

UNIVERSIDADE TECNOLÓGICA FEDERAL DO PARANÁ

DIEGO DE FREITAS MAIA

**INSTRUMENTO VIRTUAL PARA IMPLEMENTAÇÃO E TESTES DE
ALGORITMOS DE EXTRAÇÃO DE PARÂMETROS DE ECG ATRAVÉS DA
TRANSFORMADA WAVELET**

CAMPO MOURÃO

2021

DIEGO DE FREITAS MAIA

**INSTRUMENTO VIRTUAL PARA IMPLEMENTAÇÃO E TESTES DE
ALGORITMOS DE EXTRAÇÃO DE PARÂMETROS DE ECG ATRAVÉS DA
TRANSFORMADA WAVELET**

**Virtual instrument for implementing and testing algorithms for extraction of
ecg parameters through the wavelet transformation**

Trabalho de conclusão de curso apresentado como requisito parcial à obtenção do título de Graduação em Engenharia Eletrônica, do Departamento Acadêmico de Engenharia Eletrônica, da Universidade Tecnológica Federal do Paraná.

Orientador(a): Prof. Dr. Eduardo Giometti Bertogna

CAMPO MOURÃO

2021



[4.0 Internacional](https://creativecommons.org/licenses/by-nc-sa/4.0/)

Esta licença permite remixe, adaptação e criação a partir do trabalho, para fins não comerciais, desde que sejam atribuídos créditos ao(s) autor(es) e que licenciem as novas criações sob termos idênticos.

Conteúdos elaborados por terceiros, citados e referenciados nesta obra não são cobertos pela licença.

DIEGO DE FREITAS MAIA

**INSTRUMENTO VIRTUAL PARA IMPLEMENTAÇÃO E TESTES DE
ALGORITMOS DE EXTRAÇÃO DE PARÂMETROS DE ECG ATRAVÉS DA
TRANSFORMADA WAVELET**

Trabalho de conclusão de curso apresentado como requisito parcial à obtenção do título de Graduação em Engenharia Eletrônica, do Departamento Acadêmico de Engenharia Eletrônica, da Universidade Tecnológica Federal do Paraná.

Data de aprovação: 26 de dezembro de 2021

Eduardo Giometti Bertogna
Doutor
Universidade Tecnológica Federal do Paraná

Andre Luiz Regis Monteiro
Doutor
Universidade Tecnológica Federal do Paraná

Paulo Denis Garcez da Luz
Doutor
Universidade Tecnológica Federal do Paraná

CAMPO MOURÃO

2021

AGRADECIMENTOS

Agradeço primeiramente aos meus pais, Dirceu e Luciene, por todo o suporte e apoio, sempre priorizando os meus passos, muitas vezes abdicando de seus desejos, essa conquista é nossa.

A minha namorada Alessandra, pelo companheirismo e apoio, por reconhecer todo sacrifício necessário para atingirmos nosso objetivo.

Ao meu orientador Prof. Dr. Eduardo Bertogna, por todo o suporte técnico e moral na caminhada pelo desenvolvimento desse projeto que se iniciou como uma Iniciação Científica e rendeu vários frutos.

Aos meus amigos Augusto, Gabriel, Hugo, Luan, Mateus e Murilo, pelo companheirismo, fidelidade e apoio mútuo em momentos de dificuldade ao decorrer desta jornada.

A UTFPR Campo Mourão por oferecer estrutura e base para o desenvolvimento deste trabalho.

Agradeço a todos que não foram citados, mas participaram e contribuíram de alguma forma para este trabalho e para a minha caminhada e que de alguma forma foram responsáveis para o meu crescimento profissional e pessoal.

RESUMO

O eletrocardiograma é um procedimento médico que se tornou muito popular por ser acessível, não invasivo, de fácil execução e, principalmente, ter elevada sensibilidade para o diagnóstico de doenças cardíacas, entre elas as arritmias. Uma representação mais detalhada de um exame médico pode facilitar a análise do profissional da saúde tornando mais fácil o diagnóstico e tratamento de doenças resultando em uma qualidade maior no atendimento de hospitais e melhor qualidade para os pacientes. A Transformada *Wavelet* é um método matemático muito promissor para a análise em tempo-frequência que decompõe o sinal em coeficientes que descrevem seus detalhes em diferentes instantes de tempo, fazendo assim uma análise em tempo-escala. Neste trabalho é proposta a implementação de um sistema para testes de algoritmos e análise de sinais eletrocardiográficos na forma de instrumento virtual, para ler um arquivo no padrão CSV com amostras retiradas de um banco de dados público. O instrumento virtual foi implementado utilizando o *software* LabVIEW, que é responsável pela leitura, ajuste e processamento do sinal detectando os parâmetros de extração do complexo QRS e onda T do sinal eletrocardiográfico utilizando a Transformada *Wavelet* para uma análise em tempo-escala. O processamento da Transformada *Wavelet* e extração dos parâmetros é feito por um *script* MATLAB e executado no instrumento virtual. Ele também efetua cálculos para determinar a frequência cardíaca do paciente durante o procedimento e a duração do segmento ST que são parâmetros importantes para o diagnóstico de doenças do coração. Para validação dos resultados, o algoritmo analisou amostras de sinais eletrocardiográficos retiradas do ECG-ID Database, então aplicou-se sobre as posições detectadas o *Root Mean Square Error* que resultou em valores praticamente nulos para a variação dos pontos detectados em relação as posições reais do complexo QRS e uma taxa de variação média de quatro amostras na detecção da onda T em relação as posições reais. Além do RMSE outro parâmetro aplicado para mensuração da qualidade dos resultados foi o emprego do cálculo de sensibilidade que resultou em 100% para a detecção das posições do complexo QRS e 83% para a detecção da onda T, que puderam ser justificados por anomalias no sinal eletrocardiográfico analisado e uma pequena limitação do algoritmo referente a detecção do último período analisado.

Palavras-chave: eletrocardiograma; transformada *wavelet*; instrumento virtual; sistemas automáticos.

ABSTRACT

The electrocardiogram is a medical procedure that has become very popular because it is accessible, non-invasive, easy to perform and, mainly, has high sensitivity for diagnosing heart diseases, including arrhythmias. A more detailed representation of a medical examination can facilitate the analysis of the health professional, making it easier to diagnose and treat illnesses in a higher quality of care for hospitals and better quality for patients. The Wavelet Transform is a very promising mathematical method for a time-frequency analysis that decomposes the signal into coefficients that describe its details at different instants of time, making a time-scale analysis. This work proposes the implementation of a system for testing algorithms and analyzing electrocardiographic signals in the form of a virtual instrument, to read a file in the standard CSV with those taken from a public database. The virtual instrument is implemented using LabVIEW software, which is responsible for reading, adjusting and processing the signal, detecting the QRS complex and T wave extraction parameters of the electrocardiographic signal using a Wavelet Transform for a time-scale analysis. Processing the Wavelet Transform and extracting the parameters is done by a MATLAB © script and developed in the virtual instrument. It also performs calculations to determine the patient's heart rate during the procedure and ST segment duration, which are important parameters for diagnosing heart disease. To validate the results, the algorithm analyzed samples of electrocardiographic signals taken from the ECG-ID Database, then the Root Mean Square Error was applied to the detected positions, which resulted in practically null values for the variation of the detected points in relation to the real positions of the QRS complex and a four-sample mean rate of change in the detection of the T wave relative to the real positions. In addition to the RMSE, another parameter applied to measure the quality of the results was the use of the sensitivity calculation, which resulted in 100% for the detection of QRS complex positions and 83% for the detection of the T wave, which could be justified by anomalies in the signal analyzed electrocardiographic and a small limitation of the algorithm regarding the detection of the last analyzed period.

