



UNIVERSIDADE FEDERAL RURAL DO SEMI-ÁRIDO
CENTRO MULTIDISCIPLINAR DE PAU DOS FERROS
BACHARELADO EM ENGENHARIA DE COMPUTAÇÃO

LEILA MARIA DE FREITAS SOUZA

DETECÇÃO DE COMPLEXO QRS BASEADO NA TRANSFORMADA
WAVELET DISCRETA REDUNDANTE COM EFEITO DE BORDAS

PAU DOS FERROS/RN

2021

LEILA MARIA DE FREITAS SOUZA

DETECÇÃO DE COMPLEXO QRS BASEADO NA TRANSFORMADA
WAVELET DISCRETA REDUNDANTE COM EFEITO DE BORDAS

Monografia apresentada à Universidade Federal Rural do Semi-árido - UFERSA, Campus Pau dos Ferros, como parte dos requisitos para a obtenção do título de Bacharel em Engenharia de Computação.

Orientador: Cecilio Martins de Sousa Neto, Prof. Dr.

PAU DOS FERROS/RN

2021

© Todos os direitos estão reservados a Universidade Federal Rural do Semi-Árido. O conteúdo desta obra é de inteira responsabilidade do (a) autor (a), sendo o mesmo, passível de sanções administrativas ou penais, caso sejam infringidas as leis que regulamentam a Propriedade Intelectual, respectivamente, Patentes: Lei nº 9.279/1996 e Direitos Autorais: Lei nº 9.610/1998. O conteúdo desta obra tomar-se-á de domínio público após a data de defesa e homologação da sua respectiva ata. A mesma poderá servir de base literária para novas pesquisas, desde que a obra e seu (a) respectivo (a) autor (a) sejam devidamente citados e mencionados os seus créditos bibliográficos.

S719d Souza, Leila Maria de Freitas.
DETECÇÃO DE COMPLEXO QRS BASEADO NA
TRANSFORMADA WAVELET DISCRETA REDUNDANTE COM
EFEITO DE BORDAS / Leila Maria de Freitas Souza. -
2021.
34 f. : il.

Orientador: Cecilio Martins de Sousa Neto.
Monografia (graduação) - Universidade Federal
Rural do Semi-árido, Curso de , 2021.

1. Complexo QRS. 2. Transformada ???????. 3.
Efeito de Bordas. I. Neto, Cecilio Martins de
Sousa, orient. II. Título.

LEILA MARIA DE FREITAS SOUZA

DETECÇÃO DE COMPLEXO QRS BASEADO NA TRANSFORMADA
WAVELET DISCRETA REDUNDANTE COM EFEITO DE BORDAS

Monografia apresentada à Universidade Federal Rural do Semi-árido - UFERSA, Campus Pau dos Ferros, como parte dos requisitos para a obtenção do título de Bacharel em Engenharia de Computação.

Trabalho aprovado em Pau dos Ferros/RN, 31 de *Maio* de 2021:

Cecilio Martins de Sousa Neto, Prof. Dr.
Presidente

Pedro Thiago Valério de Souza, Prof. Dr.

Francisco Carlos Gurgel da Silva Segundo,
Prof. Dr.

Pau dos Ferros/RN
2021

AGRADECIMENTOS

Primeiramente, agradeço a minha família pelo suporte e toda ajuda que me deram durante meu percurso acadêmico, foi muito importante para que eu seguisse sempre em frente. Em especial a minha mãe, Maria Leilane, que sempre viu potencial em mim, e as minhas irmãs, Maria Luiza e Laila, que são as pessoas que mais amo. Agradeço também ao meu sobrinho, Ravi, que nem sabe falar ainda mas me deu muita alegria em dias de desgaste.

Quero agradecer também aos meus professores que me incentivaram e ajudaram sempre, em especial Cecilio Martins, Francisco Segundo, Pedro Souza e Adller Guimarães, que além de tudo foram amigos por quem terei sempre muito carinho e respeito. Posso não ter sempre me expressado bem, mas quero deixar registrado que vocês são muito especiais para mim.

Agradeço a Luma Sllary, Bianca Guimarães e Karolayne Azevedo, por serem amigas que me ajudaram e brigaram comigo quase todo semestre. Apesar das brigas, que foram muitas inclusive, vocês me ajudaram muito e são mulheres maravilhosas.

Por fim, agradeço ao meu companheiro, José Carlos, por ter me dado suporte durante esses anos de graduação e ter me aguentado reclamar incansavelmente sobre as coisas não funcionarem de acordo com o plano.

RESUMO

Doenças cardiovasculares são aquelas que afetam o sistema circulatório, que consiste em coração e vasos sanguíneos, estima-se que, no Brasil, essas doenças sejam a principal causa de morte no país. O Eletrocardiograma é uma das ferramentas usadas para fazer o monitoramento e identificação desses problemas, neste quadro, o presente trabalho se propõe uma metodologia para detecção do complexo QRS em sinais cardíacos utilizando a transformada *wavelet* para processamento. A metodologia é baseada na análise dos coeficientes escala em vários níveis de decomposição da transformada *wavelet* discreta redundante com efeito de bordas. A validação da metodologia para detecção do complexo QRS foi desenvolvida por meio de um estudo comparativo entre a transformada wavelet discreta redundante e a transformada *wavelet* discreta redundante com efeito de bordas, em que se busca identificar os picos característicos da onda R. De acordo com os resultados obtidos, foi verificado melhor desempenho para a transformada *wavelet* discreta redundante com efeito de bordas, apresentando índices de sensibilidade e preditividade positiva equivalentes a 97.29 % e 100 %, respectivamente.

Palavras-chaves: Complexo QRS. Transformada *Wavelet*. Efeito de Bordas.

ABSTRACT

Cardiovascular diseases are those that affect the circulatory system, which consists of the heart and blood vessels, and it is estimated that, in Brazil, these diseases are the main cause of death in the country. The Electrocardiogram is one of the tools used to monitor and identify these problems and, in this context, the present work proposes to present a methodology for detecting the QRS complex in cardiac signals using the *wavelet* transform for processing. The methodology is based on the analysis of the scale coefficients at various levels of decomposition of the discrete redundant *wavelet* transform with edges effect. The validation of the methodology for detection of the QRS compound was developed by means of a comparative study between the discrete redundant wavelet transform and the discrete redundant *wavelet* transform with edge effect, in which one seeks to identify the characteristic peaks of the R wave. with the results obtained, a better performance was verified for the discrete redundant *wavelet* transform with edges effect, with sensitivity and positive predictive indices equivalent to 97.29 % and 100 %, respectively.

Key-words: QRS Complex. *Wavelet* Transform. Border Effects.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 – Eletrocardiograma	14
Figura 2 – Decomposição no primeiro nível TWD	17
Figura 3 – Decomposição no primeiro nível TWDR	20
Figura 4 – Processamento e análise do sinal cardíaco	24
Figura 5 – Ponto de ocorrência do Complexo QRS	25
Figura 6 – ECG original de número 100	25
Figura 7 – Coeficientes <i>wavelet</i> no segundo nível de resolução	26
Figura 8 – Coeficientes <i>wavelet</i> no quarto nível de resolução	26
Figura 9 – Energia dos Coficientes <i>wavelet</i> do sinal 100 na 4 ^o escala sem efeito de borda	27
Figura 10 – Energia dos Coficientes <i>wavelet</i> do sinal 100 na 4 ^o escala com efeito de borda	27
Figura 11 – Picos marcados após processamento e detecção	28

LISTA DE TABELAS

Tabela 1	–	Número de operadores aritméticos de diferentes funções <i>Wavelet</i>	23
Tabela 2	–	Informações e parâmetros para cada sinal	29
Tabela 3	–	Informações e parâmetros para cada sinal do processamento com TWDR com efeito de borda	29

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	9
1.1	Objetivos	10
1.1.1	Objetivos Específicos	10
1.2	Organização	10
2	ESTADO DA ARTE	11
2.1	Detecção Baseada na Transformada <i>Wavelet</i>	11
3	FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA	14
3.1	Eletrocardiograma	14
3.2	Transformada <i>Wavelet</i> Discreta –TWD	16
3.2.1	Filtros <i>Wavelet</i> e Escala da TWDR	18
3.2.2	Transformada <i>Wavelet</i> Discreta Redundante	19
3.2.3	Energia dos Coeficientes Escala e <i>Wavelet</i> da TWDR	20
3.2.4	Energia dos Coeficientes Escala e <i>Wavelet</i> da TWDR com Efeito de Bordas	21
4	RESULTADOS OBTIDOS	23
4.1	Descrição do Algoritmo	23
4.2	Resultados	28
5	CONCLUSÃO	31
	REFERÊNCIAS	32

1 INTRODUÇÃO

Segundo a Sociedade Brasileira de Cardiologia (2020), doenças cardiovasculares consistem em um grupo de doenças que afetam o coração e os vasos sanguíneos e incluem: doenças coronarianas, cerebrovasculares, reumáticas, entre outras. Além do risco de óbito, essas enfermidades comprometem a qualidade de vidas de seus portadores, e requerem uma gama de cuidados e acompanhamentos para manter o controle sobre as funções do coração e vasos.

