima à vizinhança dos pontos de modulus maxima da SWT na escala imediatamente superior. Deste modo, na escala 2^2 , por exemplo, serão procurados pontos de modulus maxima somente nas vizinhanças dos pontos de modulus maxima na escala 2^3 .

As etapas aqui apresentadas permitem a obtenção de um conjunto de linhas de modulus maxima $\{l_k = (u_k^4, u_k^3, u_k^2, u_k^1)\}_{k=1, \dots, N_0}$. A presença de um complexo QRS corresponde a pares de modulus maxima *nas quatro escalas características*. Assim, elimina-se todas as linhas l_k que possuam $u_k^1 = 0$. Obtém-se, assim, o conjunto de linhas $\{l_k\}_{k=1, \dots, N_1}$, onde

$$N_1 \leq N_0.$$

Como pode-se observar, a primeira etapa do algoritmo de detecção de linhas de modulus maxima consiste em detectar os modulus maxima na escala 2^4 , para então detectar modulus maxima nas demais escalas *somente na vizinhança* dos pontos detectados na escala 2^4 . Esta escolha se deve principalmente ao fato de que na escala 2^4 o nível de ruído de alta frequência é mais baixo em relação às outras escalas. Deste modo, os efeitos do ruído são minimizados, possibilitando a análise do sinal sem que este passe por uma etapa de pré-processamento.

Pode-se dizer, então, que o algoritmo possui uma *etapa implícita de filtragem de ruído*, possibilitada pela utilização da Transformada Wavelet Diádica como ferramenta básica para a análise do sinal. Adicionalmente à diminuição da susceptibilidade a erros, a análise inicial da SWT em escala 2^4 torna o algoritmo mais eficiente do ponto de vista computacional, visto que o número de modulus maxima nesta escala é muito menor do que nas outras escalas.

3.2.3 Eliminação de linhas de modulus maxima isoladas e redundantes

A presença de um complexo QRS no sinal de ECG corresponde, como foi visto, a um par de modulus maxima com sinais opostos. Linhas de modulus maxima isoladas podem, no entanto, ser geradas por artefatos de movimento e ruído muscular. Assim, todas as linhas de modulus maxima isoladas devem ser eliminadas, visto que não possuem qualquer relação com a presença de complexos QRS.

Para decidir se uma linha de modulus maxima é isolada ou não, analisa-se a escala 2^1 . Isto se deve ao fato de que, nesta escala, a existência de um complexo QRS corresponde a um par de modulus maxima *distantes um do outro por uma distância ligeiramente menor do que a largura do complexo QRS*. O fluxograma da Figura 3.10 ilustra de maneira simplificada o algoritmo para detecção de modulus maxima isolados na escala 2^1 . Seja l_{k0} uma linha de modulus maxima, e u_{k0p}^1 o valor mais próximo de u_{k0}^1 . Deste modo, l_{k0} é considerada isolada se $|u_{kp}^1 - u_{k0}^1|$ for maior que a maior largura que um complexo QRS pode assumir. Sabe-se que esta duração máxima de um complexo QRS é de aproximadamente 150ms. Observa-se, no entanto, que muito raramente ela é atingida, na prática. O valor utilizado pelo algoritmo é, então, de 120ms.

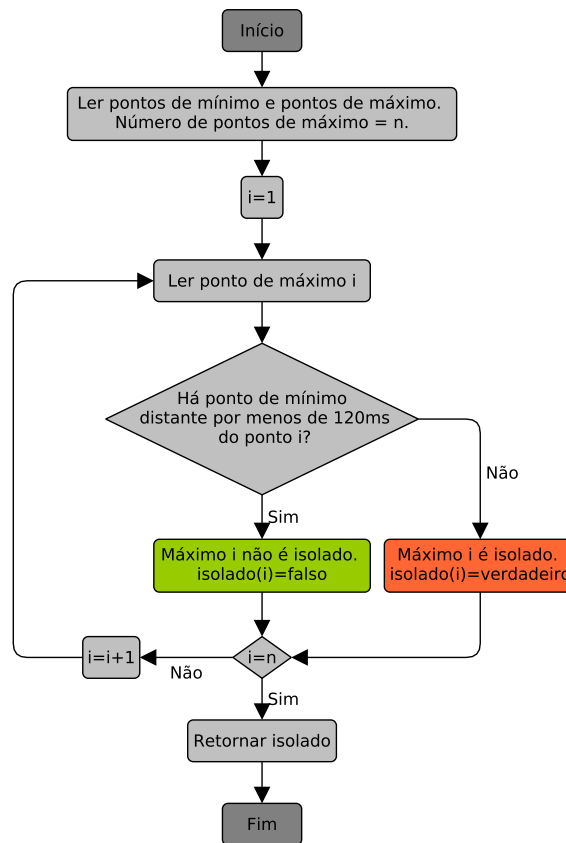


Figura 3.10: Detecção de modulus maxima isolados na escala 2^1 .

O caso das linhas isoladas tendo sido tratado, passa-se às linhas redundantes. Em certos casos, geralmente em consequência de níveis altos de ruído, várias linhas de modulus maxima podem ser geradas muito próximas umas às outras. Um complexo QRS, no entanto, corresponde a apenas um par de linhas de modulus maxima de sinais opostos. Analisa-se, agora, a escala 2^3 , que é a escala em que a maior parte da energia do complexo QRS se concentra. O fluxograma da Figura 3.11 ilustra o algoritmo para detecção de modulus maxima redundantes na escala 2^3 . Se nesta escala for constatado que, em um intervalo de 120ms, existe mais do que um modulus maximum com determinado sinal, então torna-se necessário conservar apenas um destes modulus maxima, eliminando todos os outros, que são considerados redundantes.

Seja M_0^+ um modulus maximum positivo, e $M^- = \{M_j^-\}_{j=1,\dots,N^-}$ o conjunto de modulus maxima negativos em sua vizinhança. Seja, ainda, A_j a amplitude de M_j^- , e D_j a distância entre M_j^- e M_0^+ . A decisão sobre qual linha não é redundante é tomada seguindo-se os seguintes passos:

1. Calcular, para cada $M_j^- \in M^-$, o parâmetro $p_j = \frac{A_j}{D_j}$, obtendo-se o conjunto $P =$

- $\{p_j\}_{j=1,\dots,N^-}$;
2. Calcular, para cada $M_j^- \in M^-$, o parâmetro $q_j = 1, 2\frac{A_j}{D_j}$, obtendo-se o conjunto $Q = \{q_j\}_{j=1,\dots,N^-}$;
 3. Todos os elementos $M_j^- \in M^-$ tais que $q_j < \max\{p_j\}_{j=1,\dots,N^-}$ são redundantes;
 4. Se após a etapa 3 ainda há mais do que um modulus maximum não redundante, então segue-se as seguintes etapas: (1) se há modulus maxima não-redundantes antes e depois de M_0^+ , então os modulus maxima após M_0^+ são redundantes e, entre os módulos maxima restantes, apenas o mais próximo de M_0^+ não é redundante; (2) se há modulus maxima não-redundantes apenas antes ou apenas depois de M_0^+ , então apenas o modulus maximum mais próximo de M_0^+ não é redundante.

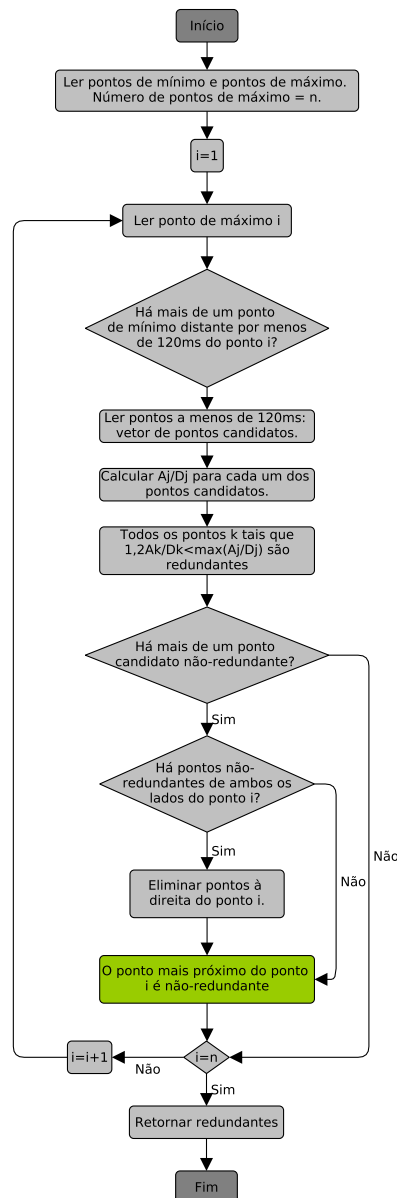


Figura 3.11: Detecção de modulus maxima redundantes na escala 2^1 .