Keywords: electrocardiogram; wavelet transform; virtual instrument; automatic systems.

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 1 – Representação de um eletrocardiograma normal e suas ondas constituintes.....	9
Figura 2 – Representação gráfica do resultado de um exame ECG.....	14
Figura 3 – Galvanômetro de corda de Einthoven, já modificado.....	15
Figura 4 – O ECG de Einthoven.....	15
Figura 5 – Representação do sentido de despolarização no músculo cardíaco.....	16
Figura 6 – Fisiologia do coração humano.....	17
Figura 7 – Derivações de plano frontal.....	19
Figura 8 – Derivações de plano horizontal.....	19
Figura 9 – Árvore de decomposição da TWD.....	22
Figura 10 – Exemplo de Instrumento Virtual.....	23
Figura 11 – Amostra do sinal obtido do ECG-ID Database.....	25
Figura 12 – FFT de um sinal ECG sem pré-processamento.....	25
Figura 13 – Fluxograma da metodologia utilizada para a detecção do pico R.....	27
Figura 14 – Função Wavelet, ou mãe (A), e Scalling, ou pai (B), referente a symlet6.....	27
Figura 15 – Resposta em frequência dos filtros de decomposição da Wavelet sym6.....	28
Figura 16 – Resposta em frequência dos níveis da decomposição da Wavelet sym6.....	28
Figura 17 – Fluxograma da metodologia utilizada para a detecção dos pontos Q e S.....	29
Figura 18 – Função Wavelet (A) e Scalling (B) referente a Daubechie 8.....	30
Figura 19 – Detecção da onda T.....	32
Figura 20 – Funções Wavelets e Scalling biorthogonais 4.4.....	32
Figura 21 – Tela inicial do VI.....	34
Figura 22 – Tela do VI após carregar o arquivo CSV.....	35
Figura 23 – Tela do VI referente ao cálculo da frequência cardíaca.....	35

Figura 24 – Tela do VI referente ao cálculo da duração do segmento ST.....	36
Figura 25 – Comparação entre o sinal retirado do ECG-ID Database e o filtrado pela decomposição Wavelet.....	37
Figura 26 – Aproximações e detalhes do sinal ECG obtidos através da decomposição Wavelet de symlet 6.....	38
Figura 27 – – Resultados obtidos no algoritmo de detecção do pico R.....	39
Figura 28 – Sinal ECG reconstruído pela TWI de Daubechie 8 em relação ao sinal ECG.....	40
Figura 29 – Resultante do processo de detecção dos vales referentes a Q e S.....	40
Figura 30 – Transformação não-linear sobre a resultante do processo de detecção dos pontos Q e S de forma a destacar a localização de S.....	40
Figura 31 – Comparação entre a quinta aproximação obtida pela decomposição da Wavelet bior4.4 e o sinal ECG filtrado.....	41
Figura 32 – Sinais tratados para a detecção da onda T.....	41
Figura 33 – Parâmetros obtidos na análise do sinal ECG.....	42
Figura 34 – Erros na detecção da onda T.....	43

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Duração média de algumas etapas do ciclo cardíaco.....	18
Tabela 2 – Valores obtidos no algoritmo de detecção dos parâmetros do sinal ECG comparados com os valores.....	44
Tabela 3 – Resultado dos cálculos de performance RMSE e Se.....	45

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	08
1.1	OBJETIVOS	10
1.1.1	Objetivo Geral	10
1.1.2	Objetivos Específicos	10
1.2	JUSTIFICATIVA	11
1.3	PUBLICAÇÕES OBTIDAS	12
2	FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA	12
2.1	O ELETROCARDIOGRAMA.....	13
2.1.1	O Eletrocardiógrafo	13
2.1.2	Histórico do Estudo do ECG.....	14
2.1.3	Teoria do Dipolo	15
2.1.4	Fisiologia do Coração e Ciclo Cardíaco.....	16
2.1.5	As ondas do ECG.....	17
2.1.6	Derivações	18
2.1.7	Extração de parâmetros de ECG no diagnóstico de arritmias cardíacas.....	18
2.2	A TRANSFORMADA <i>WAVELET</i>	20
2.2.1	Transformada <i>Wavelet</i> Contínua (CWT).....	20
2.2.2	Transformada <i>Wavelet</i> Discreta (DWT).....	21
2.2.3	Transformada <i>Wavelet</i> Discreta em sistemas computacionais	21
2.3	A TRANSFORMADA DE <i>HILBERT</i>	22
2.4	INSTRUMENTAÇÃO VIRTUAL	23
3	DESENVOLVIMENTO	24
3.1	BASE DE DADOS	24
3.2	ANÁLISE E TRATAMENTO DO SINAL	24
3.3	DETECÇÃO DOS PARÂMETROS DO ECG	26
3.3.1	Detecção do complexo QRS	26
3.3.2	Detecção dos pontos Q e S	29
3.3.3	Detecção da onda T	30
3.4	INSTRUMENTO VIRTUAL	33
4	RESULTADOS E DISCUSSÕES	37
4.1	EXTRAÇÃO DOS PARÂMETROS ECG.....	37
4.1.1	Etapa de Pré-processamento	37
4.1.2	Detecção do Complexo QRS	38
4.1.3	Detecção da Onda T	41
4.1.4	Análise dos resultados.....	42
5	CONCLUSÃO	46
	REFERÊNCIAS	48
	APÊNDICE A – TESTES EM DIFERENTES AMOSTRAS DE ECG	50
	APÊNDICE B – CÓDIGO DO INSTRUMENTO VIRTUAL DO LABVIEW	53
	APÊNDICE C – CÓDIGO DO SCRIPT DO MATLAB	58

1 INTRODUÇÃO

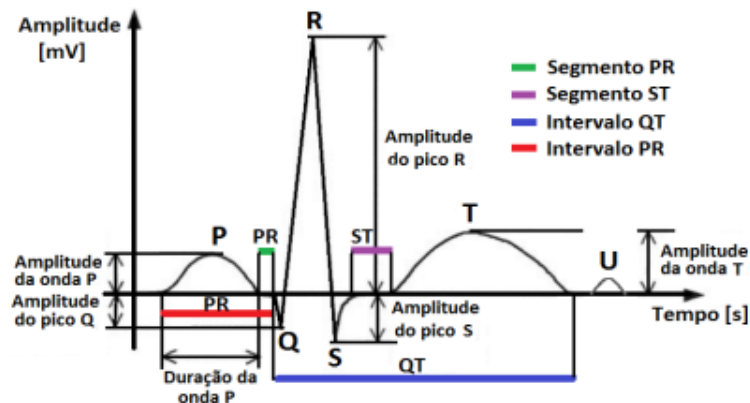
Grande parte dos avanços da medicina moderna podem ser associados ao desenvolvimento tecnológico, principalmente a tecnologia digital. O diagnóstico e tratamento de doenças foram transformados aos passos do surgimento de sensores e o avanço dos computadores e dispositivos embarcados. Isso proporcionou também a redução de custos no uso da tecnologia e a digitalização de artigos médicos, tornando sua disseminação mais acessível e incentivada. Foi assim que *laptops* e dispositivos eletrônicos se tornaram comuns no ambiente hospitalar como ferramentas muito úteis no tratamento de pacientes e coleta de dados para a continuidade dos estudos. Hoje a presença desses aparatos permite uma grande coleta de dados pelas entidades, dando uma visão mais profunda no estudo de doenças resultando em diagnósticos mais eficientes e novos tratamentos (IBM, 2021).