No Brasil, as doenças cardiovasculares (DCVs) estão em primeiro lugar entre as causas de morte no país, de acordo com a plataforma Cardiômetro, da SBC, estima-se que mais de 289 mil pessoas morreram em decorrência dessas patologias no ano de 2019. Em 2020, até o mês de agosto, o país conta com mais de 264 mil mortes. No âmbito mundial, as DCVs são, atualmente, a maior causa de mortes, apresentando comportamento similar as grandes epidemias dos séculos passados, sendo estimado pela Organização Mundial da Saúde (OMS) um total de 23.6 milhões de mortes por DCV em 2030 (MENDIS et al., 2011).

Em geral, a identificação e o monitoramento dessas doenças são baseadas em diversos procedimentos, dentre estes o eletrocardiograma (ECG) é um dos mais utilizados. O ECG consiste em um procedimento rotineiro de grande relevância para o diagnóstico de um extenso quadro de patologias cardíacas, tais como: arritmias, isquemias, derrames, entre outras. O ECG é um método passivo e não invasivo baseado na representação gráfica da atividade elétrica do coração, que por meio da interpretação de ondas (P,QRS,T,U), segmentos e intervalos passíveis de medições, permitem-se identificar alterações (MARTINEZ; FERNANDEZ, 2015).

Na literatura são ilustrados diversos trabalhos para detecção da onda R. No entanto, os métodos propostos não apresentaram um percentual de acerto de 100% e, por essa razão, há uma grande quantidade de algoritmos desenvolvidos ou em desenvolvimento cujo objetivo é detectar o complexo QRS. A detecção de forma automática torna-se viável pois auxilia na determinação da taxa cardíaca do paciente, assim como outras características do ECG, sendo um suporte no processo de diagnósticos.

Basicamente, a detecção automática do complexo QRS é realizada em três etapas: aquisição do sinal ECG, pré-processamento do sinal e detecção do complexo QRS. Nessa perspectiva, algoritmos com base em Transformada *Wavelet* tem tido destaque por apresentarem um número menor de etapas de filtragem e análise, se comparado ao método de Pan & Tompkins e o Método do Operador de Diferenças (DOM), por exemplo, além de serem passíveis de implementação apenas usando um microprocessador, aferindo menor custo ao projeto. Essa abordagem ainda é caracterizada por atuar melhor em ambientes ruidosos (GOMES, 2018).

1.1 OBJETIVOS

O objetivo geral desse trabalho consiste no desenvolvimento de um método de detecção do complexo QRS utilizando a Transformada *Wavelet* Discreta Redundante com Efeito de Borda.

1.1.1 Objetivos Específicos

Analisar a Transformada *Wavelet* Discreta Redundante

Avaliar a atuação da Transformada *Wavelet* Discreta Redundante com Efeito de Bordas

Avaliar a influência da *Wavelet* mãe no desempenho do algoritmo.

Averiguar a influência dos níveis de decomposição

1.2 ORGANIZAÇÃO

No capítulo 2 serão apresentados os conteúdos teóricos que embasaram a estruturação da pesquisa, a fundamentação teórica relativa ao Eletrocardiograma, contendo trabalhos associados aos conceitos abordados, e Transformada *Wavelet*, fazendo uma abordagem sobre a Transformada *Wavelet* Redundante com e sem efeito de borda, levando em consideração uma gama de pesquisas relacionados ao tema. O capítulo 3 consiste na análise do comportamento da Transformada *Wavelet* bem como uma inspeção na escolha da *wavelet* mãe e como isso influencia o desempenho do algoritmo.

2 ESTADO DA ARTE

Apresenta-se neste capítulo um levantamento do estado da arte referente a aplicação da transformada *wavelet* na detecção de complexo QRS.

2.1 DETECÇÃO BASEADA NA TRANSFORMADA *WAVELET*

A detecção, em tempo real, do complexo QRS é uma importante ferramenta para diagnóstico de diversos problemas cardíacos. Madeiro et al. (2004) apresentaram um algoritmo capaz de determinar o ritmo cardíaco e a pré-classificação do ECG, auxiliando em diagnósticos médicos. O ritmo cardíaco é determinado por meio do intervalo R-R. A transformada *Wavelet*, por sua vez, é tida como uma rotina aplicada sobre os sinais que apresentam um alto desvio padrão dos intervalos R-R. Dessa forma, a TW -transformada *wavelet*- destaca os complexos QRS no sinal para, posteriormente, ser feita a detecção dos picos. Sua principal contribuição está na velocidade de detecção de picos sem a aplicação de um pré-processamento para os arquivos normais. Entretanto, para o caso de ECGs com alguma anomalia, o algoritmo primeiro realiza uma convolução do sinal com a função chapéu de mexicano para só em seguida realizar a detecção do ritmo cardíaco, o que infere numa menor velocidade de detecção.

Já na pesquisa de Oliveira (2009), foi desenvolvida a implementação, utilizando o FPGA (do inglês, *Field Programmable Gate Array*) e VHDL (linguagem de descrição de *hardware*), de duas técnicas de processamentos de sinais. A primeira técnica utiliza o algoritmo de Pan & Tompkins, que consiste num banco de filtros digitais; a segunda faz uso da transformada *Wavelet* discreta de Haar. O uso do FPGA teve como motivação a flexibilidade que a referida ferramenta possui em trabalhar com diversos blocos independentes e seu baixo tempo de processamento. Entretanto, o autor observou obstáculos no que se refere ao limite do dispositivo, pois o projeto ultrapassou a capacidade do hardware, sendo necessário realizar manipulações de programação para contornar o problema. Como resultados, o algoritmo utilizando a transformada *wavelet* apresentou melhores indicadores quando o sinal em análise apresentava ruídos provenientes de artefatos de movimentos. Por outro lado, o algoritmo Pan & Tompkins apresentou melhores valores para os demais sinais.

Na pesquisa de Abo-Zahhad (2013) é apresentado um algoritmo de compressão de ECG baseado na seleção ótima de filtros *wavelet* e dos níveis de *thresholds* em diferentes sub bandas. O algoritmo proposto segmenta o sinal ECG em quadros, sendo estes decompostos em m sub bandas por meio dos filtros *wavelet* otimizados. Os sinais analisados foram decompostos até o quinto nível de decomposição utilizando filtros *wavelet* ortogonais de seis parâmetros. O estudo proposto enfatiza que na maioria dos casos não é possível escolher – a priori- a melhor *wavelet*, pois

uma *wavelet* mãe pode ser melhor que outra para determinados sinais. Ainda assim, a técnica apresentada no trabalho, baseada em TWD e parametrização dos filtros *wavelet*, realiza compressão dos sinais de ECG com perda mínima de informações de diagnóstico ao mesmo tempo em que apresenta uma redução na taxa de informação. No entanto, a técnica proposta apresentou uma alta complexidade computacional.

Bouaziz, Boutana e Benidir (2014) desenvolveram um algoritmo otimizado para detecção do complexo QRS utilizando a análise *wavelet* multiresolução, para determinar o *status* cardíaco de pacientes por meio do complexo QRS. O algoritmo proposto é baseado no espectro de potência do sinal em diversos níveis de decomposição para selecionar coeficientes de detalhe correspondentes às bandas de frequência do complexo QRS. Primeiramente o método requer uma fase de pré-processamento, em que há a identificação de frequências do ruído e a remoção dos coeficientes de detalhes correspondentes. Em seguida, com base no espectro de potência dos demais detalhes, é selecionado coeficientes de detalhes para a detecção do complexo QRS. A função *g*, proposta no trabalho, é então uma combinação dos dois coeficientes de detalhes selecionados. Para validação fez-se uso da base de dados MIT-BIH, obtendo uma sensibilidade global de 99,87%, uma preditividade positiva de 99,79% e um erro percentual de 0,34%.

Silva, Soares e Sotomayor (2015) desenvolveram um algoritmo baseado na transformada *wavelet* para a detecção de características de eletrocardiogramas. Segundo os autores, optou-se por fazer uso da abordagem discreta para implementação, pois a abordagem contínua gera um grande número de coeficientes e, com uso da TWD, os valores de escalonamento e deslocamento são discretizados em bases de potência de 2. Preferiu-se ainda fazer uso da *Wavelet* Daubechies 6 pela semelhança entre a dita função e o complexo QRS, de forma a aplicar até o 4º nível de decomposição. No processo de testes, os autores utilizaram 6 sinais da base de dados MIT-BIH, provenientes de pacientes saudáveis, com taquicardia e bradicardia e, após a detecção dos complexos QRS, o algoritmo foi capaz de concluir com 100% de êxito as referidas arritmias cardíacas.

No trabalho de Cesari et al. (2017), é realizada uma pesquisa em que a finalidade é analisar a amplitude das ondas T (TWA - T wave amplitude) do eletrocardiograma, que são propostas como marcadores da inervação do miocárdio. Os autores introduziram um algoritmo baseado em *Wavelets* que atua, nessa ordem – para cada batimento do ECG –, delimitando os complexos QRS, os picos das ondas T, extremidade das ondas T e estimando o nível das linhas de base batimento por batimento. No processo de validação, em que se fez uso do banco de dados de arritmia MIT/BIH, o algoritmo de detecção de QRS alcançou uma sensibilidade e preditividade de 99,84% e 99,87% respectivamente. Referindo-se as ondas T com o banco de dados QT a sensibilidade foi de 99,50%.