As linhas de modulus maxima correspondentes aos modulus maxima redundantes são eliminadas. Este procedimento é repetido para cada modulus maximum positivo na escala 2^3 . Em seguida, todos os modulus maxima negativos passam por processo similar, de modo a eliminar todas as redundâncias de linhas de modulus maxima positivos.

3.2.4 Localização dos picos das ondas R

Uma vez eliminadas as linhas de modulus maxima isoladas e redundantes, restam somente pares de linhas de modulus maxima de sinais opostos, correspondentes a complexos QRS no sinal de ECG. A localização dos picos das ondas R pode ser aproximada, com boa precisão, pelos pontos de *zero-crossing* entre cada um dos modulus maxima que compõem um par, de sinais opostos, na SWT em escala 2^1 .

Este resultado já era esperado, em decorrência do que foi visto na seção 2.4.8: as singularidades de um sinal podem ser localizadas seguindo suas linhas de modulus maxima no sentido das menores escalas. A onda R podendo ser interpretada, aproximadamente, como duas singularidades ocorrendo em um curto intervalo de tempo, ela se manifesta em sua SWT através de pares de modulus maxima de sinais opostos. Adicionalmente, pelo fato de que, em geral, a onda R é aproximadamente simétrica em relação ao seu pico, o zero-crossing entre os modulus maxima de sinais opostos indica o instante em que o pico ocorre.

3.2.5 Limiares ε_j

Foram utilizadas duas técnicas para a definição dos limiares ε_j , utilizados na etapa de detecção de modulus maxima. Na primeira delas, os limiares variam ao longo dos sinais da decomposição multiresolução, mas são definidos em intervalos com largura fixa. Na segunda técnica os limiares são reavaliados e redefinidos a cada detecção de modulus maxima significativos. Estas técnicas foram testadas e comparadas, de modo que apenas uma delas – a técnica adaptativa por detecção – foi utilizada ao longo do desenvolvimento do trabalho.

Técnica adaptativa por intervalos fixos

Os limiares ε_j definidos através desta técnica, e utilizados para a detecção de modulus maxima nas quatro escalas características, são calculados em intervalos fixos de 2^{14} pontos. Eles são dados em função dos valores RMS da SWT, em cada escala e em cada um destes

intervalos:

$$\varepsilon_j = \begin{cases} C_1 V_{RMS}(Wf(u, 2^j)) & \text{para } j = 1, 2, 3 \\ C_4 V_{RMS}(Wf(u, 2^j)) & \text{para } j = 4 \end{cases} \quad (3.8)$$

onde $V_{RMS}(y(t))$ é o valor eficaz do sinal $y(t)$. Os coeficientes C_1 e C_4 foram determinados empiricamente.

Técnica adaptativa por detecção

Visto que a amplitude dos modulus maxima da Transformada Wavelet Diádica de um sinal de ECG, em um certo nível, tende a permanecer pouco variável, é de se esperar que os limiares utilizados na detecção de modulus maxima também devem ser definidos de forma a não variar muito entre um modulus maximum e outro. Esta característica é observada nos limiares definidos pela técnica¹ aqui apresentada. Eles são reavaliados a cada detecção de modulus maxima. A amplitude do próximo modulus maximum depende da amplitude do último modulus maximum detectado, e é estimada por

$$A_j^{m+1} = \begin{cases} A_j^m & \text{se } |Wf(n_k^j, 2^j)| \geq 2A_j^m \\ 0,875A_j^m + 0,125|Wf(n_k^j, 2^j)| & \text{se } |Wf(n_k^j, 2^j)| < 2A_j^m. \end{cases} \quad (3.9)$$

Os limiares ε_j são, então, definidos por $\{\varepsilon_j = C_j^{th} A_j^{m+1}\}_{j=1,2,3,4}$, onde os coeficientes $\{C_j^{th}\}_{j=1,2,3,4}$ foram definidos de maneira empírica, de maneira a otimizar os resultados: $\{C_j^{th} = 0,4\}_{j=1,2,3,4}$.

3.2.6 Regras adicionais

Para aumentar a precisão do algoritmo², utiliza-se o fato de que dois complexos QRS não podem ocorrer em menos de 200ms. Assim, uma vez que um complexo QRS é detectado, um período refratário de 200ms é utilizado.

Outra medida tomada é a de voltar a procurar complexos QRS, quando estes passam por um período muito grande sem serem encontrados. Assim, se um complexo QRS não é encontrado em menos de 150% do valor médio do intervalo RR até então, o limiar ε_3 é diminuído e uma nova busca é realizada na escala 2^3 , nos intervalos em que se esperaria

¹Técnica proposta por Li et al. (1995).

²À data da redação do texto desta seção, as regras aqui apresentadas não haviam sido implementadas. Estas regras servem, então, apenas como referencial teórico para uma possível melhoria no algoritmo.

encontrar, normalmente, outros complexos QRS. Faz-se, então

$$\varepsilon'_3 = 0,5\varepsilon_3, \quad (3.10)$$

e uma nova busca é realizada. Se um par de modulus maxima for encontrado, na escala 2^3 , então considera-se que, no ponto de zero-crossing correspondente, existe um pico de onda R.

3.3 Avaliação do algoritmo

O algoritmo foi avaliado por meio de sua implementação em ambiente MATLAB, e da execução do *software* resultante utilizando-se sinais reais de eletrocardiograma como dados de entrada. A base de dados contendo os sinais utilizados é aqui descrita, bem como a metodologia seguida para que o desempenho do algoritmo – do ponto de vista do nível de acerto na detecção de complexos QRS – pudesse ser determinado.

3.3.1 Base de dados MIT-BIH de arritmias

A base de dados MIT-BIH de arritmias (MIT-BIH *Arrhythmia Database*) possui 48 registros de eletrocardiograma de dois canais, cada um com uma duração de trinta minutos. Todos os registros possuem anotações, feitas por cardiologistas, identificando todos os complexos QRS contidos no eletrocardiograma e os classificando. Estas anotações permitem comparar os resultados obtidos, através do algoritmo aqui apresentado, com as características reais do eletrocardiograma, o que torna a base de dados uma ferramenta de grande valor para a avaliação do método desenvolvido. A avaliação é realizada de maneira sistemática, de acordo com recomendações pré-estabelecidas, de modo a permitir uma comparação entre diferentes algoritmos de análise de sinais ECG.

Os registros da base de dados contêm sinais digitalizados com uma taxa de 360 amostras por segundo por canal. Os valores assumidos pelos sinais são discretizados com 11 bits, e variam em um intervalo de 10mV.

A seleção dos registros que compõem a base de dados foi realizada da seguinte forma: dos 48 registros, 23 foram selecionados aleatoriamente de um conjunto de 4000 eletrocardiogramas realizados no Beth Israel Hospital, em Boston. Os 25 registros restantes foram selecionados do mesmo conjunto, mas de maneira não aleatória, de modo a incluir casos de arritmias mais raras, porém significativas do ponto de vista médico.

3.3.2 Metodologia de avaliação do algoritmo

Todos os sinais de eletrocardiograma contidos nos 48 registros da base de dados foram analisados, em sua totalidade, através da execução do *software* desenvolvido. Os resultados da detecção dos complexos QRS pelo *software* são comparados com os arquivos de anotações da base de dados, que contêm a posição *real* de todos os complexos QRS de cada um dos eletrocardiogramas, segundo análise feita por especialistas da área de cardiologia. Dada a grande quantidade de informação a ser analisada, foram criadas rotinas para automatizar o processo de avaliação. A Figura 3.12 fornece uma visão geral do processo de avaliação do algoritmo. A etapa de detecção de falsos positivos é ilustrada em maiores detalhes na Figura 3.13. A detecção de falsos negativos é realizada de maneira análoga.

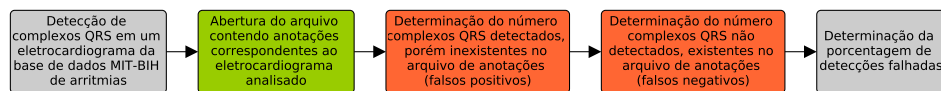


Figura 3.12: Processo de avaliação do algoritmo de detecção de complexos QRS.

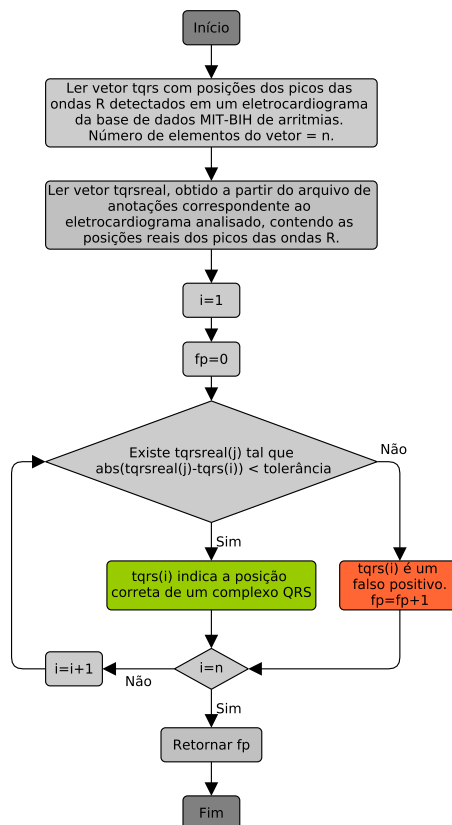


Figura 3.13: Detecção de falsos positivos.