Esse desenvolvimento é evidente no diagnóstico de doenças cardíacas, um exemplo é o eletrocardiograma (ECG), um exame médico que monitora os batimentos cardíacos por meio da leitura da atividade elétrica do coração permitindo a detecção de doenças como a arritmia. Este procedimento médico se tornou muito popular por ser acessível, não invasivo, de fácil execução e, principalmente, por ter elevada sensibilidade para o diagnóstico de doenças cardíacas. A atividade elétrica registrada por esse exame é proveniente da medição da diferença de potencial em pontos de referência no corpo do paciente chamados de derivações. Essas derivações podem ser classificadas em dois grupos: verticais e horizontais, estas serão melhor definidas posteriormente neste trabalho (REIS *et al.*, 2013).

Um ciclo de um ECG normal é constituído pela onda P, que se refere a despolarização atrial, o complexo QRS, que é o sinal gerado pela despolarização ventricular, e a onda T que demonstra a rápida repolarização ventricular (Figura 1). Cada uma dessas ondas tem faixas de valores pré-definidos de amplitude e duração, por isso, a detecção precisa desse sinal é importante para o diagnóstico de possíveis enfermidades (CUIWEI; CHONGXUN; CHANGFENG, 1995).

Na análise em meios computacionais de sinais ECG, a utilização de Transformadas *Wavelet* (TW) tem se mostrado muito promissora como ferramenta para a análise em tempo-frequência que decompõe o sinal em coeficientes que descrevem as componentes que compõem o sinal em diferentes instantes de tempo

Figura 1 – Representação de um eletrocardiograma normal e suas ondas constituintes.



Fonte: Maia e Bertogna (2021, p. 2).

fazendo assim uma análise em tempo-escala (CUIWEI; CHONGXUN; CHANGFENG, 1995).

Com a contínua evolução da tecnologia computacional, é importante continuar buscando métodos novos e mais otimizados para aumentar o desempenho e custo-benefício desse tipo de exame, trazendo uma melhor qualidade de vida para as pessoas. Visto isso, alguns autores vêm apresentando estudos de comparações e desenvolvimento de métodos para análise de ECG e extração dos parâmetros.

Em Madeiro (2013) é proposto uma combinação de métodos para detecção e segmentação do complexo QRS, utilizando TW, Transformada de *Hilbert* (TH) e filtro derivativo, e a detecção da onda T encontrada através de uma correlação cruzada com um modelo matemático proposto pelo autor. Cuiwei, Chongxun e Changfeng (1995) utilizam da TW diádica para a detecção do complexo QRS e ondas P e T através de análise multiescolha do sinal. Outra proposta é a utilização de Transformadas *Wavelets* Discretas (DWT) para a decomposição do sinal de ECG efetuada por Silva, Soares e Sotomayor (2015). Um outro exemplo dessa aplicação é o uso de *Wavelets* biorthogonais para a extração do complexo QRS e as ondas P e T realizado por Sivannarayana e Reddy (1999). Por outro lado, existem ferramentas diferentes na computação que podem buscar uma solução para melhorar esta análise. Hedén *et al* (1996) propuseram o uso de redes neurais para a detecção de trocas periféricas baseadas em características morfológicas das ondas P, T e complexo QRS. Outro método explorado foi a reconstrução de derivações, uma das primeiras propostas foi feita por Kord e Herpen (2001) que utilizou informações redundantes

providas de 12 derivações diferentes buscando encontrar os pontos de inversões nos eletrodos (AMARAL, 2017).

Neste trabalho é proposto a utilização de Transformadas *Wavelet*, em conjunto com técnicas de processamento digital de sinais, para a análise e detecção do complexo QRS e onda T que são parâmetros importantes para o diagnóstico de arritmias cardíacas. Essa aplicação será desenvolvida em forma de um Instrumento Virtual (IV) que auxiliará no manuseio de dados digitais de sinais ECG, assim como visualização dos resultados e parâmetros extraídos, e, através dos resultados obtidos, faz o cálculo da FC e duração do segmento ST.

1.1 OBJETIVOS

1.1.1 Objetivo Geral

Implementar um sistema na forma de instrumento virtual para o desenvolvimento e testes de algoritmos que fazem a análise de sinais eletrocardiográficos (ECG), e, desenvolver um algoritmo que efetua a detecção das posições do complexo QRS e onda T. O IV efetua a leitura de um arquivo ECG no padrão CSV com amostras retiradas de um banco de dados público, executa um *script* MATLAB © que faz a análise desejada sobre o sinal e faz o cálculo da FC e da duração do segmento ST através dos resultados obtidos pelo *script* na detecção dos parâmetros do ECG. Esse algoritmo utiliza de ferramentas matemáticas como as Transformadas *Wavelet* e outros métodos utilizados em processamento digital de sinais.

1.1.2 Objetivos Específicos

O processo para alcançar o objetivo geral desse trabalho é dividido nas seguintes etapas:

- Escolher um banco de dados público para utilização das amostras de exames ECG.

- Implementar um *script* MATLAB © que fará a utilização da TW para analisar a amostra.
- Implementar um *script* MATLAB © para a extração dos parâmetros do sinal ECG baseado na análise da TW.
- Implementar um IV no LabVIEW © para tratamento dos dados e executar o processamento do sinal ECG em um computador convencional.
- Implementar uma interface homem-máquina no IV para fácil manipulação do usuário.
- Realizar o cálculo da FC e duração do segmento ST por meio dos resultados obtidos.
- Validar cada etapa através de testes utilizando as amostras de sinais ECG obtidas dos bancos de dados públicos aferindo a veracidade dos resultados através de métricas como *Root Mean Square Error* (Raiz quadrática média) e a sensibilidade.

1.2 JUSTIFICATIVA

Com a evolução da medicina, novas análises do funcionamento do corpo e parâmetros são necessárias para o diagnóstico e tratamento de doenças. Assim é preciso um estudo contínuo para o desenvolvimento de métodos mais otimizados para acompanhar essa demanda. O atual avanço tecnológico entrega para o mercado sistemas com um poder computacional cada vez mais alto e de menor custo fornecendo opções viáveis para o desenvolvimento de novas tecnologias da saúde.

A implementação de um sistema na forma de um IV que seja capaz de fazer o processamento digital de um sinal ECG é vantajoso de forma que ele pode ser compatível com vários sistemas embarcados, computadores e computação em nuvem, tecnologias já presentes e que tendem a ser cada vez mais importantes em hospitais e clínicas. Outro ponto a se destacar é a automação do processo de análise, já que permite a detecção dos parâmetros comuns de um eletrocardiograma e fornecendo dados precisos ao profissional que fará o diagnóstico. Esses sistemas podem ser aplicados a sistemas computacionais, sistemas especialistas, monitores de ECG com alarme na ocorrência de anomalias cardíacas.

Uma representação mais detalhada de um exame médico pode facilitar a análise do profissional da saúde tornando mais fácil o diagnóstico e tratamento de doenças resultando em uma qualidade maior no atendimento de hospitais e melhor qualidade para os pacientes.

1.3 PUBLICAÇÕES OBTIDAS

Durante o desenvolvimento desse projeto foram realizadas duas publicações, uma no XXV Seminário de Iniciação Científica e Tecnológica da UTFPR (MAIA; BERTOGNA, 2020) e a outra *Brazilian Journal of Development* (MAIA *et al.*, 2021).

2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

Neste capítulo será feito um breve estudo sobre a atividade elétrica do coração, os métodos para coleta e análise dos sinais elétricos, conceitos básicos de métodos de processamento digital de sinais como Transformada *Wavelet* e Transformada de Hilbert. Por fim serão apresentadas aplicações em sistemas computacionais com Instrumentos Virtuais, assim como detalhes sobre os *softwares* MATLAB e LabVIEW utilizados nesse trabalho.