Por fim foi aplicado o algoritmo no sinal ECG de indivíduos saudáveis que consumiram drogas antiadrenérgicas e anticolinérgicas. Os autores constataram que o consumo de atropina causou uma diminuição na TWA enquanto que o consumo de metoprolol causou um aumento na TWA, confirmando assim a hipótese clínica de que a TWA é um marcador da inervação do miocárdio.

Em Gomes (2018) é feita a implementação de um microsistema de eletrocardiograma para monitoramento remoto. Para tal, o referido trabalho fundamenta-se em métodos utilizando *Wavelets*, que podem ser implementados apenas com o uso de microprocessador e, dessa forma, representam menores custos, além de possibilitar a análise de sinais em diferentes bandas de frequência. Visando o baixo custo de processamento a *Wavelet* de Haar foi elencada para implementação, tornando desnecessário o uso de unidades de pontos flutuantes ou bibliotecas adicionais de abstração e reduzindo a decomposição a somas subtrações. Ainda assim, o algoritmo proposto alcançou uma precisão de 99,2% quando aplicado a base de arritmia do MIT-BIH –total de 48 sinas-, enquanto que a solução embarcada alcançou uma precisão de 100% nos batimentos testados, mesmo na presença de ruídos de 60 Hz.

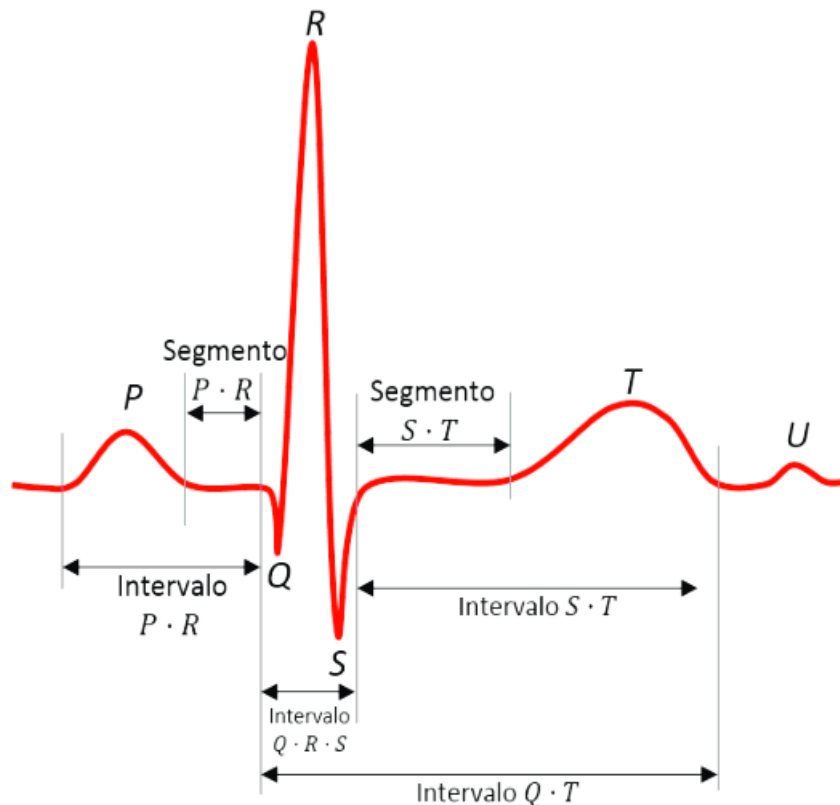
3 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

3.1 ELETROCARDIOGRAMA

O eletrocardiograma é responsável pela gravação da atividade elétrica das células, fazendo o registro das diferenças de potencial elétrico entre pontos dispares do corpo, ocasionadas durante a atividade cardíaca. Conforme uma excitação perpassa o coração, correntes elétricas fluem tanto pelo coração quanto pelos tecidos circunvizinhos, chegando a atingir a superfície do corpo. Este fluxo de corrente ocasiona uma diferença de potencial entre diferentes sítios do corpo, a qual é comumente medida pelo uso de eletrodos aplicados à pele, em localizações pré-definidas, e evidenciada no eletrocardiograma (LIMEIRA, 2016).

De um modo geral, o ECG é tido como um sucessão de ciclos cardíacos esboçados com morfologias variadas conforme a derivação aplicada. Estas derivações consistem na representação da ligação de dois eletrodos com pólos elétricos distintos, que monitoram o coração de vários ângulos e apanham as diferenças de potencial geradas pelo miocárdio. A sequência de eventos de contração (despolarização) e relaxamento (repolarização) dos músculos dos átrios e ventrículos durante o período de ciclo cardíaco gera ocorrências características que são ilustradas no sinal ECG por meio das ondas P, Q, R, S e T, conforme apresentado na Figura 1.

Figura 1 – Eletrocardiograma



- A onda P é tida como a primeira onda do ECG normal e representa a despolarização atrial. Morfologicamente, esta onda é arredondada, simétrica, de pequena amplitude e com duração inferior a 110ms. Segundo Feldman e Goldwasser (2004) a ausência da onda P constitui arritmias, tais como: os bloqueios atrioventriculares, fibrilação atrial e ritmo juncional. Em geral, sua duração remete ao tempo de excitação total dos átrios e pode haver variações conforme a frequência cardíaca e a idade do indivíduo, ou seja, quanto maior a idade, maior a duração da onda P. Em indivíduos adultos a duração varia entre 0,08 e 0,11s, enquanto que em crianças, essa variação fica entre 0,06 a 0,09s. Por outro lado, na frequência cardíaca a proporção é inversa, ou seja, quanto maior a frequência cardíaca, menor a duração da onda P.
- O complexo QRS corresponde ao segundo evento de um ECG normal e corresponde a despolarização dos ventrículos. A onda Q é tida como a primeira reflexão negativa, enquanto que onda R corresponde a primeira deflexão positiva. A onda S consiste na deflexão negativa posterior a R. A duração do complexo QRS tende a ser maior quanto mais velho é o indivíduo e quanto menor é a frequência. Entretanto, mesmo não havendo a modificação da frequência cardíaca, a duração do QRS aumenta com a idade. No que se refere à amplitude, os níveis de tensão do complexo QRS variam muito e tem grande dependabilidade de condições cardíacas e extra cardíacas, como o meio condutor que circunda o coração, por exemplo. A análise do QRS é de grande relevância pois permite a medição da taxa de batimento cardíaco, além de poder ser utilizado, por meio das formas e duração da onda, para aferir indicativos de doenças. A hipertrofia do ventrículo esquerdo pode ser observado a partir da amplitude do QRS, isso porquê esse crescimento causa um aumento da amplitude do complexo. O aumento da onda Q em 25% em relação ao tamanho do QRS pode ainda aferir área ventricular eletricamente inativa (necrose) (FELDMAN; GOLDWASSER, 2004).
- A onda T representa a repolarização ventricular em quase totalidade. É de forma arredondada, de inscrição lenta, sendo uma onda assimétrica, na qual o ramo ascendente é mais lento que o descendente. A duração dessa onda não é mensurada de forma isolada, sendo feita apenas no cálculo do intervalo Q-T, que demarca o espaço do início do complexo ventricular até o término da onda T, representando a sístole elétrica. Alterações nessa onda são visíveis em casos de pacientes tabagistas ou que ingeriram álcool recentemente, tornando-se aplanada.
- A onda U pode ser identificada logo após a onda T no ECG, apresentando-se como uma onda arredondada, de curta duração, pequena amplitude e de

mesma polaridade da onda T precedente. Essa onda é resultado da repolarização das células mid-miocárdicas, localizada entre o endocárdio e o epicárdico e o sistema His-Purkinje.

3.2 TRANSFORMADA *WAVELET* DISCRETA-TWD

A transformada *wavelet* consiste em uma ferramenta matemática bastante utilizada na análise de sinais no domínio do tempo e da frequência. A fundamentação teórica da transformada *wavelet* discreta (TWD) é baseada na análise multiresolução e na transformada de Haar propostas por Daubechies (1992) e Mallat (1989), respectivamente. A análise multiresolução estabelece que um dado sinal discreto pode ser decomposto nos coeficientes escala e *wavelet*, em vários níveis de decomposição, por meio de filtros passa-baixa (filtro escala) e passa-alta (filtro *wavelet*), como segue nas equações 3.1 e 3.2 (NETO, 2013):

$$s_j(k) = \sum_{n=-\infty}^{\infty} h_{\varphi}(n - 2k)s_{j-1}(n), \quad (3.1)$$

$$w_j(k) = \sum_{n=-\infty}^{\infty} h_{\Psi}(n - 2k)s_{j-1}(n), \quad (3.2)$$

no qual s_j e w_j representam os coeficientes escala e *wavelet* do nível de decomposição j ; s_{j-1} representa o sinal original; h_{φ} e h_{Ψ} representam os filtros escala e *wavelet*, no nível de decomposição j . Como os coeficientes escala s_j e os coeficientes *wavelet* w_j são obtidos por meio da convolução dos coeficientes de escala s_{j-1} do nível $j - 1$ com os filtros h_{φ} e h_{Ψ} , seguidos de uma subamostragem por dois, no primeiro nível de decomposição, temos:

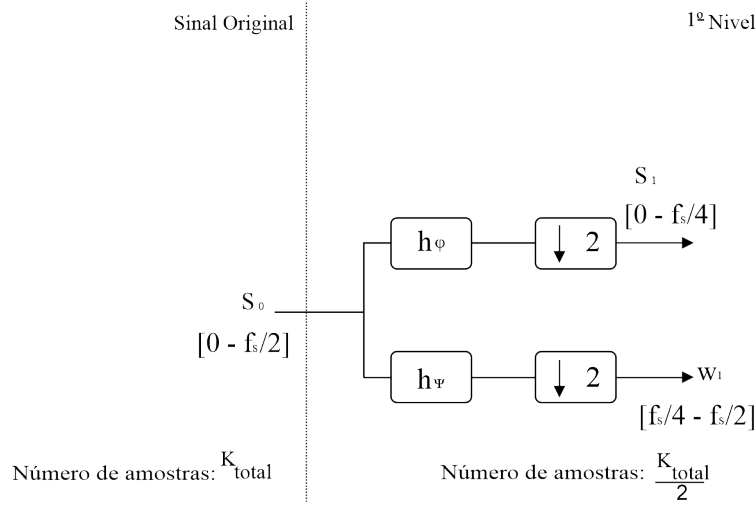
$$s_1(k) = \sum_{n=-\infty}^{\infty} h_{\varphi}(n - 2k)s_0(n) \quad (3.3)$$

$$w_1(k) = \sum_{n=-\infty}^{\infty} h_{\Psi}(n - 2k)s_0(n) \quad (3.4)$$

em que s_0 representa o sinal original.

Na Figura 2 é apresentado o processo de decomposição, no primeiro nível de decomposição, da TWD de um sinal original $s_0(k)$, com um número de amostras k_{total} e frequência de amostragem f_s . Os blocos h_{φ} e h_{Ψ} representam os filtros escala e *Wavelet* e o bloco $\downarrow 2$ remete ao processo de subamostragem por 2.

Figura 2 – Decomposição no primeiro nível TWD



Baseado na Figura 2, devido a operação de subamostragem na TWD, os coeficientes escala e *wavelet* no nível de decomposição j possuem apenas metade do número de amostras do sinal de entrada s_{j-1} . As saídas s_j contêm as informações de baixa frequência do sinal de entrada s_{j-1} , enquanto que as saídas w_j , comportam as informações de alta frequência do sinal de entrada s_{j-1} .

Dessa forma, no primeiro nível de decomposição os coeficientes escala possuem o espectro de frequência com uma variação de $[0 - f_s/4]Hz$, à proporção em que o espectro de frequência dos coeficientes *wavelet* variam de $[f_s/4 - f_s/2]Hz$ (JUNIOR, 2016). No segundo nível, por sua vez, os espectros de frequência são $[0 - f_s/8]Hz$ e $[f_s/8 - f_s/4]Hz$ para os coeficientes escala e *Wavelet*, respectivamente.

Nessa perspectiva, o processo de decomposição pode seguir continuamente, tendo o número de resoluções delimitado pelo número de amostras do sinal original s_0 . No que se refere aos espectros de frequência dos coeficientes em cada nível de decomposição, pode-se obter que os devidos espectros em um nível de resolução qualquer j é dado por:

$$[0, f_s/2^{j+1}] \quad (3.5)$$

$$[f_s/2^{j+1}, f_s/2^j] \quad (3.6)$$

A primeira relação aplica-se ao espectro dos coeficientes escala, enquanto que a segunda refere-se ao espectro dos coeficientes *Wavelet*. No que concerne a limitação no número de decomposições, a Equação 2.7 retorna o valor de resolução limite.

$$j_{limite} = \text{int}[\log_2(k_{total}/L) + 1] \quad (3.7)$$

k_{total} é o número de amostras do sinal original s_0 , L é o comprimento dos filtros escala e *Wavelet* e $\text{int}[\cdot]$ exprime a parte inteira de um número real.

3.2.1 FILTROS *WAVELET* E ESCALA DA TWD

Segundo Percival e Walden (2000), os coeficientes do filtro *Wavelet* da TWD devem atender às propriedades subsequentes:

$$\sum_{l=0}^{L-1} h(l) = 0 \quad (3.8)$$

$$\sum_{l=0}^{L-1} h(l)^2 = 1 \quad (3.9)$$

$$\sum_{l=0}^{L-1} h(l)h(l+2n) = \sum_{l=-\infty}^{\infty} h(l)h(l+2n) = 0 \quad (3.10)$$

Sendo $n \in N$ e $l = 0, 1, 2, \dots, L-1$, em que L é um número de paridade par que representa o número de coeficientes do filtro *Wavelet* (NETO, 2013).

Nessa conjuntura, um filtro *Wavelet* deve ter somatório zero, energia finita e formar uma base ortogonal.

Para os coeficientes do filtro de escala p da TWD, as seguintes propriedades devem ser atendidas (PERCIVAL; WALDEN, 2000):

$$\sum_{l=0}^{L-1} p(l) = \sqrt{2} \quad (3.11)$$

$$\sum_{l=0}^{L-1} p(l)^2 = 1 \quad (3.12)$$

$$\sum_{l=0}^{L-1} p(l)p(l+2n) = \sum_{l=-\infty}^{\infty} p(l)p(l+2n) = 0 \quad (3.13)$$

com $n \in N$ e $l = 0, 1, 2, \dots, L-1$, em que L é o número de coeficientes dos filtros escala. Os filtros escala e *Wavelet* ainda consistem em filtros espelhados em quadratura:

$$p(l) = (-1)^{l+1}h(L-l-1), h(l) = (-1)^{l+1}p(L-l-1) \quad (3.14)$$

No contexto de processamento de sinais cardíacos as *Wavelet* da família *Dau-bechies* (db) são muito utilizadas devido a forma de onda similar à que representa o batimento cardíaco. Como o número de coeficientes dos filtros e seus valores dependem da *Wavelet* mãe utilizada, cada *Wavelet* pode apresentar valores diversos. Admitindo a *Wavelet* mãe db(4) como exemplo, os coeficientes do filtro escala são dados por (NETO, 2013):

$$p(0) = \frac{1 + \sqrt{3}}{4\sqrt{2}}, p(1) = \frac{3 + \sqrt{3}}{4\sqrt{2}}, p(2) = \frac{3 - \sqrt{3}}{4\sqrt{2}}, p(3) = \frac{1 - \sqrt{3}}{4\sqrt{2}} \quad (3.15)$$

Os coeficientes do filtros *Wavelet* para uma db(4) são dados por:

$$h(0) = p(3), h(1) = -p(2), h(2) = p(1), h(3) = -p(0) \quad (3.16)$$

3.2.2 TRANSFORMADA *Wavelet* DISCRETA REDUNDANTE

A Transformada *Wavelet* Discreta Redundante (TWDR) é uma alternativa ao uso da TWD, tratando o processo de decomposição sem realizar subamostragem para os cálculos dos coeficientes escala e *Wavelet*.

A TWDR também é composta por filtros escala e *Wavelet* para decompor um sinal de entrada em seus coeficientes, entretanto, a ausência da subamostragem torna essa abordagem uma transformada invariante no tempo. Com isso a TWDR promove maior velocidade na detecção de faltas e outros distúrbios transitórios.

Segundo Percival e Walden (2000), as principais diferenças entre a TWD e a TWDR são:

- A TWD é uma transformada que realiza a operação de subamostragem por dois nas amostras do sinal, tornando-se variante no tempo, enquanto que a TWDR é uma transformada invariante no tempo, não realizando operações de subamostragem.
- A TWD é uma transformada ortogonal, enquanto que a TWDR é uma transformada não-ortogonal.