4 Resultados e Discussões

O algoritmo para análise off-line de sinais de eletrocardiograma foi implementado em ambiente MATLAB, que possui a função *swt* para cálculo da Transformada Wavelet Estacionária. Os códigos-fonte das funções e rotinas escritas encontram-se em anexo. Este capítulo trata dos resultados, intermediários e finais, obtidos a partir da execução do software desenvolvido. Uma avaliação final do algoritmo é então realizada, utilizando-se os sinais de eletrocardiograma da base de dados MIT-BIH de arritmias, juntamente com seus respectivos arquivos de anotações, como descrito na seção 3.3.2.

4.1 Resultados intermediários

4.1.1 Linhas de modulus maxima

A Figura 4.1 mostra a SWT, com seus modulus maxima, de um trecho do sinal de eletrocardiograma do registro 232 da base de dados MIT-BIH de arritmias antes de qualquer eliminação de linhas de modulus maxima. Os asteriscos em vermelho correspondem a modulus maxima negativos, e os em verde a modulus maxima positivos. Acima do sinal de eletrocardiograma são indicadas as posições dos picos das ondas R. Os losangos em azul correspondem às posições fornecidas pelos arquivos de anotações do registro 232. Os losangos em magenta são as posições detectadas pelo *software*, antes de qualquer consideração sobre linhas isoladas ou redundantes.

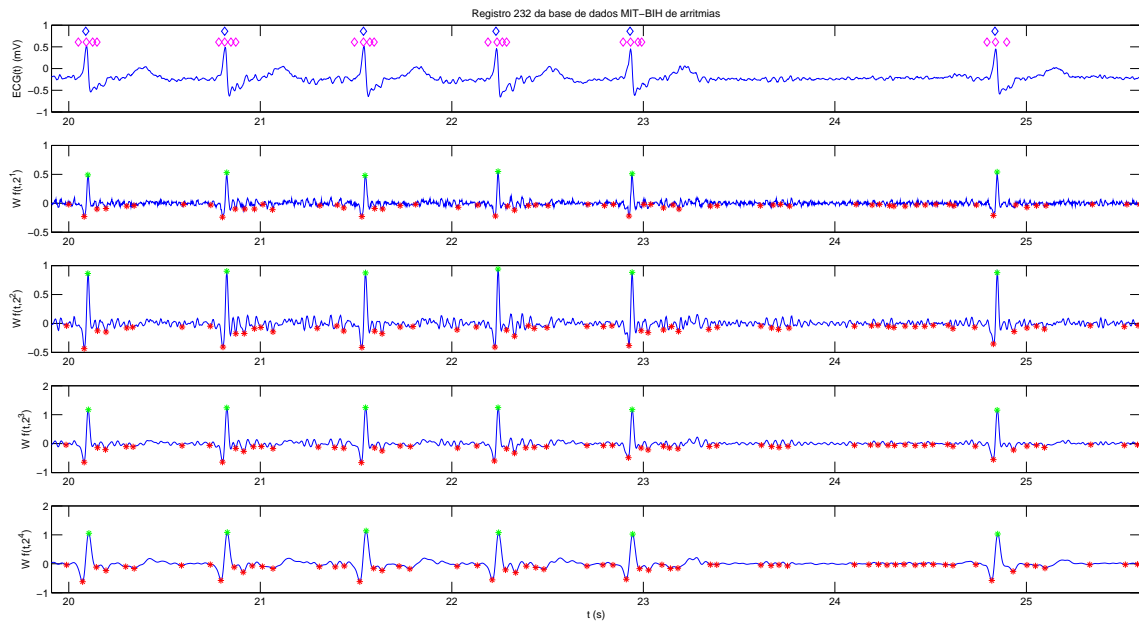


Figura 4.1: Modulus maxima da SWT do eletrocardiograma.

Observa-se, na Figura 4.1, linhas de modulus maxima claramente isoladas, assim como linhas possivelmente redundantes, que dão origem a grande número de falsos positivos. Observando-se as posições das linhas isoladas em relação ao eletrocardiograma, torna-se evidente que elas não são relacionadas a complexos QRS.

4.1.2 Linhas de modulus maxima isoladas e redundantes

A Figura 4.2 mostra os modulus maxima da SWT do mesmo trecho do eletrocardiograma da Figura 4.1, após o processo de eliminação das linhas isoladas. As linhas isoladas eliminadas são indicadas pelos círculos.

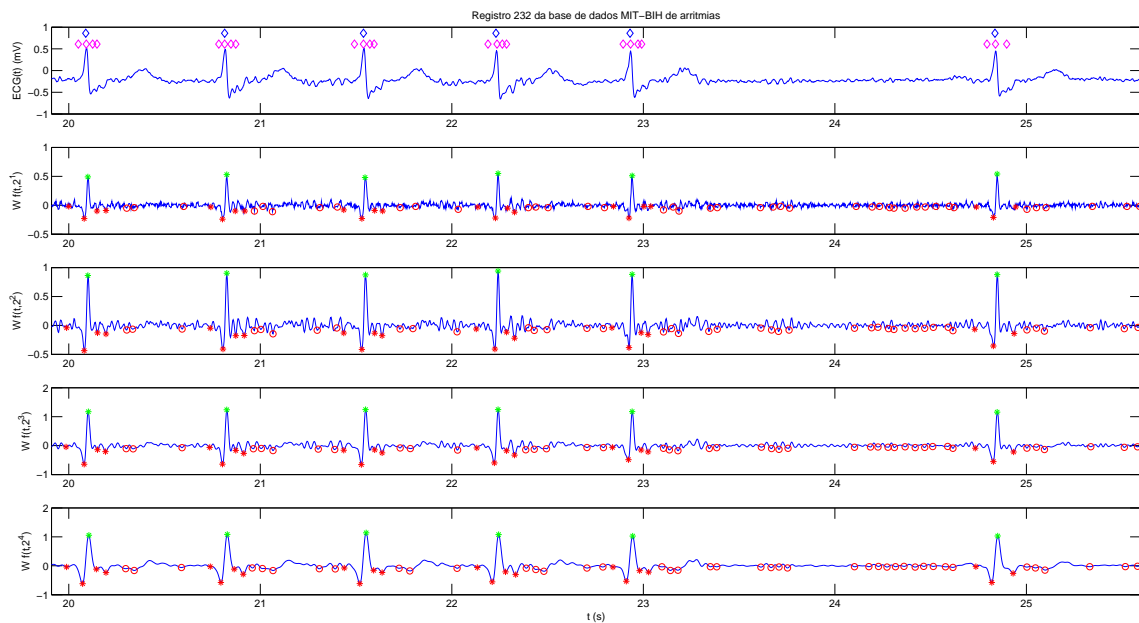


Figura 4.2: Modulus maxima da SWT do eletrocardiograma, após eliminação de linhas isoladas.

Embora nenhuma das linhas isoladas tenha sido responsável por qualquer um dos falsos positivos mostrados nas Figuras 4.1 e 4.2, observa-se que a eliminação de linhas de modulus maxima isoladas diminui os efeitos do ruído no sinal, que origina grande número de mínimos e máximos locais sem qualquer representatividade do ponto de vista da detecção de complexos QRS.

Por fim, a Figura 4.3 mostra as os modulus maxima da SWT após a eliminação de linhas isoladas e redundantes. As linhas redundantes são indicadas por losangos, e as isoladas continuam sendo representadas por círculos.