2.1 O ELETROCARDIOGRAMA

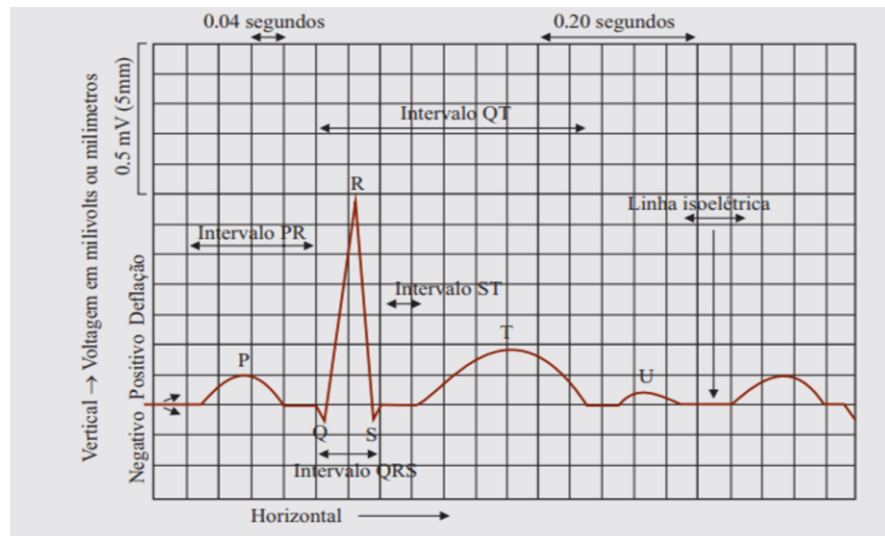
Para entender como funciona o exame do ECG é importante a compreensão do que é o dispositivo que realiza o registro da atividade elétrica do coração e o processo elétrico que dá origem a esse sinal.

2.1.1 O Eletrocardiógrafo

O eletrocardiógrafo é um dispositivo que faz a amplificação, filtragem e registro da atividade elétrica do coração. Por muito tempo foram utilizados galvanômetros para a mensuração da curva elétrica, porém, com o avanço da tecnologia digital, o uso de eletrodos e conversores de sinais analógicos para digitais (conversores AD) têm dominado esse tipo de aplicação associados a um sistema embarcado (REIS *et al.*, 2013).

O resultado do exame realizado por esse dispositivo é normalmente impresso em papel milimetrado, tendo o eixo vertical medindo a amplitude do sinal e o horizontal, o tempo. Cada quadrado menor no resultado do exame, dimensões 1 mm x 1 mm, correspondem a 0,04 segundos do no eixo horizontal e 0,1 mV no eixo vertical (REIS *et al.*, 2013). Um exemplo desse do resultado do ECG é representado na Figura 2.

Figura 2 – Representação gráfica do resultado de um exame ECG.



Fonte: Reis et al. (2013, p. 28).

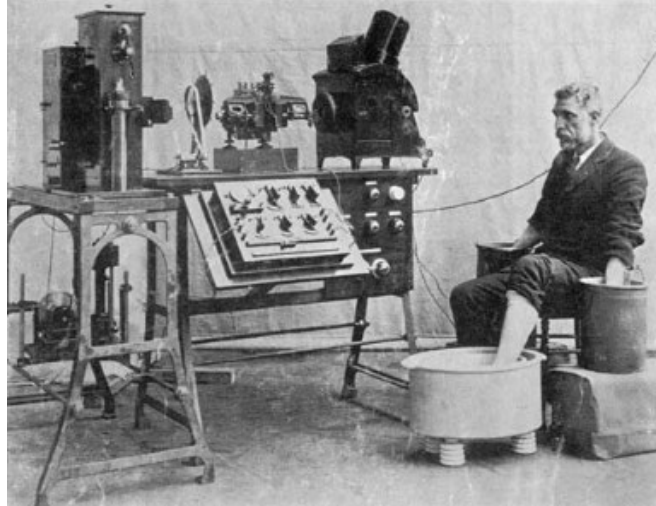
2.1.2 Histórico do Estudo do ECG

Em 1887, *Augustus Desiré Waller*, foi o pioneiro a registrar a corrente elétrica produzida pelo coração usando o eletrômetro capilar de *Lippmann*, que consistia em um tubo preenchido com mercúrio e ácido sulfúrico, cujo suas densidades diferentes permitiam uma visualização da tensão superficial conforme a variação dos potenciais elétricos, fazendo o mercúrio flutuar levemente para cima ou para baixo (GINEFRA, 2007). Pouco tempo depois *Willem Einthoven* iniciou a aplicação do ECG utilizando o eletrômetro que registrava a atividade elétrica por meio do monitoramento do movimento de íons em uma placa fotográfica. Porém, era necessário um tratamento nos resultados por meio de correções matemáticas, o que levou o médico a buscar uma ferramenta mais eficaz para a aplicação desse procedimento. Então em 1901 no artigo “Um novo galvanômetro”, *Einthoven* apresentou o galvanômetro de corda, o que garantiu para ele o prêmio Nobel de Fisiologia ou Medicina em 1924 (SILVA; MAROSO, 2019).

Os pacientes hospitalizados que passavam pelo exame tinham suas extremidades imersas em um líquido condutor (Figura 3) e os registros elétricos eram feitos no laboratório. A comunicação era feita por meio de fios telefônicos do laboratório para o hospital, devido a impossibilidade de locomover o galvanômetro que pesava 270 quilogramas. Com os estudos desse exame *Einthoven* conseguiu compreender a origem das curvas registradas pelo equipamento, representadas na

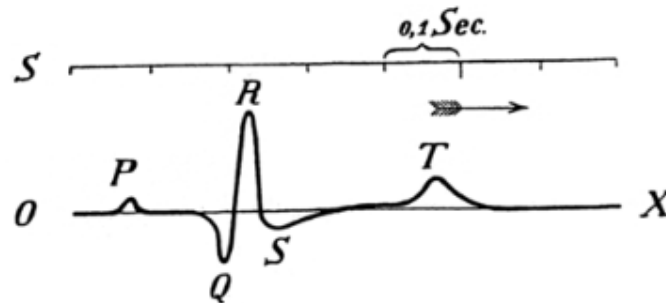
Figura 2, denominando as ondas com as letras P, Q, R, S e T (SILVA; MAROSO, 2019).

Figura 3 – Galvanômetro de corda de Einthoven, já modificado.



Fonte: Ginefra (2007, p. 245).

Figura 4 – O ECG de Einthoven.



Fonte: Ginefra (2007, p. 244).

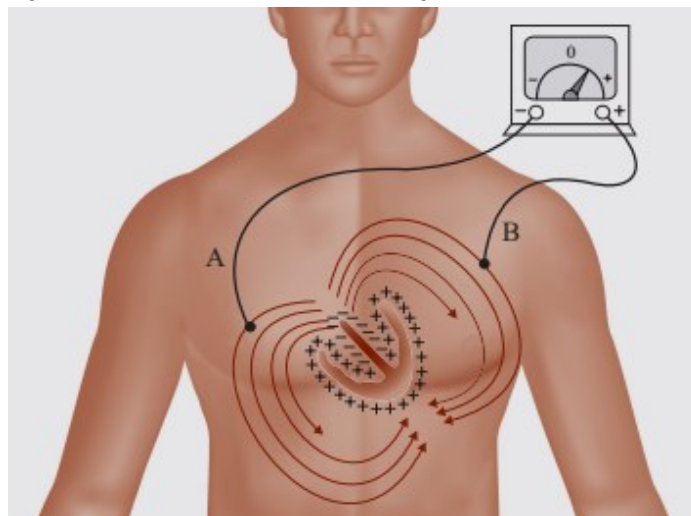
2.1.3 Teoria do Dipolo

Para compreender o sinal do ECG é preciso conhecer primeiramente a Teoria do Dipolo. Segundo Reis *et al.* (2013) essa teoria define-se um dipolo como um conjunto formado por duas cargas de mesmo módulo elétrico, porém com a polaridade contrária separadas por uma determinada distância.