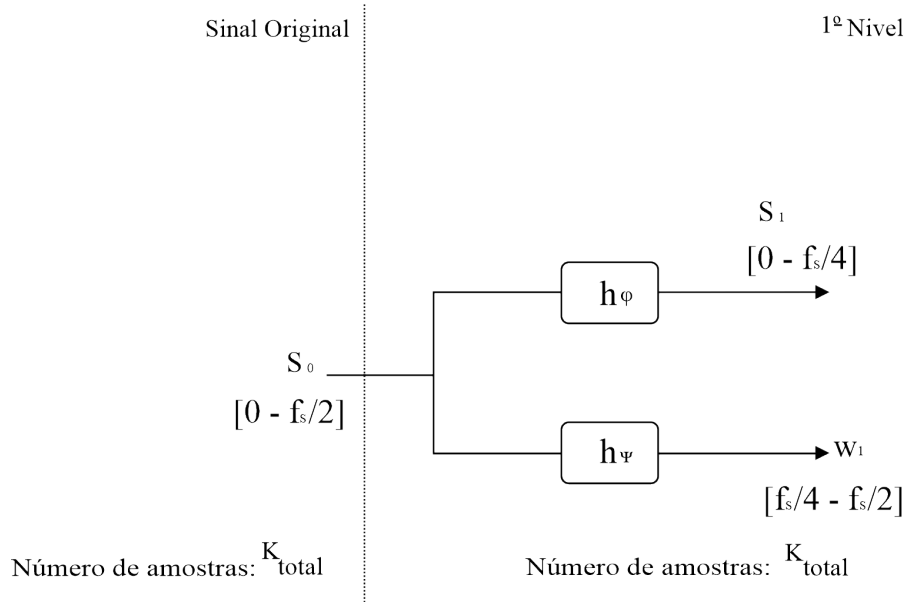
Em referência aos coeficientes escala e *wavelet*, na escala j ambos os coeficientes da TWDR são obtidos de forma similar a TWD, através da convolução dos coeficientes escala $s_{j-1}(k)$, do nível de decomposição $j - 1$, com os filtros h_φ e h_Ψ respectivamente, como segue (NETO, 2013):

$$s_j(k) = \frac{1}{\sqrt{2}} \sum_{n=-\infty}^{\infty} h_\varphi(n - k) s_{j-1}(n), \quad (3.17)$$

$$w_j(k) = \frac{1}{\sqrt{2}} \sum_{n=-\infty}^{\infty} h_\Psi(n - k) s_{j-1}(n), \quad (3.18)$$

A Figura 3 apresenta o diagrama de blocos que representa o primeiro nível de decomposição da TWDR, no qual o sinal de entrada $s_0(k)$ é decomposto nos coeficientes de escala $s(k)$ e *wavelet* $w(k)$. Similar a TWD, as informações de baixa frequência do sinal original estão contidos nos coeficientes escala $s(k)$ – saída do filtro passa baixa h_φ enquanto que os coeficientes *wavelet* $w(k)$ detêm saídas referentes às informações de alta frequência – saída do filtro passa alta h_Ψ .

Figura 3 – Decomposição no primeiro nível TWDR



3.2.3 ENERGIA DOS COEFICIENTES ESCALA E *Wavelet* Da TWDR

Segundo o teorema de Parseval, a energia espectral de um sinal $s_0(k)$ equivale a soma da energia dos coeficientes escala no nível de resolução J com a energia dos coeficientes *wavelet* nos diferentes níveis de resolução $1 \leq j \leq J$. Nesse sentido, quando se faz uso da TWDR, a energia do sinal original pode ser fragmentada em termos da energia dos coeficientes escala e *wavelet* como segue (NETO, 2016):

$$\sum_{k=1}^{k_{total}} |s_0(k)|^2 = \sum_{k=1}^{k_{total}} |s_J(k)|^2 + \sum_{j=1}^J \sum_{k=1}^{k_{total}} |w_j(k)|^2 \quad (3.19)$$

em que:

- $\sum_{k=1}^{k_{total}} |s_0(k)|^2$, remete a energia do sinal original $s_0(k)$
- $\sum_{k=1}^{k_{total}} |s_J(k)|^2$, remete a energia dos coeficientes escala do nível de decomposição J .
- $\sum_{k=1}^{k_{total}} |w_j(k)|^2$, remete a energia dos coeficientes *wavelet* do nível de decomposição J .

Com a implementação em tempo real, as energias janeladas dos coeficientes escala ($\ddot{\epsilon}$) e *wavelet* ($\dot{\epsilon}$), no primeiro nível de resolução da TWDR, são obtidas como segue:

$$\ddot{\epsilon}(k) = \sum_{n=k-\Delta k+1}^k s^2(k), \quad (3.20)$$

$$\dot{\epsilon}(k) = \sum_{n=k-\Delta k+1}^k w^2(k), \quad (3.21)$$

em que $k > \Delta k$.

Nesse contexto $\dot{\epsilon}$ e $\ddot{\epsilon}$ são calculadas a cada amostragem e, em tempo real de maneira recursiva, seguem a seguinte estruturação:

$$\ddot{\epsilon} = \ddot{\epsilon}(k) - [s(k - \Delta k)]^2 + [s(k)]^2, \quad (3.22)$$

$$\dot{\epsilon} = \dot{\epsilon}(k) - [w(k - \Delta k)]^2 + [w(k)]^2, \quad (3.23)$$

3.2.4 ENERGIA DOS COEFICIENTES ESCALA E *Wavelet* DA TWDR COM EFEITO DE BORDAS

No processo de cálculos dos coeficientes, ao considerar uma janela deslizante de um ciclo no sinal original, tem-se que nem todos os coeficientes *wavelet* dentro janela deslizante *wavelet* correspondem aos coeficientes da janela deslizante do sinal, isso porquê os efeitos de borda não são levados em consideração. Para realizar a associação correta da janela deslizante *wavelet* à janela deslizante do sinal, é necessário fazer a inclusão dos primeiros $L - 1$ coeficientes com efeito de bordas no cálculo das energias dos coeficientes escala e *wavelet* (COSTA, 2010). Dessa maneira, em tempo real, os coeficientes escala e wavelet com efeito de bordas são obtidos, na amostragem k , como segue:

$$\tilde{s}(k) = \frac{1}{\sqrt{2}} \sum_{l=0}^{L-1} h_{\varphi}(l) s_0(k + l - L + 1), \quad (3.24)$$

$$\tilde{w}(k) = \frac{1}{\sqrt{2}} \sum_{l=0}^{L-1} h_{\Psi}(l) s_0(k + l - L + 1), \quad (3.25)$$

Sobre as energias, sem considerar os efeitos de bordas, a condição de conservação de energia do teorema proposto por Parseval não é atendida, visto que $\epsilon \neq \dot{\epsilon} + \ddot{\epsilon}$. Para atender ao teorema, Costa (2014) apresenta uma abordagem que compreende a decomposição da energia espectral de uma janela deslizantes de um sinal na energia dos coeficientes escala e *wavelet*, como disposto:

$$\epsilon(k) = \epsilon^s(k) + \epsilon^w(k), \quad (3.26)$$

em que $\epsilon^s(k)$ e $\epsilon^w(k)$ são decompostos em duas componentes, como segue:

$$\epsilon^s(k) = \epsilon^{sa}(k) + \epsilon^{sb}(k), \quad (3.27)$$

$$\epsilon^w(k) = \epsilon^{wa}(k) + \epsilon^{wb}(k). \quad (3.28)$$

As parcelas $\epsilon^{sa}(k)$ e $\epsilon^{wa}(k)$ são obtidas com os $L - 1$ coeficientes escala e *wavelet* com efeito de bordas, da seguinte forma:

$$\epsilon^{sa}(k) = \sum_{l=0}^{L-1} [\tilde{s}(k)]^2, \quad (3.29)$$

$$\epsilon^{wa}(k) = \sum_{l=0}^{L-1} [\tilde{w}(k)]^2, \quad (3.30)$$

Na forma recursiva, em tempo real, a estrutura é:

$$\epsilon^{sa}(k) = \epsilon^{sa}(k-1) - [\tilde{s}(k-\Delta k)]^2 + [\tilde{s}(k)]^2, \quad (3.31)$$

$$\epsilon^{wa}(k) = \epsilon^{wa}(k-1) - [\tilde{w}(k-\Delta k)]^2 + [\tilde{w}(k)]^2. \quad (3.32)$$

As parcelas $\epsilon^{sb}(k)$ e $\epsilon^{wb}(k)$ são calculadas com os coeficientes escala e *wavelet* sem considerar efeito de bordas:

$$\epsilon^{sb}(k) = \sum_{n=k-\Delta k+L}^k [s(k)]^2, \quad (3.33)$$

$$\epsilon^{wb}(k) = \sum_{n=k-\Delta k+L}^k [w(k)]^2. \quad (3.34)$$

Em tempo real essas componentes são obtidas recursivamente da seguinte forma:

$$\epsilon^{sb}(k) = \epsilon^{sb}(k-1) - [s(k-\Delta k)]^2 + [s(k)]^2, \quad (3.35)$$

$$\epsilon^{wb}(k) = \epsilon^{wb}(k-1) - [w(k-\Delta k)]^2 + [w(k)]^2. \quad (3.36)$$

4 RESULTADOS OBTIDOS

Neste capítulo é apresentada uma descrição da metodologia empregada para detecção do complexo QRS baseado na transformada *wavelet*. Além disso, é ilustrado uma análise dos resultados obtidos neste trabalho.

4.1 DESCRIÇÃO DO ALGORITMO

Para a implementação do algoritmo, fez-se necessário inicialmente averiguar a *wavelet* mãe a se usar no processamento do sinal. No que se refere a *wavelet* mãe, a família mais utilizada na detecção de sinais QRS é a *spline* quadrática, devido a elevada precisão na detecção de informações, o que infere em melhores diagnósticos para os usuários. Entretanto, essa *wavelet* mãe possui um alto custo computacional oriundo da quantidade de operações de soma e multiplicação que a integram. Outras famílias são bastante populares nessas aplicações, como as da família Daubechies (Db2 e Db4), porém, também agregam elevadas complexidades (quantidade de operadores aritméticos) (SEIDEL, 2020). Na Tabela 1 pode ser visualizado um quadro resumo do número de operações de diferentes *Wavelets* mãe.