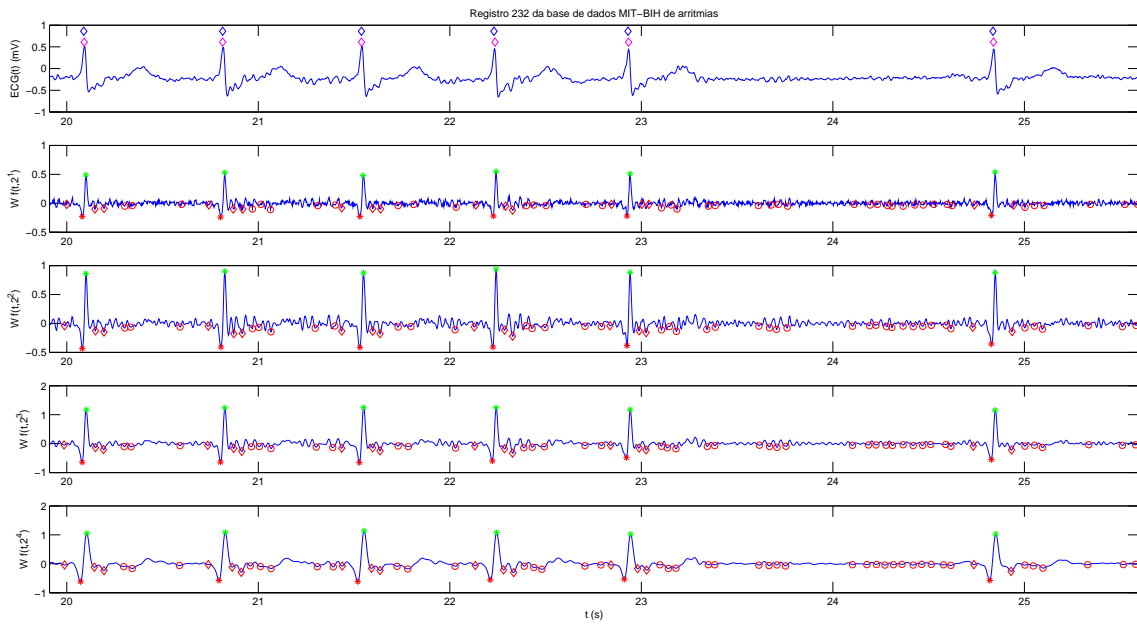


Figura 4.3: Modulus máxima da SWT do eletrocardiograma, após eliminação de linhas isoladas e redundantes.

Torna-se imediatamente evidente a importância da remoção de linhas redundantes. De fato, as linhas redundantes são, no exemplo da Figura 4.1, as principais causadoras de falsos positivos. Sua eliminação, mostrada na Figura 4.3 reduz de maneira extremamente representativa o número de falsas detecções.

Analisando-se este resultado sob outra perspectiva, a correta eliminação das linhas redundantes mostradas na Figura 4.1, e a consequente redução do número de falsos positivos, demonstra a importância e a efetividade desta etapa do algoritmo apresentado.

4.1.3 Detecção dos picos das ondas R

As Figuras 4.4, 4.5, 4.6, 4.7, 4.8 e 4.9 mostram trechos dos sinais pertencentes aos registros 111, 117, 208, 222 e 228, respectivamente, da base de dados MIT-BIH de arritmias, com seus complexos QRS marcados após execução do *software*. A Transformada Wavelet Estacionária associada ao sinal também é mostrada, com seus modulus máxima negativos e positivos, bem como os modulus máxima eliminados – isolados e redundantes, representados por círculos e losangos, respectivamente. As posições reais dos complexos QRS são representadas pelos losangos azuis, sobre o sinal de ECG. As posições detectadas pelo *software* são mostradas pelos losangos em magenta. Observa-se, qualitativamente, que as posições detectadas dos complexos QRS são próximas das posições reais. Uma

análise quantitativa, no entanto, é apresentada na seção seguinte.

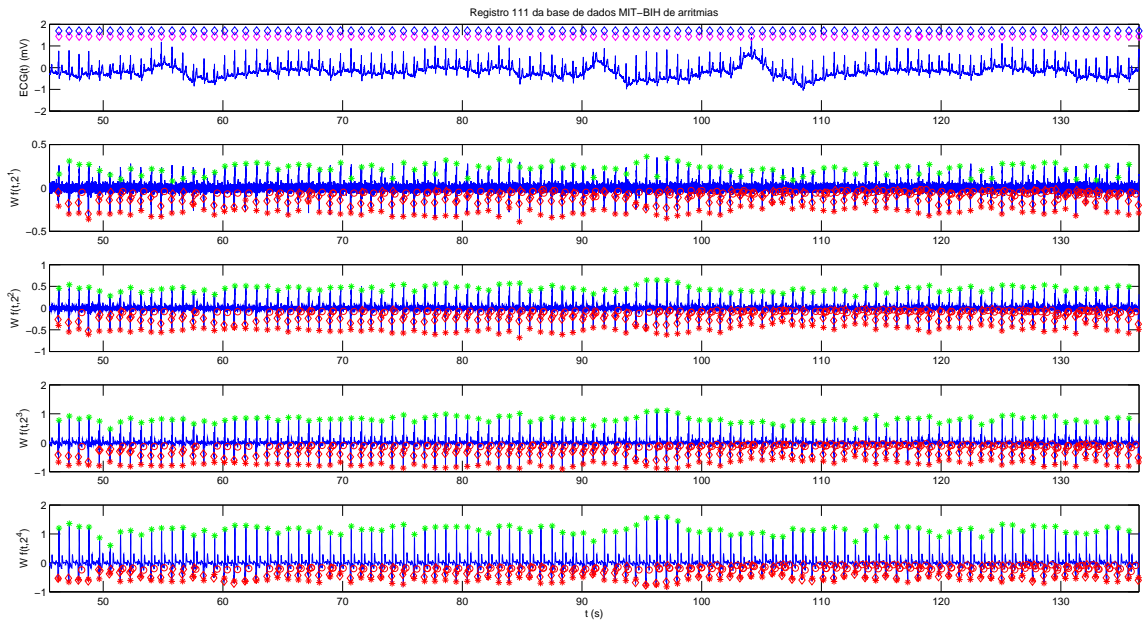


Figura 4.4: Picos de ondas R detectados no sinal do canal 1 do registro 111.

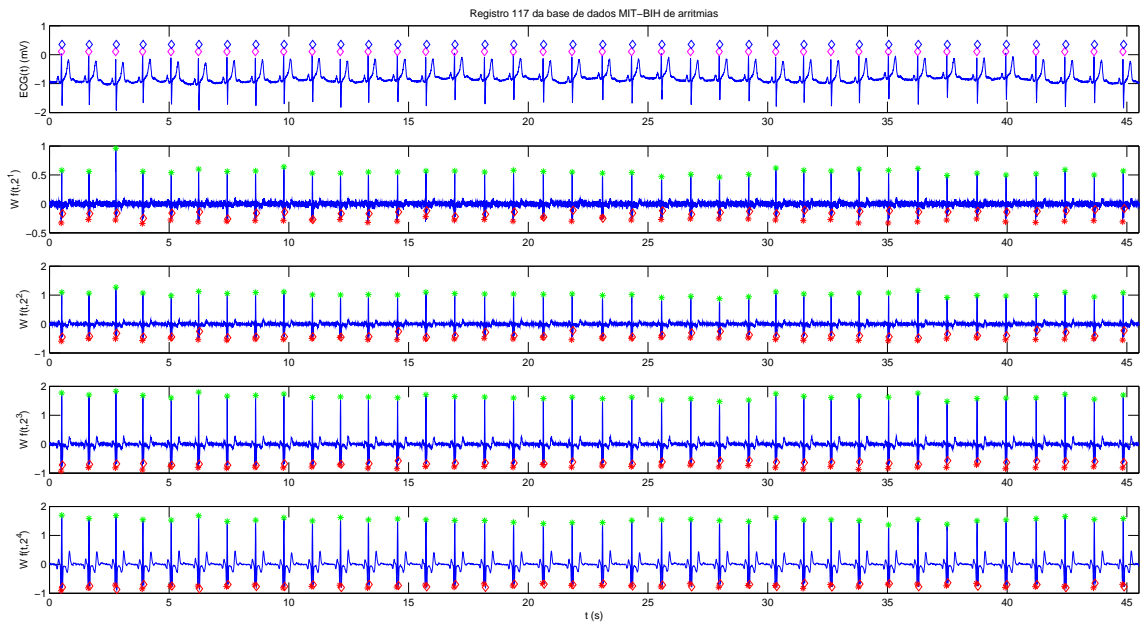


Figura 4.5: Picos de ondas R detectados no sinal do canal 1 do registro 117.