No cenário biológico podemos representar esses conjuntos com os íons presentes nas membranas das células durante uma estimulação pelo sistema nervoso ou estimulação da célula. Esse estímulo é responsável por produzir a etapa de

despolarização e após essa etapa é feita a repolarização. Durante a despolarização há um influxo de íons de Na^+ em sentido aos limites da membrana no interior da célula e, como resultado ao estímulo as cargas negativas são repelidas para a parte exterior gerando assim o dipolo. A Figura 5 representa o sentido de despolarização no músculo cardíaco (REIS *et al.*, 2013). A diferença de potencial representada na curva do ECG é resultado do somatório do fluxo de íons de sódio, potássio, cálcio, magnésio e cloro em cada uma das derivações.

Figura 5 – Representação do sentido de despolarização no músculo cardíaco.



Fonte: Reis *et al.* (2013, p. 3).

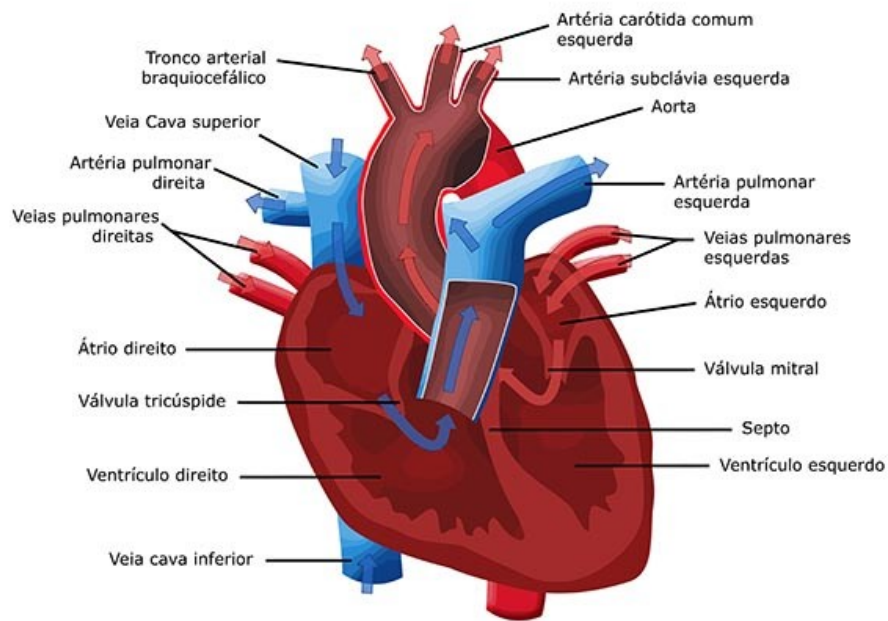
2.1.4 Fisiologia do Coração e Ciclo Cardíaco

O coração é o órgão responsável pelo bombeamento do sangue pelo corpo devido a contração dos músculos cardíacos, ou miocárdio. Internamente ele é dividido em quatro câmaras: átrio direito, átrio esquerdo, ventrículo direito e ventrículo esquerdo. A comunicação entre essas câmaras é feita pelos sulcos coronários controladas pelas valvas que controlam o sentido do fluxo do sangue pelo órgão garantindo um único sentido. Uma representação desse órgão é feita na Figura 6 (COSTA, 2021).

O ciclo cardíaco consiste em um conjunto de eventos com compõem um batimento do coração, esses eventos se referem a ações de contração, sístole, quando o sangue é “empurrado”, e o relaxamento, diástole, quando o a câmara é preenchida por sangue. A duração desse ciclo é de 0,8 segundos em média, ele se

inicia na sístole atrial com as valvas atrioventriculares (Mitral e Tricúspide) abertas e os ventrículos em diástole, esse evento corresponde a cerca de 0,1 segundo do ciclo. Após o fim dessa etapa ocorre o fechamento das valvas atrioventriculares, início da sístole ventricular e abertura das valvas semilunares (Valvas da Aorta e valva da Artéria pulmonar) (COSTA, 2021).

Figura 6 – Fisiologia do coração humano.



Fonte: Magalhães (2020, p. 1).

2.1.5 As ondas do ECG

Como visto na Figura 3 e 4, as ondas que compõem o sinal ECG são P, Q, R, S, T e U. A onda P é a primeira onda registrada e representa a despolarização (contração) de ambos os átrios. O complexo QRS corresponde a despolarização dos ventrículos e a onda T representa a repolarização dos ventrículos. A onda U nem sempre pode ser verificada, ela representa a repolarização dos músculos papilares, um músculo existente nos ventrículos. Outras fases do sinal ECG são muito importantes para a análise e diagnóstico do exame. O intervalor PR é a variação de tempo medida entre o início da onda P e o início do complexo QRS. O segmento ST é a representação gráfica de uma etapa isoelétrica entre o final do complexo QRS e o início da onda T. Por fim o intervalo QT registra o tempo total da atividade elétrica

durante a sístole ventricular, ele é medido entre o início do complexo QRS e o fim da onda T (REIS *et al.*, 2013). A Tabela 1 registra a duração média das etapas do ciclo cardíaco em que se aplicam.

Tabela 1 – Duração média de algumas etapas do ciclo cardíaco

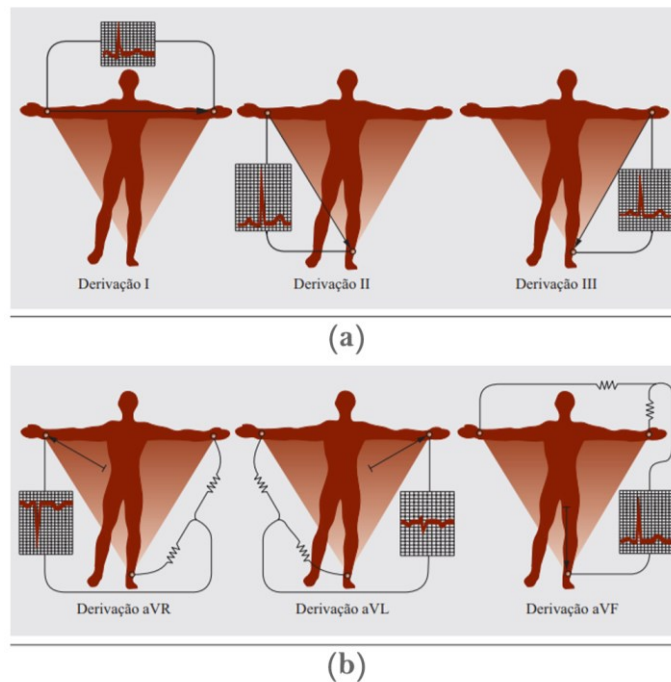
Onda	Duração (s)	Amplitude (mV)
Complexo QRS	0,050 – 0,110	0,250 – 0,300
Onda P	0,080 – 0,110	0,250 – 0,300
Segmento QT	0,300 – 0,440	–
Segmento ST	0,005 – 0,150	-0,100 – 0,100
Segmento PR	0,120 – 0,200	–
Onda T	0,100 – 0,250	0,190 – 0,240

Fonte: Reis *et al.* (2013).