Tabela 1 – Número de operadores aritméticos de diferentes funções *Wavelet*

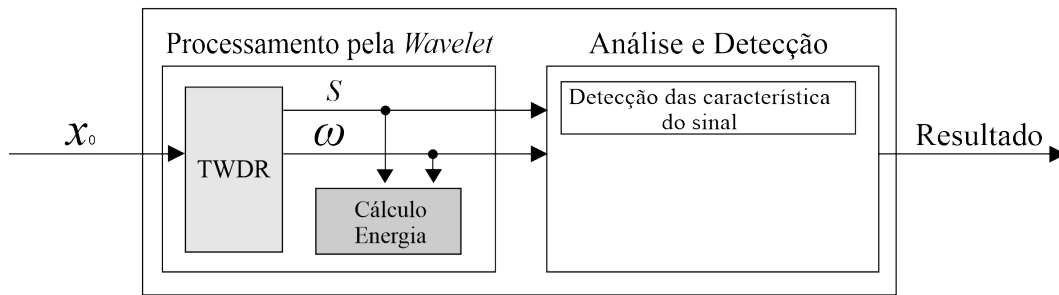
Função Wavelet	Escala	Taps	Somas	Multiplicações
<i>spline</i> quadrática	2^1	2	1	1
	2^2	6	5	3
	2^3	14	13	7
	2^4	30	29	15
	2^5	62	61	31
Haar	2^1	2	1	1
	2^2	4	3	0
	2^3	8	7	1
	2^4	16	15	0
	2^5	32	31	11
Db2	2^1	10	9	10
	2^2	28	27	28
	2^3	82	81	82
	2^4	244	243	244
	2^5	730	729	730
Db4	2^1	22	21	22
	2^2	64	63	64
	2^3	190	189	190
	2^4	568	567	568
	2^5	1702	1701	1702

Nessa perspectiva, a *wavelet* mãe de Haar se mostra atrativa por apresentar uma redução significativa no número de multiplicadores. Além disso, seu desempenho

é muito próximo a trabalhos utilizando outras transformadas (SEIDEL, 2020). Dessa forma, a *wavelet* de Haar foi escolhida pela sua simplicidade e fácil processamento (GOMES, 2018).

Na Figura 4 é apresentado o diagrama esquemático da metodologia utilizada nesse trabalho para detecção em tempo real do complexo QRS, em sinais ECG, baseado na transformada *wavelet*, sendo composto basicamente pelos seguintes blocos: processamento pela *wavelet*, TWDR e cálculo energia, análise e detecção das características do sinal.

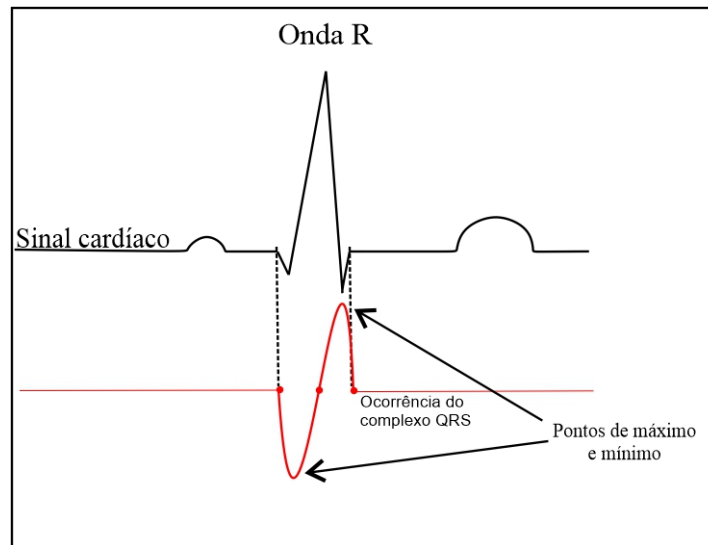
Figura 4 – Processamento e análise do sinal cardíaco



De acordo com a Figura 4, inicialmente o sinal ECG de entrada x_0 é processado no bloco de processamento pela *Wavelet*. A primeira etapa consiste na decomposição do sinal de entrada pela TWDR, resultando nos coeficientes de escala e *wavelet* até o quarto nível de decomposição. Em geral, o número de decomposições é função do número de amostras do sinal. Segundo Seidel (2020), o quarto nível de decomposição concentra a maior parte da energia do complexo QRS. Portanto, apresentando melhores resultados na detecção do pico R. Em seguida é calculada energia dos coeficientes *wavelet* em cada nível de decomposição.

O segundo bloco, denominado Análise e Detecção, é responsável por aferir a detecção do complexo QRS e consequentemente dos picos R, análise esta feita a partir dos coeficientes *wavelet* oriundos do bloco Processamento pela TWDR. Os coeficientes *wavelet* são utilizados nesse bloco devido ao fato dos mesmos apresentarem características propícias à detecção e localização de mudanças abruptas ocorridas ao longo do sinal em análise (JUNIOR, 2016). Para tal, o ponto de máximo que equivale ao pico da onda R pode ser encontrado, após o processamento, avaliando os cruzamentos por zero dos coeficientes *wavelet*, que marca um ponto de variação acentuada do sinal. Segundo Oliveira (2009), esse cruzamento marca a ocorrência do complexo QRS, conforme ilustrado na Figura 5.

Figura 5 – Ponto de ocorrência do Complexo QRS



De acordo com a Figura 5, a detecção consiste na identificação do pico da onda R, que ocorre com a localização das ocorrências do complexo no sinal equivalente aos coeficientes *wavelet*. Quando um candidato a pico é obtido, é empregado um *threshold* para fazer a validação daquela amostra. Esse *threshold* é adaptativo e representa 50% da média dos oito últimos picos.

Na Figura 6 pode ser visualizado o sinal ECG original de número 100 do banco de dados do MIT, e por conseguinte, as Figuras 7 e 8 o sinal original decomposto no segundo e quarto nível de resolução da TWDR, com uso da *Wavelet* de Haar.

Figura 6 – ECG original de número 100

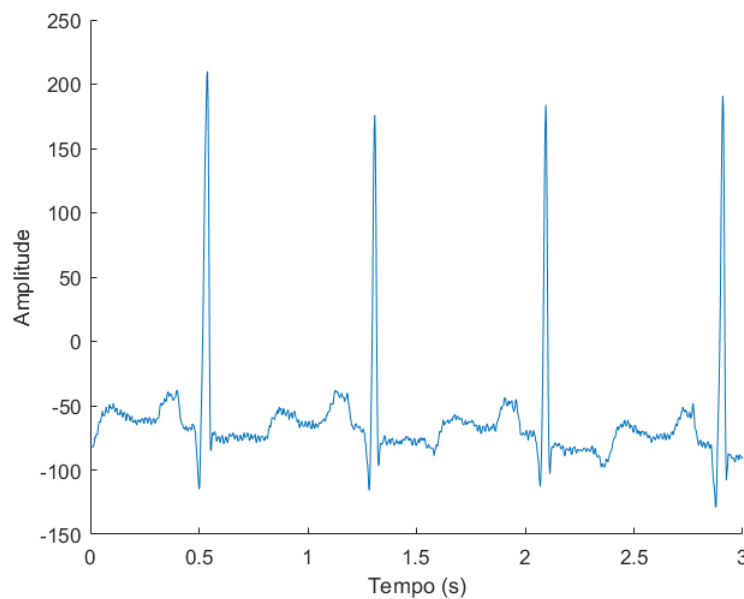


Figura 7 – Coeficientes *wavelet* no segundo nível de resolução

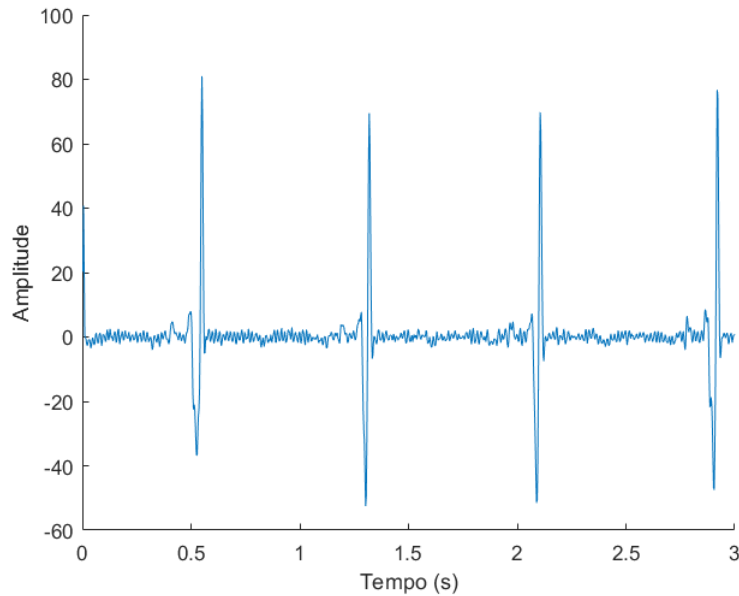
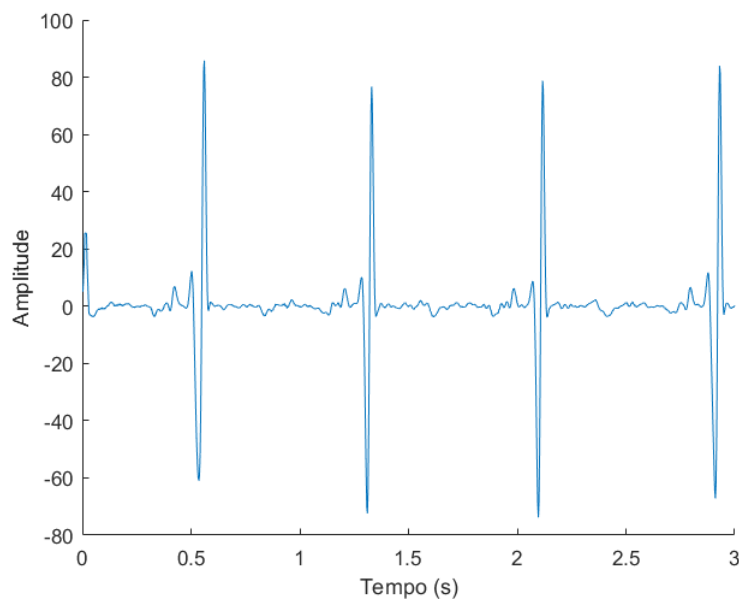