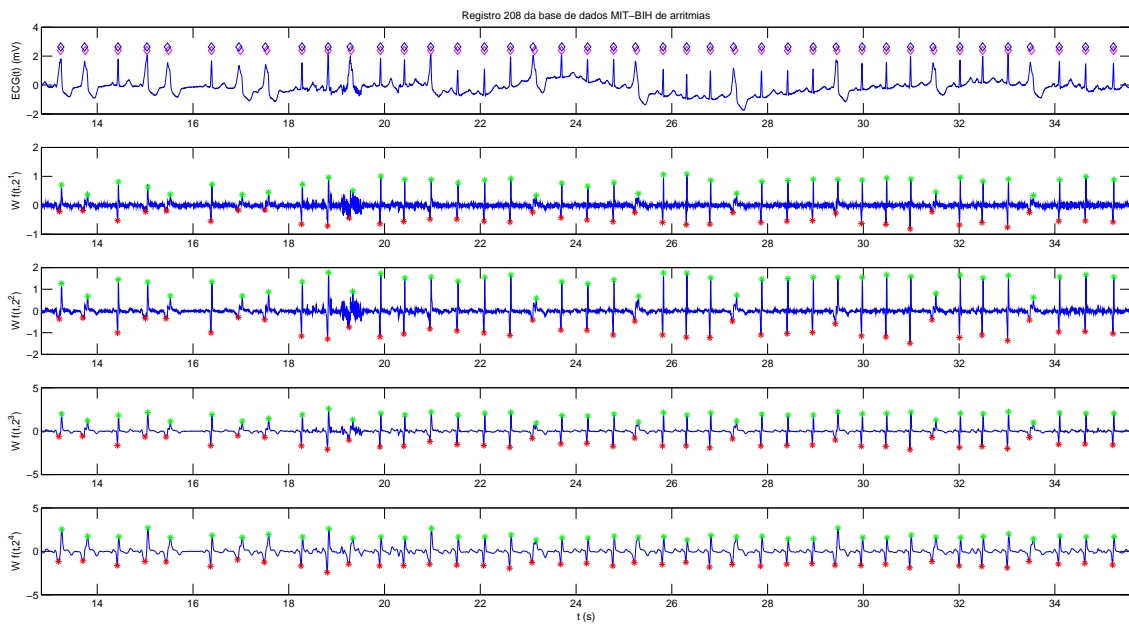


Figura 4.6: Picos de ondas R detectados no sinal do canal 1 do registro 208.

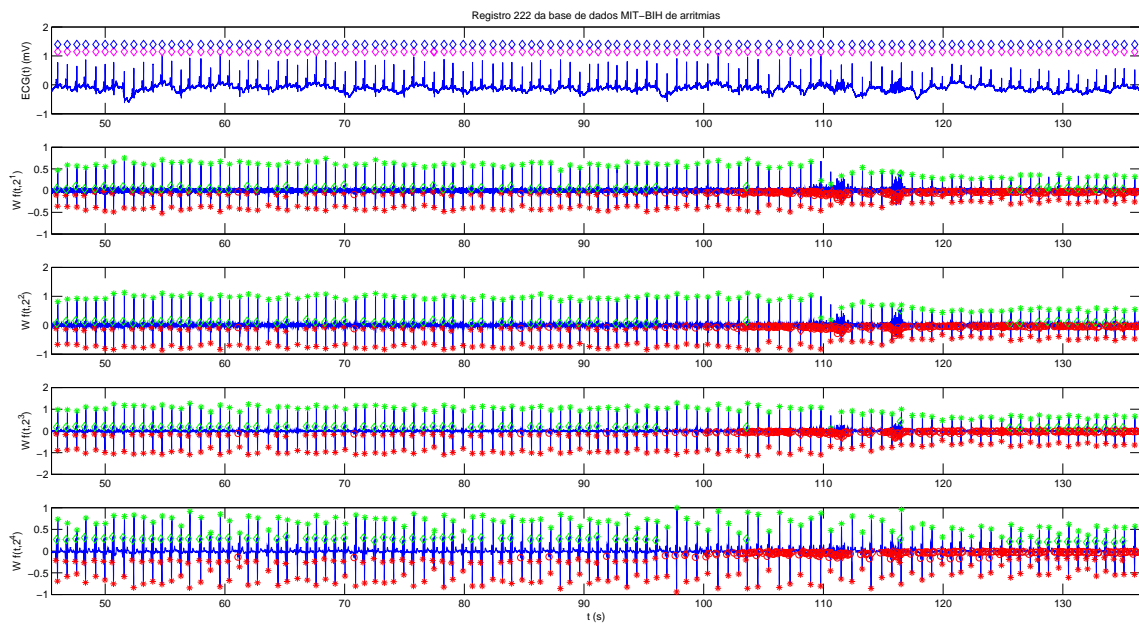


Figura 4.7: Picos de ondas R detectados no sinal do canal 1 do registro 222.

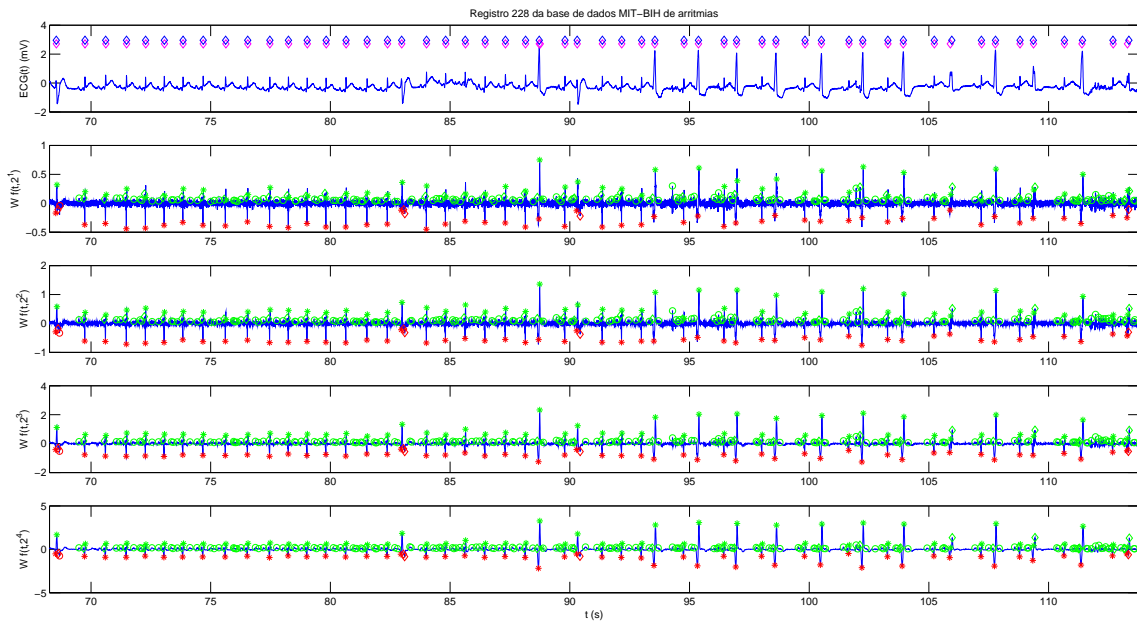


Figura 4.8: Picos de ondas R detectados no sinal do canal 1 do registro 228.

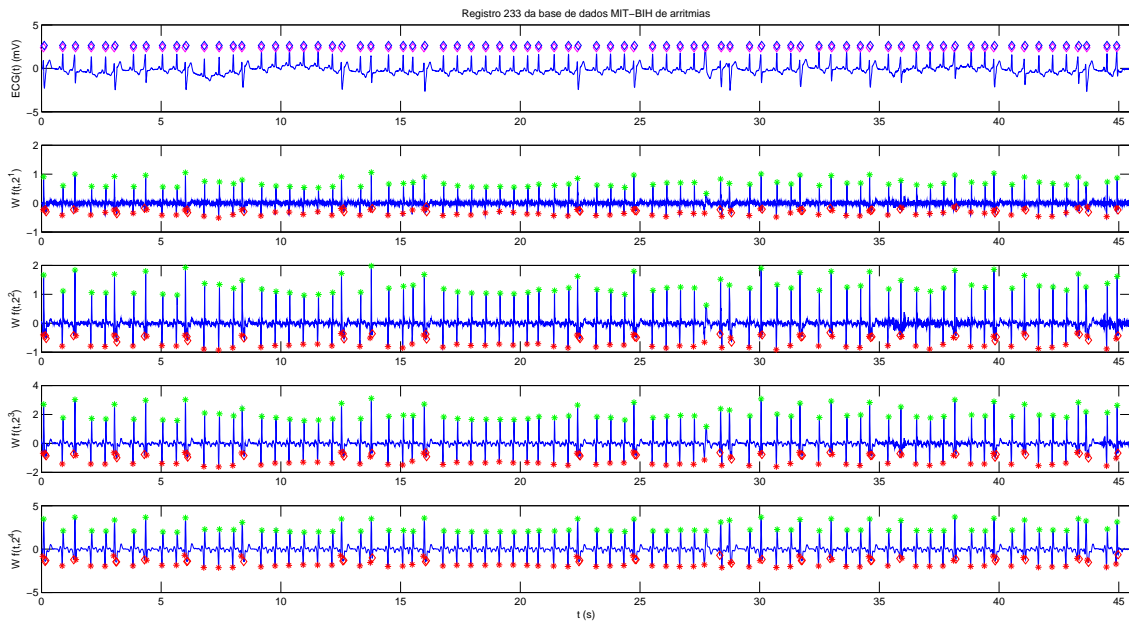


Figura 4.9: Picos de ondas R detectados no sinal do canal 1 do registro 233.

Observa-se, qualitativamente, que as posições detectadas dos complexos QRS são próximas das posições reais. Uma análise quantitativa, no entanto, é apresentada na seção seguinte.

4.2 Resultados finais

A Tabela 4.1 mostra os resultados da execução do software desenvolvido, para cada um dos registros da base de dados MIT-BIH de arritmias, nos primeiros 2^{15} pontos do eletrocardiograma do primeiro canal de cada registro.