2.1.6 Derivações

Entendido o ciclo cardíaco e suas representações no sinal ECG é importante entender como é feita a leitura desses potenciais elétricos pelo eletrocardiógrafo. A ativação elétrica do coração gera uma diferença de potencial mensurável no tecido humano via eletrodos. Os pontos no quais são feitas essas medições, ou seja, onde são colocados os eletrodos para mensurar os potenciais elétricos são chamados de derivações, as quais podem ser classificadas em dois grupos: horizontais e verticais. Essa divisão se dá por conta do coração se situar em um espaço tridimensional, sendo assim necessários dois planos para análise dos vetores de potencial elétrico. O primeiro a estabelecer derivações para a realização do exame ECG foi *Eithoven* em 1913, essas derivações eram pontos bipolares (DI, DII e DIII) que representavam o denominado “triângulo de *Eithoven*” (Figura 7a). Já em 1933, o cardiologista americano *Frank Norman Wilson* apresentou o sistema de seis derivações, que uniam as derivações de *Eithoven* pelo centro, resultando em um potencial muito próximo de zero, e acrescentando mais três pontos de derivações unipolares (aVR, aVL e aVF), essas derivações são denominadas derivações do plano frontal (Figura 7b) (REIS *et al.*, 2013).

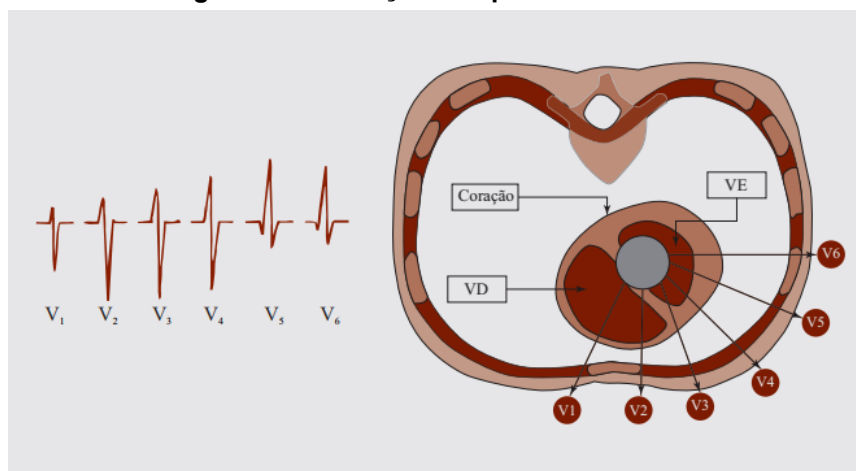
Figura 7 – Derivações de plano frontal.



Fonte: Reis *et al.* (2013, p. 18).

As derivações de plano horizontal também são compostas por seis pontos (V1, V2, V3, V4, V5 e V6) podendo se expandir para nove pontos (V7, V8 e V9) para aumentar a precisão dos resultados. Elas exploram a parte anterior do tórax analisando pontos correlacionados as paredes do coração (Figura 8) (REIS *et al.*, 2013).

Figura 8 – Derivações de plano horizontal.



Fonte: Reis *et al.* (2013, p. 21).

2.2 A TRANSFORMADA WAVELET

A TW é um método matemático para a análise em tempo-frequência que decompõe o sinal em coeficientes que descrevem os detalhes do sinal em diferentes instantes de tempo, fazendo assim uma análise em tempo-escala. Esse método é amplamente utilizado em algoritmos de detecção automática dos parâmetros de sinais ECG (NARAYANA; RAO, 2011).

2.2.1 Transformada *Wavelet* Contínua (CWT)

A Transformada *Wavelet* Contínua (*Continuous Wavelet Transform - CWT*) é muito eficiente na detecção de pontos específicos de um sinal ou mudanças abruptas de alta frequência. Além disso a grande variedade de funções *wavelets*, também chamadas de *Wavelet*-mães, permite uma melhor adequação na escolha ao ser aplicada no sinal processado. As *wavelets*-mães devem seguir alguns critérios para serem utilizadas (MADEIRO, 2013):

$$T(a, b) = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{-\infty}^{\infty} x(t) \psi^* \left(\frac{t-b}{a} \right) dt; \quad (2.1)$$

$$E = \int_{-\infty}^{\infty} |\psi(t)|^2 dt < \infty; \quad (2.2)$$

$$C_9 = \int_0^{\infty} \frac{|\psi(f)|^2}{f} df < \infty; \quad (2.3)$$

A equação 2.1 apresenta a definição de uma TW de um sinal $x(t)$, onde ψ^* representa o conjugado complexo da *wavelet*-mãe, a é o parâmetro de dilatação, também chamado de fator de escala, e b parâmetro de localização, ou translação da *wavelet*. Além disso, a função deve ter energia total finita (equação 2.2), ter uma transformada de Fourier que satisfaça $\hat{\psi}(0) = 0$ (equação 2.3) e ter a transformada real e nula para funções negativas quando usadas funções complexas (MADEIRO, 2013). Assim como a transformada de Fourier é possível fazer a reconstrução do sinal utilizando a TW inversa:

$$x(t) = \frac{1}{C_9} \int_{-\infty}^{\infty} \int_0^{\infty} T(a, b) \psi_{a,b}(t) \frac{dad b}{a^2}; \quad (2.4)$$

2.2.2 Transformada *Wavelet* Discreta (DWT)

A DWT (*Discret Wavelet Transform*) emprega uma matriz diádica¹ com os parâmetros a , de escala, b , de localização, denotados como potência de 2 e funções ortonormais (MADEIRO, 2013). A função de discretização de uma função *wavelet* pode ser descrita da seguinte forma:

$$\psi_{m,n}(t) = \frac{1}{\sqrt{a_0^m}} \psi\left(\frac{t - nb_0 a_0^m}{a_0^m}\right), \quad (2.5)$$

Onde os parâmetros m e n controlam a dilatação e deslocamento, respectivamente, a_0 é um incremento de escala fixo, já b_0 um incremento de localização. Essa função garante que os índices armazenados em um determinado coeficiente não se repitam em nenhuma outra situação, garantida pela ortonormalidade da função, o que resulta na completa derivação e regeneração do sinal original (MADEIRO, 2013). Com isso podemos definir a TWD pela seguinte equação:

$$T_{m,n} = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{-\infty}^{\infty} x(t) \psi_{m,n}(t) dt. \quad (2.6)$$

Assim a DWT contorna o problema de muitos coeficientes gerados no cálculo da CWT discretizando-os em base de potência de 2, tornando-a mais eficiente (SILVA; SOARES; SOTOMAYOR, 2015).

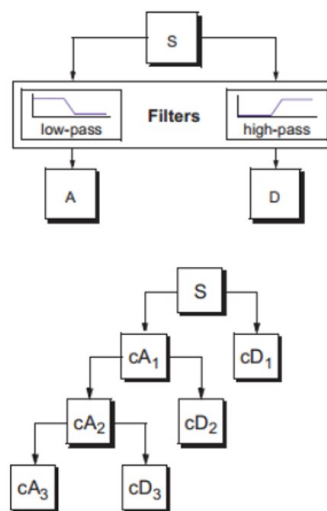
2.2.3 Transformada *Wavelet* Discreta em sistemas computacionais

Quando utilizamos a DWT com o auxílio de uma ferramenta computacional, seja ela um software como o MATLAB ou alguma linguagem de programação, é por meio de um processo iterativo que decompõe o sinal analisado em dois componentes: os detalhes, que são componentes de baixa escala e alta frequência, e as aproximações, componentes de alta escala e baixa frequência. Esse processo de decomposição consiste em aplicar sobre o sinal um filtro digital, chamado *Wavelet*, que permite a passagem das baixas frequências (passa-baixas) para a obtenção das

¹ Dado um corpo K e um vetor $h = (h_0, \dots, h_{n-1}) \in K^n$, a matriz diádica $\Delta(h)$ é a matriz simétrica com componentes $\Delta_{ij} = h_{i \oplus j}$ ($i \oplus j$ denota o OU-exclusivo bit a bit ente i e j). O vetor h é chamado de assinatura da matriz.

aproximações e um filtro chamado Scaling, que permite a passagem das altas frequências (passa-altas), para a obtenção dos detalhes. A primeira iteração do processo de decomposição consiste na aplicação desses dois filtros sobre o sinal original, na segunda iteração os filtros são aplicados novamente, só que na aproximação obtida na primeira etapa, na terceira iteração os filtros são aplicados na aproximação obtida na segunda iteração e assim por diante (SILVA; SOARES; SOTOMAYOR, 2015). Esse processo é esquematizado na Figura 9.