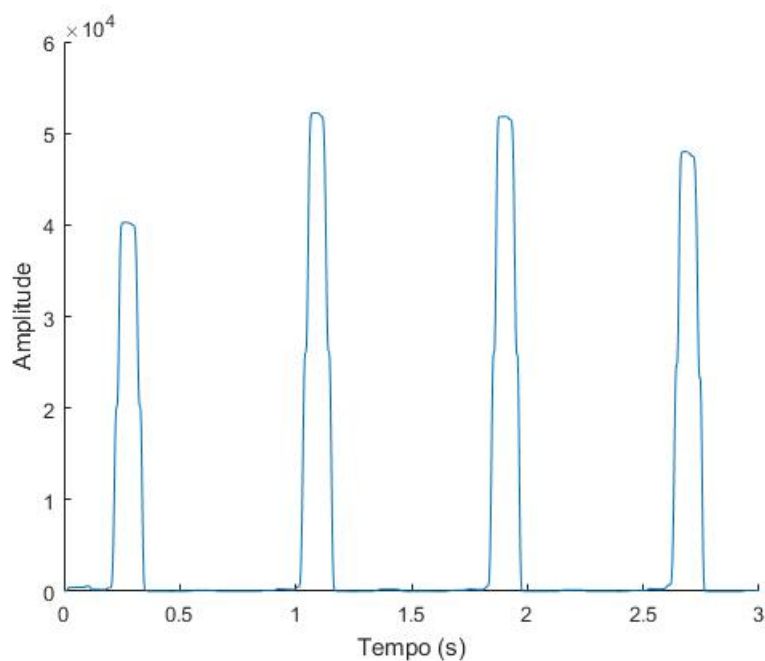
Figura 8 – Coeficientes *wavelet* no quarto nível de resolução



Pela sequência é possível notar o comportamento similar entre as Figuras que correspondem a decomposição do sinal 100 do banco MIT/BHI e a Figura 5, que marca o cruzamento por zero e conseqüentemente a ocorrência do complexo QRS.

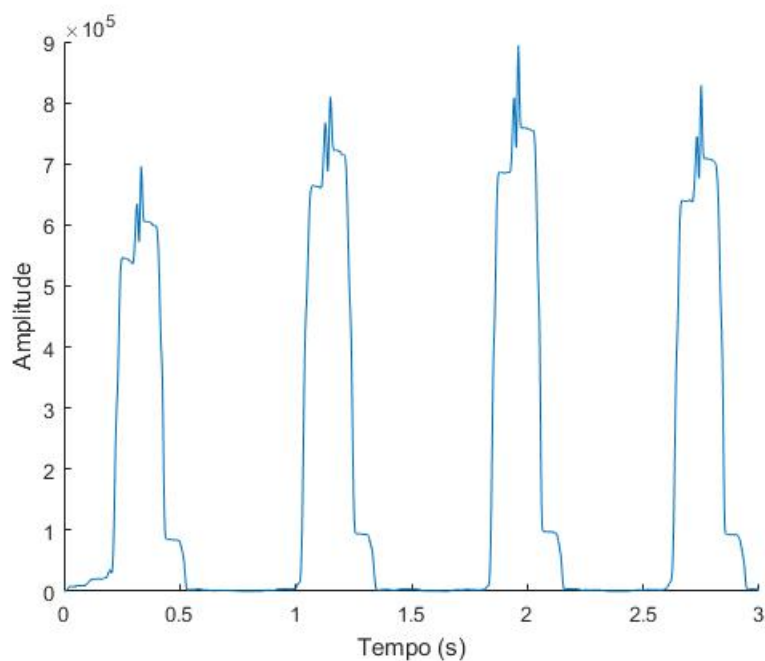
No algoritmo ainda é calculada a energia dos coeficientes *wavelet*, tanto com efeito de borda quanto sem efeito de borda, e pode-se constatar que os altos valores dessas energias marcam a ocorrência de variações abruptas do sinal, que correspondem ao complexo QRS. Dessa forma, o complexo está compreendido dentre os intervalos marcados pelas energias, como segue na Figura 9 .

Figura 9 – Energia dos Coeficientes *wavelet* do sinal 100 na 4^o escala sem efeito de borda



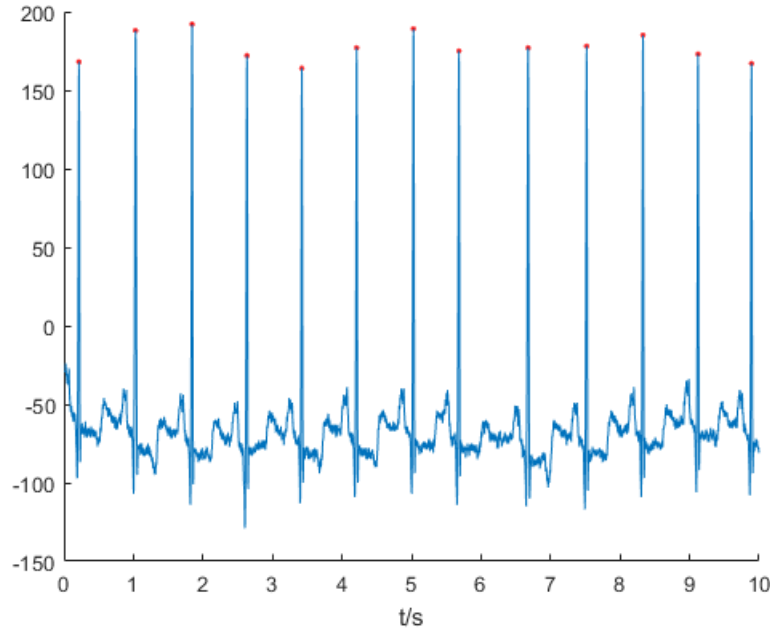
A Figura 10 demonstra a energia quando o sinal é processado levando em consideração os efeitos de borda, caracterizado por não apresentar praticamente nenhum atraso no tempo associado à filtragem. Se comparado com a Figura 9, percebe-se que os crescimentos no gráfico, referentes ao aumento de energia, ocorrem mais previamente, ou seja, sem sofrer atrasos.

Figura 10 – Energia dos Coeficientes *wavelet* do sinal 100 na 4^o escala com efeito de borda



Por fim, na Figura 11 está exposto o resultando da identificação dos picos após a passagem do sinal pelos blocos de processamento e detecção. O sinal original está marcado em azul, enquanto o picos identificados estão marcados em vermelho.

Figura 11 – Picos marcados após processamento e detecção



4.2 RESULTADOS

A validação do algoritmo desenvolvido se dá pela análise de dois parâmetros: Sensibilidade (S_e) e Preditividade Positiva (P^+), que são calculados com base no número de detecções corretas (*True Positive detections*) TP , número de falsos negativos (*False Negatives*) FN - que consistem nos pontos que deveriam ter sido detectados, mas foram ignorados pelo algoritmo-, e o números de falsos positivos (*False Positives*) FP - pontos que foram detectados a mais durante a análise. As equações referentes a esses parametros são:

$$S_e = \frac{TP}{TP + FN} \times 100 \quad (4.1)$$

$$P^+ = \frac{TP}{TP + FP} \times 100 \quad (4.2)$$

A Sensibilidade (S_e) tem por finalidade indicar a capacidade que o algoritmo detém em detectar as características verdadeiras positivas, condizentes com os dados reais. Além disso, a sensibilidade é melhor quando há menos ocorrências de falsos negativos. A Preditividade Positiva (P^+), por sua vez, busca indicar a capacidade do algoritmo em detectar características positivas que são de fato positivas, dessa forma, a preditividade positiva é melhor quando há poucas ocorrências de falsos positivos.

Resumidamente, se o algoritmo não é capaz de detectar determinada característica do sinal a sensibilidade diminui, e caso detecte valores além dos que se apresentam na realidade, a preditividade positiva diminui (JUNIOR, 2016).