Registro	Total de batimentos	FP	FN	Total falso	Detecção falhada(%)
100	112	0	0	0	0,00
101	106	0	0	0	0,00
102	111	1	4	5	4,50
103	107	0	0	0	0,00
104	113	14	5	19	16,81
105	126	0	0	0	0,00
106	102	0	0	0	0,00
107	108	9	1	10	9,26
108	87	6	4	10	11,49
109	135	0	0	0	0,00
111	105	0	0	0	0,00
112	130	0	0	0	0,00
113	88	0	0	0	0,00
114	83	0	0	0	0,00
115	95	0	0	0	0,00
116	119	1	0	1	0,84
117	76	0	0	0	0,00
118	110	0	0	0	0,00
119	99	0	0	0	0,00
121	91	0	0	0	0,00
122	132	0	0	0	0,00
123	75	0	0	0	0,00
124	75	0	0	0	0,00
200	130	4	2	6	4,62
201	136	0	0	0	0,00
202	80	1	1	2	2,50
203	156	2	7	9	5,77
205	135	0	0	0	0,00
207	80	35	20	55	68,75
208	159	0	9	9	5,66
209	142	0	0	0	0,00
210	137	0	7	7	5,11
212	137	0	0	0	0,00
213	168	0	1	1	0,60
214	116	0	0	0	0,00
215	171	1	0	1	0,58
217	110	0	0	0	0,00
219	115	0	0	0	0,00
220	109	0	0	0	0,00
221	119	0	0	0	0,00
222	113	1	0	1	0,89
223	121	0	3	3	2,48
228	108	9	1	10	9,26
230	118	0	0	0	0,00
231	96	0	0	0	0,00
232	88	1	0	1	1,14
233	158	0	0	0	0,00
234	140	0	0	0	0,00
Total	5527	85	65	150	-

Tabela 4.1: Resultados finais para trechos de 2^{15} pontos dos ECGs da base de dados MIT-BIH de arritmias.

Observa-se, para vários eletrocardiogramas, uma taxa de erro de 0,00%. O erro médio, no entanto, é de $\frac{150}{5527} = 2,71\%$. Nota-se uma taxa de erro muito elevada – de 68,75% – para

o registro 207. A Figura 4.10 mostra os picos detectados no sinal deste registro. Observa-se que as falsas detecções se devem, principalmente, ao ruído do sinal no caso dos falsos positivos, e à presença de modulus máxima com amplitude reduzida no caso dos falsos negativos. Grande parte destas falsas detecções seria evitada, então, caso o algoritmo para as regras adicionais da Seção 3.2.6 houvesse sido implementado. À data da redação do presente parágrafo, no entanto, o *software* desenvolvido não leva em consideração estas regras.

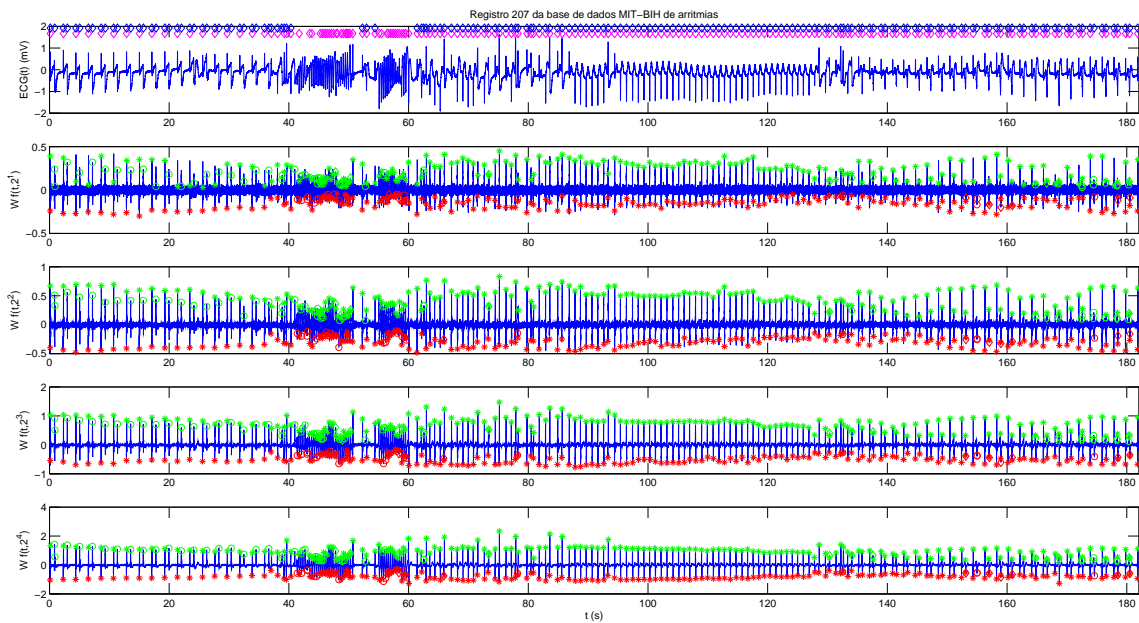


Figura 4.10: Picos de ondas R detectados no sinal do canal 1 do registro 207.

5 Conclusões

O uso de Transformadas Wavelet mostra-se bastante conveniente para a análise de sinais de eletrocardiograma. Sua capacidade intrínseca de reduzir os efeitos do ruído presente no sinal, sem que este passe por uma etapa de pré-processamento, é uma grande vantagem em relação às metodologias previamente adotadas para este fim. A principal vantagem da Transformada Wavelet é, no entanto, sua capacidade de análise de sinais não-estacionários, como o de eletrocardiograma. A decomposição de um sinal temporal em um sinal no plano tempo-escala é extremamente conveniente, e as Transformadas Wavelet fornecem uma tal representação de maneira muito superior à de outras transformadas com a mesma proposta, como a Transformada de Fourier de Tempo Curto – STFT, *short-time Fourier transform*.

Outro ponto remarcável é a facilidade de implementação da Transformada Wavelet Estacionária. Sua representação equivalente em um banco de filtros digitais com resposta impulsiva finita, com baixo número de coeficientes na aplicação aqui desenvolvida, demonstra claramente a grande aplicabilidade deste tipo de transformada. De fato, a perspectiva da representação da transformada em um banco de filtros permite uma nova visualização, extremamente simples, do problema. De certa forma, pode-se dizer que a teoria por detrás das Transformadas Wavelet conduz à construção de filtros altamente adaptados a determinadas aplicações, como a da análise de sinais de ECG.

Os resultados apresentados na Seção 4.2 mostraram-se adequados em relação à proposta inicial do trabalho. Com exceção do registro 207, cujos complexos QRS não foram, em maioria, detectados, todos os outros registros puderam ser analisados de maneira suficientemente precisa, com taxas de acerto de 100% para uma parcela considerável dos 48 sinais analisados.

Pode-se enfatizar, então, a robustez à qual é conduzido o algoritmo, por meio da utilização da Transformada Wavelet Estacionária. Através da correta análise da transformada, é possível extrair, de maneira sólida, grande quantidade de informações que, antes

do desenvolvimento da teoria associada às Transformadas Wavelet, eram mais dificilmente acessíveis. Os resultados aqui obtidos, através de um *software* cujo código é relativamente simples, ilustram o poder desta ferramenta.

6 Trabalhos Futuros

Dentre os possíveis trabalhos futuros, relacionados à proposta deste trabalho, as seguintes idéias podem ser consideradas:

1. **Implementar o algoritmo para análise off-line em outras linguagens de programação, como Java.** De fato, como foi visto, a implementação da Transformada Wavelet Estacionária aqui utilizada é facilmente implementável, independente da linguagem de programação, dado que a escolha de *wavelets* ortogonais, como a *wavelet* de spline quadrático, permite o cálculo da Transformada Wavelet associada do ponto de vista de um banco de filtros digitais com resposta impulsiva finita;
2. **Associar estatisticamente os resultados fornecidos pelo algoritmo com distúrbios cardiovasculares conhecidos.** Analisando-se os intervalos obtidos a partir da detecção dos pontos característicos do eletrocardiograma, torna-se possível inferir a existência de certa doença cardiovascular, ou a propensão a que ela se desenvolva;
3. **Adaptar o algoritmo proposto a uma aplicação on-line.** O algoritmo aqui desenvolvido não possui como enfoque aplicações em tempo real. No entanto, do ponto de vista computacional, a Transformada Wavelet Estacionária é altamente conveniente para tal fim. Assim, o algoritmo pode ser revisto e adaptado;
4. **Implementar dispositivo on-line para análise de sinais de ECG.** Uma vez que o algoritmo for adaptado a aplicações em tempo real, um processador digital de sinais pode ser utilizado para a implementação de um dispositivo de análise on-line. Este dispositivo pode possuir GPS integrado, e pode estar conectado a uma rede, de forma a enviar as coordenadas do paciente no caso de eventos mais graves associados a um distúrbio cardiovascular.