Figura 9 – Árvore de decomposição da TWD.



Fonte: Silva, Soares e Sotomayor (2015, p. 965).

2.3 A TRANSFORMADA DE HILBERT

A transformada de *Hilbert* é realizada a partir de um filtro que altera a fase dos componentes do espectro de um determinado sinal baseando-se em suas polaridades. Isso faz com que este filtro não tenha influência sobre a amplitude do sinal, mantendo sua energia após a transformada.

A sua utilização é feita no cálculo do envelope do sinal e geralmente é efetuada após o uso de um filtro derivativo, isso se dá, pois os pontos de máximo e mínimo obtidos a partir da primeira derivada são representadas como cruzamentos em zero que são facilmente identificados pela Transformada de *Hilbert* enquanto mantém a energia do sinal original (MADEIRO, 2013).

2.4 INSTRUMENTAÇÃO VIRTUAL

A rápida evolução e adoção do computador pessoal modificou a forma de concepção da instrumentação para teste, medição e automação. Um instrumento virtual (IV) consiste em um computador equipado com *software* e *hardwares*, como drivers e placas *plug-in*, que juntos desempenham as funções de equipamentos tradicionais. No caso da elétrica, é possível desempenhar a função de amperímetros, voltímetros, conversores analógicos e/ou digitais (AD, DA), geradores de sinais, entre muitas outras ferramentas. Além disso, graças a grande evolução dos processadores em computadores pessoais, o *software* é capaz de efetuar grandes transformações matemáticas com dados em massa e entregar uma visualização gráfica para o usuário. Além de todos esses benefícios a utilização de IV traz também uma redução de custos no desenvolvimento de novos produtos mitigando a necessidade de aquisição de múltiplos equipamentos (NATIONAL INSTRUMENTS, 2019). Alguns exemplos de *softwares* para a elaboração de IV são: LabVIEW, MATLAB e Arduino IDE. A Figura 10 demonstra um exemplo de conjunto *hardware* e *software* de um instrumento virtual.

Figura 10 – Exemplo de Instrumento Virtual.



Fonte: Barbosa (2019, p. 14).

3 DESENVOLVIMENTO

Nesta sessão será apresentada a metodologia proposta para o desenvolvimento deste trabalho. O procedimento foi feito em três etapas: a primeira foi a escolha e análise do sinal a ser processado, a segunda foi a implementação do algoritmo de extração dos parâmetros do ECG e a terceira foi a elaboração do IV para fácil manipulação do usuário. O desenvolvimento do *script* de detecção dos parâmetros do sinal ECG utilizou o *software* MATLAB e o IV para aplicação desse *script* e interface de análise dos resultados foi construído utilizando o *software* da *National Instruments* LabVIEW.

3.1 BASE DE DADOS

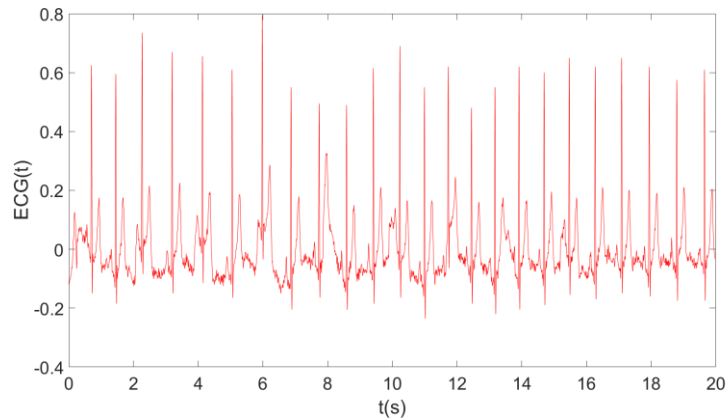
Para teste do algoritmo fora utilizado a base de dados ECG-ID *Database* (GOLDBERGER *et al*, 2000), esse banco de dados consiste em 310 exames de ECG realizados em 90 voluntários pela Universidade Eletrotécnica de Saint-Petersburg (LUGOVAYA, 2005). As gravações trazem dois sinais coletados, sendo um deles um sinal já corretamente pré-processado para remoção de ruídos de fontes externas. Para seleção da amostra, utilizou-se como critério um sinal com a morfologia o mais próximo do ECG normal. A Figura 11 apresenta a curva a ser trabalhada, referente a gravação 01 do paciente número 01, que tem 20 segundos em seu total e fora amostrada a uma frequência de 500 Hz em uma resolução de 12 *bits* e uma faixa dinâmica entre -10 mV e 10 mV.

3.2 ANÁLISE E TRATAMENTO DO SINAL

A primeira etapa para o processamento do sinal ECG é a preparação do sinal antes do processamento nos algoritmos de detecção. Esse pré-processamento consiste na análise do sinal buscando identificar e remover artefatos, ou ruídos, que poderão atrapalhar na tomada de decisão. Uma das principais funcionalidades da TW é a remoção de ruídos de um sinal. A TW se mostra muito eficiente nisso, pois ela concentra as características do sinal nos coeficientes, e normalmente, os coeficientes

que se referem aos ruídos tem sua magnitude nitidamente menor, facilitando a sua remoção (KUMAR, 2021).

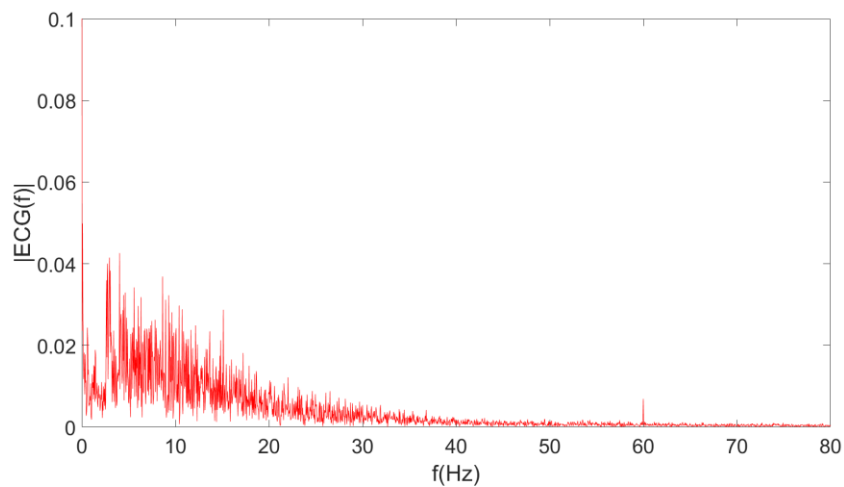
Figura 11 – Amostra do sinal obtido do ECG-ID Database.



Fonte: Autoria própria (2021).