Para análise do algoritmo e obtenção dos valores parâmetros, foram utilizados sinais do banco de dados *MIT – BIH Database (Massachusetts Institute of Technology– Beth Israel Hospital)*, em específico o *MIT – BHI Arrhythmia Database* que comporta sinais ECG com possíveis arritmias cardíacas, com cerca de 48 gravações de aproximadamente 30 min cada, em que as aferições foram realizadas em homens com idade entre 32 e 89 anos e mulheres com idade entre 23 e 89 anos. Os sinais foram digitalizados utilizando uma frequência de amostragem de 360 amostras/s.

A Tabela 2 dispõe dos resultados obtidos para uma sequência de sinais provenientes do banco de dados mencionado com duração de 5 min cada.

Tabela 2 – Informações e parâmetros para cada sinal

Sinal de Entrada	Picos	TP	FP	FN	S_e	P^+
100	372	372	0	0	100 %	100 %
103	355	355	0	0	100 %	100 %
109	444	424	12	20	95.49 %	97.27 %

De forma geral, considerando o totalidade dos sinais analisados (1171 picos), o algoritmo apresentou uma Sensibilidade de 98.29 % e Preditividade Positiva equivalente a 98.96 %, revelando valores satisfatórios para a detecção dos picos R que caracterizam o sinal ECG.

Levando em consideração a análise a partir da TWDR com efeito de bordas, foram obtidos resultados melhores em reação a Sensibilidade e Preditividade Positiva, isso pode ter ocorrido porquê, na análise sem o efeito das bordas, existe um atraso no tempo associado ao processamento, enquanto que, considerando os efeitos de borda, praticamente nem um atraso é apresentado e os picos podem ser identificados com maior precisão. Para a pesquisa com a TWDR com efeitos de bordas se fez uso dos mesmos sinais, a fim de poder facilitar a comparação entre as duas abordagens, como segue na Tabela 3.

Tabela 3 – Informações e parâmetros para cada sinal do processamento com TWDR com efeito de borda

Sinal de Entrada	Picos	TP	FP	FN	S_e	P^+
100	372	372	0	0	100 %	100 %
103	355	355	0	0	100 %	100 %
109	444	432	0	12	97.29 %	100 %

Considerando valores gerais, o algoritmo com uso do processamento através da TWDR com efeito de borda apresentou Sensibilidade de 98.98 % e Preditividade Positiva de 100 % para os sinais analisados.

5 CONCLUSÃO

Este trabalho se propôs a analisar a Transformada *Wavelet* com o finalidade de utilizar a mesma como ferramenta no processamentos de sinais cardíacos afim de detectar a ocorrência do complexo QRS. Para tal, se fez um estudo para verificar se o uso de efeitos de borda era viável para aferir maior Sensibilidade e Preditividade Positiva à análise do sinal cardíaco.

Com os estudos e levantamentos feitos, um algoritmo de detecção de picos R foi implementado para ser utilizado com a saída do bloco da TWDR. Assim, ao processar os sinais cardíacos foi possível fazer detecções dos picos e, pela análise de Sensibilidade e Preditividade Positiva, notou-se que ambas as abordagens resultavam em bons valores parâmetros no contexto de detecção do complexo QRS. Entretanto o processamento com a TWDR com efeito de borda apresentava melhores parâmetros, pois, além de resultar numa menor quantidade de FN, zerou a quantidade de FP - presente no processamento sem efeito de borda -, com valores de 98.98 % para Sensibilidade e 100 % para Preditividade Positiva.

Como trabalhos futuros se propõe um estudo mais profundo acerca da influência da *wavelet* mãe no desempenho do algoritmo, bem como realizar uma análise estatística considerando todos os dados disponíveis no banco MIT. Além disso, também é proposta a detecção de patologias e possíveis enfermidades cardíacas a partir das informações obtidas nos blocos de processamento e análise do sinal.

REFERÊNCIAS

- ABO-ZAHHAD, Mohammed et al. A new algorithm for the compression of ecg signals based on mother wavelet parameterization and best-threshold levels selection. **Digital Signal Processing**, v. 23, n. 3, p. 1002–1011, 2013.
- BOUAZIZ, Fatiha; BOUTANA, Daoud; BENIDIR, Messaoud. Multiresolution wavelet-based qrs complex detection algorithm suited to several abnormal morphologies. **IET Signal Processing**, v. 8, n. 7, p. 774–782, 2014.
- CESARI, Matteo et al. A new wavelet-based ecg delineator for the evaluation of the ventricular innervation. **IEEE Journal of Translational Engineering in Health and Medicine**, v. 5, p. 1–15, 2017.
- COSTA, Flávio B. **Uma Técnica De Diagnóstico Em Tempo Real De Distúrbios Transitórios Baseada Na Transformada Walvelet Para Uso Em Registradores Digitais De Perturbação**. 201 f. Dissertação (Doutorado) — PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA ELÉTRICA, Universidade Federal de Campina Grande-UFCG, Campina Grande, 2010.
- COSTA, F. B. Fault-induced transient detection based on real-time analysis of the wavelet coefficient energy. **IEEE Transactions on Power Delivery**, v. 29, n. 1, p. 140–153, 2014.
- DAUBECHIES, Ingrid. **Ten Lectures on Wavelets**. USA: Society for Industrial and Applied Mathematics, 1992. ISBN 0898712742.
- FELDMAN, José; GOLDWASSER, Gerson P. Eletrocardiograma: recomendações para a sua interpretação. **SOERJ**, v. 17, n. 4, p. 251–256, 2004.
- GOMES, Gabriel de Souza Pereira. **Uma solução embarcada leve para localização de complexos QRS e filtragem ECG utilizando wavelets**. 84 f. Dissertação (Mestrado) — Instituto de Engenharia de Sistemas e Tecnologia da Informação, Mestrado em Engenharia Elétrica, Universidade Federal de Itajubá, Itajubá, 2018.
- JUNIOR, Ernando Arrais. **Sistema de Análise de Sinal Cardíaco para Aplicação em Telecardiografia**. 136 f. Dissertação (Doutorado) — Curso de Engenharia Elétrica e de Computação, Universidade Federal do Rio Grande do Norte, Natal, 2016.
- LIMEIRA, Gabriel de Azevedo. **Sistema de Análise de Eletrocardiograma para Avaliação do Controle Autônomo da Função Cardíaca**. Monografia (Bacharel em Engenharia de Controle e Automação) — Universidade Federal do Rio de Janeiro, 2016.
- MADEIRO, João Paulo do Vale et al. Algoritmo para detecção do complexo qrs e reconhecimento de contração ventricular prematura em eletrocardiograma. 2004.

MALLAT, S. G. A theory for multiresolution signal decomposition: The wavelet representation. **IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.**, IEEE Computer Society, USA, v. 11, n. 7, p. 674–693, jul. 1989. ISSN 0162-8828. Disponível em: <<https://doi.org/10.1109/34.192463>>.

MARTINEZ, L. Garrido; FERNANDEZ, R. I. Gonzalez. Ecgestudio:tool for the diagnosis of cardiovascular diseases. **Revista Cubana de Informática Médica**, v. 7, n. 2, p. 153–164, 2015.

MENDIS, Shanthi et al. **Global atlas on cardiovascular disease prevention and control / edited by: Shanthi Mendis ... [et al.]**. [S.l.]: World Health Organization, 2011. Published by the World Health Organization in collaboration with the World Heart Federation and the World Stroke Organization p.

NETO, Cecilio Martins Sousa. **Estabilizador de Sistema de Potência para Máquinas Síncronas de Polos Salientes Utilizando a Transformada Wavelet**. 101 f. Dissertação (Mestrado) — Programa de Pós Graduação em Engenharia Elétrica e de Computação, Universidade Federal do Rio Grande do Norte, Natal, 2013.

NETO, Cecilio Martins Sousa. **Estabilizador de Sistema de Potência Baseado na Transformada Wavelet Para Sistemas de Geração**. 101 f. Dissertação (Doutorado) — Programa de Pós Graduação em Engenharia Elétrica e de Computação, Universidade Federal do Rio Grande do Norte, Natal, 2016.

OLIVEIRA, Alexandre Tomazati. **Deteção do complexo QRS em sinais cardíacos utilizando FPGA**. 136 f. Dissertação (Mestrado) — Faculdade de Engenharia Mecânica, Universidade Estadual de Campinas, Campinas, 2009.

PERCIVAL, Donald B.; WALDEN, Andrew T. **Wavelet Methods for Time Series Analysis**. [S.l.]: Cambridge University Press, 2000. (Cambridge Series in Statistical and Probabilistic Mathematics).

SEIDEL, Henrique Bestani. **Arquiteturas Aproximadas e de Baixo Consumo Energético da Transformada Wavelet de Haar para o Processamento de Sinal de ECG**. 71 f. Dissertação (Mestrado) — Universidade Católica de Pelotas, Centro de Ciências Sociais e Tecnológicas, Pelotas, 2020.

SILVA, Guilherme M. A. da; SOARES, Cleidiane P.; SOTOMAYOR, Oscar A. Z. Teoria wavelet na análise de sinais de ecg como ferramenta de auxílio na detecção de arritmias cardíacas. **XII Simpósio Brasileiro de Automação Inteligente**, 2015.

Sociedade Brasileira de Cardiologia. **Cardiômetro**. 2020. Disponível em: <<http://www.cardiometro.com.br/>>.