Anexos

Código fonte do *software*

```
function [tqrs] = detqrs(numecg,lim1,lim2)

tqrs = [];
ecg=lerecg(numecg,lim1,lim2);

[lmin,lmax,~,~,~,~,~,~,~,~]=linhasmm(ecg);

% Picos das ondas R nos zero-crossings do nivel.
tqrs=zerocrossings(lmax(1,:),lmin(1,:));

function [linhasmin, linhasmax, swc, minisol, maxisol, ...
    minred,maxred,linhasmin0,linhasmax0,linhasmin1,linhasmax1] ...
    =linhasmm(sinalecg)

% Filtros de decomposicao.
qsd_hi = [0 -2 2 0]; qsd_lo = [0.125 0.375 0.375 0.125];

% Stationary Wavelet Transform do sinal de ECG.
swc=swt(sinalecg,4,qsd_lo,qsd_hi);

% Correcao da matriz swc, considerando os delays.
for i=2:4
    nz=2^(i-1)-1;
    swc(i,:)=zeros(1,nz) swc(i,1:end-nz)];
end

[min4 max4]=picos(swc(4,:));

linhasmin=zeros(8,size(min4,1)); % Linhas de minimos
linhasmax=zeros(8,size(max4,1)); % Linhas de maximos

linhasmin(4,:)=min4(:,1);
linhasmin(8,:)=min4(:,2);
linhasmax(4,:)=max4(:,1);
linhasmax(8,:)=max4(:,2);

coefth=[0.4 0.4 0.4];
```

```

for i=3:-1:1
    [minimos, maximos]=picosv(swc(i,:),coefth(i),...
        linhasmin(i+1,:),linhasmax(i+1,:));
    linhasmin(i,:)=minimos(:,1);
    linhasmin(i+4,:)=minimos(:,2);
    linhasmax(i,:)=maximos(:,1);
    linhasmax(i+4,:)=maximos(:,2);
end

% Eliminação de linhas com 0 na escala 1.
linhasmin(:,linhasmin(1,:)==0)=[];
linhasmax(:,linhasmax(1,:)==0)=[];

linhasmin0=linhasmin;
linhasmax0=linhasmax;

% Eliminacao de linhas isoladas.
maxisol=lisoladas(linhasmax(1,:),linhasmin(1,:));
linhasmax(:,maxisol)=[];
minisol=lisoladas(linhasmin(1,:),linhasmax(1,:));
linhasmin(:,minisol)=[];
%maxisol=[];
%minisol=[];

linhasmin1=linhasmin;
linhasmax1=linhasmax;

% Eliminacao de linhas redundantes.
maxred=lredundantes(linhasmax(3,:),linhasmax(7,:),linhasmin(3,:));
linhasmax(:,maxred)=[];
minred=lredundantes(linhasmin(3,:),linhasmin(7,:),linhasmax(3,:));
linhasmin(:,minred)=[];
%maxred=[];
%minred=[];

% Diz se um ponto i é um máximo local, com amplitude maior do que th
function [maxi]=ismax(i,sinal,th)
l=length(sinal);
if i>1 && i<l
    maxi = sinal(i)>th & sinal(i)>sinal(i-1) & sinal(i)>=sinal(i+1);
else
    maxi=false;
end

function [ecg]=lerecg(registro,lim1,lim2)

```

```

arquivo=['../mitdb/' num2str(registro) 'm.mat'];
load(arquivo,'data');
ecg=data(1,lim1:lim2);

```

```

function isol = lisoladas(tmod,tfix)

```

```

janela=43;      % 43 pontos = 120ms, para uma fs de 360Hz

```

```

isol=false(1,length(tmod));
for t=1:length(tmod)
    j1=tmod(t)-janela;
    j2=tmod(t)+janela;
    isol(t)=isempty(find(tfix>=j1 & tfix<=j2,1));
end

```

```

function [redundantes] = lredundantes(tmod,ymod,tfix)

```

```

janela=43;      % 43 pontos = 120ms, para uma fs de 360Hz

```

```

redundantes=false(1,length(tmod));
for i=1:length(tfix)
    t1=tfix(i)-janela;
    t2=tfix(i)+janela;
    modmaxima=find(tmod>=t1 & tmod<=t2 & ~redundantes);
    if length(modmaxima)>1
        red=false(1,length(modmaxima));
        amp=abs(ymod(modmaxima));
        dist=abs(tmod(modmaxima)-tfix(i));
        parametro=amp./dist;
        pmax=max(parametro);
        red(1.2*parametro<pmax)=true;
        if length(find(~red))>1
            dist(red)=Inf;
            lado1=tmod(modmaxima)<tfix(i);
            lado2=tmod(modmaxima)>tfix(i);
            if ~isempty(find(~red(lado1), 1)) && ~isempty(find(~red(lado2),1))
                if ymod(1)>0
                    red(lado1)=true;
                    dist(lado1)=Inf;
                    mindist=min(dist);
                    red(dist~=mindist)=true;
                else
                    red(lado2)=true;
                    dist(lado2)=Inf;
                    mindist=min(dist);
                end
            end
        end
    end
end

```

```

        red(dist~=mindist)=true;
    end
else
    mindist=min(dist);
    red(dist~=mindist)=true;
end
end
redundantes(modmaxima(red))=true;
end
end

% Encontrar modulus maxima. pm>0: mod maxima positivos, pm<0: mod max
% negativos
function modmaxima=modmax(sinal,coefth,coefa,coefy,a0,pm)
modmaxima=[];
s=sign(pm)*sinal;          % Sinal modificado
a=a0;
for t=2:length(s)-1
    y=s(t);
    th=coefth*a;
    if ismax(t,s,th)
        modmaxima=[modmaxima; t sign(pm)*y];
        if abs(y)<2*a
            a=coefa*a+coefy*abs(y);
        end
    end
end
end

function [minimos, maximos] = picos(sinal)

coefth=0.4;
coefa=0.875;function [an]=anot(registro)

arquivo=['../mitdb/' num2str(registro) 'a.mat'];
load(arquivo,'ann');
an=ann+1;
coefy=0.125;

% Detectar maximos locais
a0=primodmax(sinal,coefth,1);          % Primeiro modulus maximum positivo
maximos=modmax(sinal,coefth,coefa,coefy,a0,1);

% Detectar minimos locais
a0=primodmax(sinal,coefth,-1);        % Primeiro modulus maximum negativo
minimos=modmax(sinal,coefth,coefa,coefy,a0,-1);

```

```

function [minimos, maximos] = picosv(sinal,coefth,tminv,tmaxv)

coefa=0.875;
coefy=0.125;

% Detectar maximos locais
a0=primodmax(sinal,coefth,1);
maximos=maxvs(sinal,tmaxv,coefth,coefa,coefy,a0,1);

% Detectar minimos locais
a0=primodmax(sinal,coefth,-1);
minimos=maxvs(sinal,tminv,coefth,coefa,coefy,a0,-1);

% Encontrar um único maximum na vizinhança de tviz
function maximo = maxv(sinal,tviz,th)
mj=5;
tempos=1:length(sinal);
if tviz
    ampmax=-Inf;
    distmin=Inf;
    tdistmin=0;tampmax=0;
    ydistmin=0;yampmax=0;
    if tviz-mj<1
        t1=1;
    else
        t1=tviz-mj;
    end
    if tviz+mj > length(sinal)
        t2=length(sinal);
    else
        t2=tviz+mj;
    end
    for t=tempos(t1:t2);
        if ismax(t,sinal,th)
            y=sinal(t);
            amp=abs(y);
            dist=abs(t-tviz);
            if amp>=ampmax
                if amp>ampmax
                    yampmax=y;
                    tampmax=t;
                elseif dist<abs(tampmax-tviz)
                    tampmax=t;
                end
            end
            if dist<=distmin
                if dist<distmin

```

```

        ydistmin=y;
        tdistmin=t;
    elseif amp>abs(ydistmin)
        ydistmin=y;
        tdistmin=t;
    end
end
end
end
if tdistmin==tampmax
    tmax=tampmax;
    ymax=yampmax;
else
    if abs(yampmax)>1.2*abs(ydistmin)
        tmax=tampmax;
        ymax=yampmax;
    else
        tmax=tdistmin;
        ymax=ydistmin;
    end
end
maximo=[tmax ymax];
else
    maximo=[0 0];
end

% Encontrar modulus maxima na vizinhança dos elementos de tv
function maxima=maxvs(sinal,tv,coefth,coefa,coefy,a0,pm)
sinal=sign(pm)*sinal;
maxima=zeros(length(tv),2);
a=a0;
for i=1:length(tv);
    tviz=tv(i);
    th=coefth*a;
    maximum=maxv(sinal,tviz,th);
    maximum(1,2)=sign(pm)*maximum(1,2);
    maxima(i,:)=maximum;
    if abs(maximum(1,2))<2*a
        a=coefa*a+coefy*abs(maximum(1,2));
    end
end
end

function [maxred,minred]=plotar(numecg)

int=2^16;
sinalecg=(lerecg(numecg,1,int)-1024)/200;
tqrsa=anot(numecg);

```

```

tqrsa=tqrsa(tqrsa<=int);
[lmin,lmax,swc,minisol,maxisol,minred,maxred,...
    lmin0,lmax0,lmin1,lmax1]=linhasmm(sinalecg);
tqrs = detqrs(numecg,1,int);

ax=zeros(1,5);

ax(1)=subplot(5,1,1);
t=(0:int-1)/360;
plot(t,sinalecg);
hold on;
plot((tqrs-1)/360,max(sinalecg)+0.05,'md');
plot((tqrsa-1)/360,max(sinalecg)+0.3,'bd');

for i=1:4
    ax(i+1)=subplot(5,1,i+1);
    plot(t,swc(i,:));
    hold on;
    plot((lmin(i,:)-1)/360,lmin(i+4:,:), 'r*');
    plot((lmax(i,:)-1)/360,lmax(i+4:,:), 'g*');
    plot((lmax0(i,maxisol)-1)/360,lmax0(i+4,maxisol), 'go');
    plot((lmin0(i,minisol)-1)/360,lmin0(i+4,minisol), 'ro');
    plot((lmax1(i,maxred)-1)/360,lmax1(i+4,maxred), 'gd');
    plot((lmin1(i,minred)-1)/360,lmin1(i+4,minred), 'rd');
end
linkaxes(ax,'x');
set(ax,'XLim',[0 (int-1)/360]);

xlabel(ax(5),'t (s)');

titulo=['Registro ' int2str(numecg) ' da base de dados MIT-BIH de arritmias'];
title(ax(1),titulo);
ylabel(ax(1),'ECG(t) (mV)');
ylabel(ax(2),'W f(t,2^1)');
ylabel(ax(3),'W f(t,2^2)');
ylabel(ax(4),'W f(t,2^3)');
ylabel(ax(5),'W f(t,2^4)');

for i=1:5
    set(ax(i),'Position',[0.06 (0.99-0.18*i) 0.9 0.13]);
end

% Detectar amplitude do primeiro maximo local do sinal
function a=primodmax(sinal,coefth,pm)
sinal=sign(pm)*sinal;
a=3*vrms(sinal); % Estimativa da amplitude do primeiro pico
th=coefth*a;

```

```
t=2; while ismax(t,sinal,th)==false && t<=length(sinal), t=t+1; end
y=sinal(t);
a=abs(y);
```

```
function resposta(fs)
```

```
G=[]; H=[]; Q=[];
g0=[0 -2 2 0]; h0=[0.125 0.375 0.375 0.125];
```

```
for k=1:5
    g=upsample(g0,2^(k-1));
    h=upsample(h0,2^(k-1));
    [G(k,:),w]=freqz(g);
    [H(k,:),~]=freqz(h);
    Q(k,:)=G(k,:);
    j=k-1;
    while j>0
        Q(k,:)=Q(k,:).*H(j,:);
        j=j-1;
    end
    f=fs*w/(2*pi);
    plot(f,abs(Q(k,:)));
    hold on
end
```

```
hold off
```

```
function q=splinequad(n)
```

```
h=[0.125 0.375 0.375 0.125];
g=[-2 2];
q=upsample(g,2^(n-1));
for i=1:(n-1)
    q=conv(h,q);
    h=dyadup(h,0);
end
q=q(1:(2^(n+1)-2));
w=linspace(0,2*pi,length(q));
plot(w,q);
```

```
function [resultados erro] = validar(int)
```

```
records=[100 101 102 103 104 105 106 107 108 109 111 112 113 114 115 ...
        116 117 118 119 121 122 123 124 200 201 202 203 205 207 208 209 ...
        210 212 213 214 215 217 219 220 221 222 223 228 230 231 232 233 234];
```



```

disp('Registro      Total      FP      ...
      FN      Falhado      Falhado(%)')
resultados=zeros(length(records),5);
%pc=zeros(length(records),1);
resultados(:,1)=records;
for i=1:length(records)
    r=records(i);
    tqrs=detqrs(r,1,int);
    tqrsa=anot(r);
    tqrsa=tqrsa(tqrsa<=int);

    tot=length(tqrsa);
    fp=falsopositivo(tqrs,tqrsa);
    fn=falsonegativo(tqrs,tqrsa);
    f=fp+fn;
    fpc=100*f/tot;

    resultados(i,2)=tot;
    resultados(i,3)=fp;
    resultados(i,4)=fn;
    resultados(i,5)=f;
    resultados(i,6)=fpc;

    %if fpc>20
    %    figure;
    %    plotar(r);
    %end

    disp(num2str(resultados(i,:)));
end

%for i=1:5
%    resultados(end,i)=sum(resultados(i,:));
%end

erro=100*sum(resultados(:,5))/sum(resultados(:,2));

function zcross = zerocrossings(tmax,tmin)

janela = 43;
zcross=[];

for k=1:length(tmax)
    t=tmax(k);
    j1=t-janela;
    j2=t+janela;

```

```

    tmincorr=tmin(tmin>j1 & tmin<j2);    % tmin correspondente
    tzero=round((t+tmincorr)/2);
    zcross=[zcross tzero];
end

```

```

function nfn = falsonegativo(tqrs,tqrsann)

```

```

fn=false(1,length(tqrsann));
tolerancia=18;

for k=1:length(tqrsann)
    t1=tqrsann(k)-tolerancia;
    t2=tqrsann(k)+tolerancia;
    fn(k)=isempty(find(tqrs>t1 & tqrs<t2, 1));
end
nfn=length(find(fn==1));

```

```

function nfp = falsopositivo(tqrs,tqrsann)

```

```

fp=false(1,length(tqrs));
tolerancia=18;

for k=1:length(tqrs)
    t1=tqrs(k)-tolerancia;
    t2=tqrs(k)+tolerancia;
    fp(k)=isempty(find(tqrsann>t1 & tqrsann<t2, 1));
end
nfp=length(find(fp==1));

```

```

function [an]=anot(registro)

```

```

arquivo=['../mitdb/' num2str(registro) 'a.mat'];
load(arquivo,'ann');
an=ann+1;

```

Referências Bibliográficas

- ADDISON, P. S. **The Illustrated Wavelet Transform Handbook**. 1. ed. Bristol: Institute of Physics Publishing, 2002.
- BAHOURA, M.; HASSANI, M.; HUBIN, M. DSP Implementation of Wavelet Transform for Real Time ECG Wave Forms Detection and Heart Rate Analysis. **Computer Methods and Programs in Biomedicine**, v. 52, p. 35–44, 1997.
- CLIFFORD, G. D.; AZUAJE, F.; MCSHARRY, P. E. (Ed.). **Advanced Methods And Tools for ECG Data Analysis**. 1. ed. [S.l.]: Artech House, 2006.
- GUYTON, A. C.; HALL, J. E. **Tratado de Fisiologia Médica**. 11. ed. Rio de Janeiro: Elsevier, 2006.
- KADAMBE, S.; MURRAY, R.; BOUDREAUX-BARTELS, G. F. Wavelet Transform-Based QRS Complex Detector. **IEEE Transactions on Biomedical Engineering**, v. 46, n. 7, p. 838–848, 1999.
- LI, C.; ZHENG, C.; TAI, C. Detection of ECG Characteristic Points Using Wavelet Transforms. **IEEE Transactions on Biomedical Engineering**, v. 42, n. 1, p. 21–28, 1995.
- MALLAT, S. **A Wavelet Tour of Signal Processing, The Sparse Way**. 3. ed. Burlington: Elsevier, 2009.
- MARIEB, E. N.; HOEHN, K. **Human Anatomy and Physiology**. 7. ed. [S.l.]: Benjamin Cummings, 2006.
- MARTÍNEZ, J. P. et al. A Wavelet-Based ECG Delineator: Evaluation on Standard Databases. **IEEE Transactions on Biomedical Engineering**, v. 51, n. 4, p. 570–581, 2004.
- SAHAMBI, J. S.; TANDON, S. N.; BHATT, R. K. P. Using Wavelet Transforms for ECG Characterization, An On-line Digital Signal Processing System. **IEEE Engineering in Medicine and Biology**, v. 16, n. 1, p. 77–83, 1997.
- SÖRNMO, L.; LAGUNA, P. **Bioelectrical Signal Processing in Cardiac and Neurological Applications**. 1. ed. [S.l.]: Elsevier, 2005.
- THAKOR, N. V.; WEBSTER, J. G.; TOMPKINS, W. J. Estimation of QRS Complex Power Spectra for Design of a QRS Filter. **IEEE Transactions on Biomedical Engineering**, v. 31, n. 11, p. 702–706, 1984.