Uma ótima ferramenta para analisar o sinal e escolher corretamente o método que será utilizado no pré-processamento é a Transformada Rápida de Fourier (FFT), que permite a análise do sinal no domínio da frequência. A Figura 12 mostra o nível de ruído presente em um ECG retirado do banco de dados de arritmia do *MIT-BIH*, referente a gravação 200 (GOLDBERGER *et al*, 2000), nele podemos identificar a presença de artefatos da componente DC e um ruído comum presente nesse tipo de sinal em 60 Hz.

Figura 12 – FFT de um sinal ECG sem pré-processamento.



Fonte: Autoria própria (2021).

3.3 DETECÇÃO DOS PARÂMETROS DO ECG

Após a etapa de pré-processamento, o sinal está pronto para o processamento no algoritmo de extração dos parâmetros do sinal ECG. Essa etapa consistirá em 3 partes: detecção do pico R, pontos Q e S e detecção da onda T. Cada processo terá a aplicação de uma TW que melhor se adequa as características analisadas.

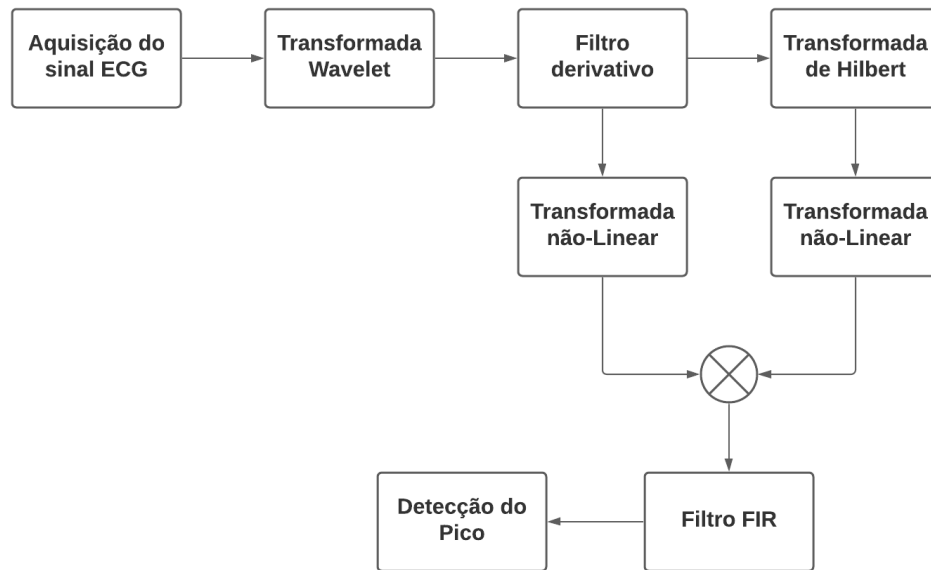
3.3.1 Detecção do complexo QRS

O complexo QRS é a forma de onda mais evidente no sinal ECG. A alta amplitude do pico R torna a detecção desse complexo mais fácil em comparação aos outros segmentos, assim, em trabalhos deste caráter, é comum ter como primeira etapa a extração desse ponto. Além disso a correta detecção dessa forma de onda é fundamental para o sucesso no processamento das demais.

Apesar de se destacar entre os demais artefatos presentes no sinal ECG e de ser facilmente reconhecida, as características do complexo QRS podem variar muito de pessoa para pessoa, até mesmo nos batimentos de uma mesma pessoa em um curto período, isso é bem evidente nas formas de onda da Figura 11 (MADEIRO, 2013). O método para detecção deste artefato seguirá as recomendações propostas por Madeiro (2013), primeiramente na filtragem do sinal, já realizada no pré-processamento, posteriormente na aplicação de uma TW que melhor se adequa e valoriza os aspectos morfológicos da curva do complexo QRS. A partir disso obtêm-se a primeira derivada do sinal, isso ajuda a determinar o limiar (*threshold*), que representa uma fração do valor de maior amplitude em uma série de valores (BERALDO, 1997). Então a transformada de Hilbert é calculada para a obter o sinal analítico associado ao ECG como discutido na sessão 2.3. Por fim é feita uma transformação não linear do sinal de forma que haja redução dos efeitos dos artefatos realçando o pico da onda R (Figura 13).

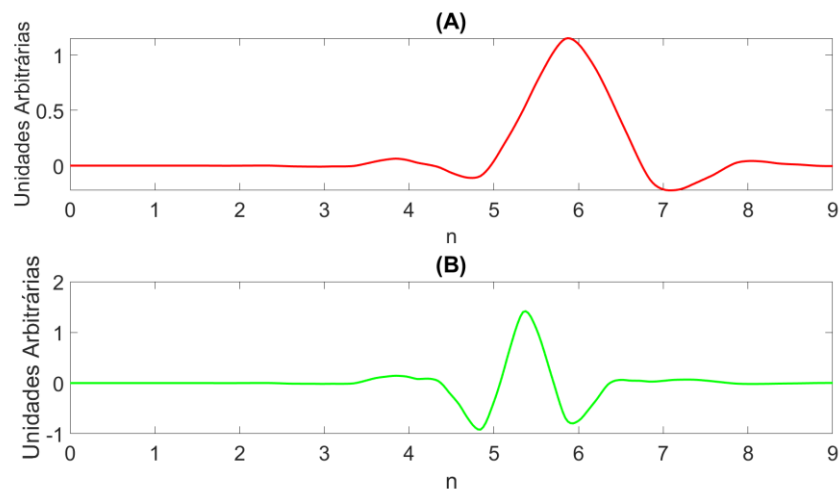
Para essa etapa optou-se pelo uso da família *symlet*, nesse caso a *wavelet sym6*, por apresentar aspectos morfológicos semelhantes ao do complexo QRS, suas funções são expressas graficamente nas Figuras 14 (A) e (B).

Figura 13 – Fluxograma da metodologia utilizada para a detecção do pico R.



Fonte: Autoria própria (2021).

Figura 14 – Função *Wavelet*, ou mãe (A), e *Scaling*, ou pai (B), referente a symlet 6.

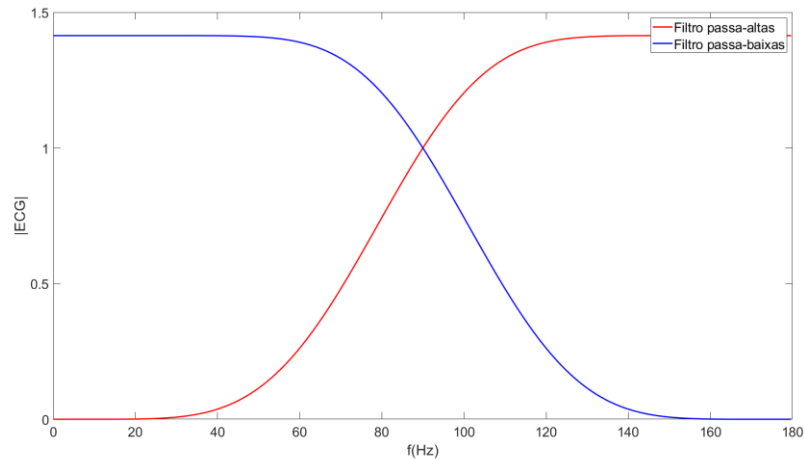


Fonte: Autoria própria (2021).

Não existe uma metodologia única para a escolha de uma *wavelet* para análise de um sinal, neste trabalho os critérios de escolha levaram em consideração os fatores morfológicos de cada etapa do processo, por exemplo, para a filtragem do ruído utilizou-se uma *wavelet* ortogonal com aspecto morfológico complexo semelhante ao sinal ECG e com variações suaves, de forma que a energia do sinal ECG fosse mantida o mais próximo do sinal original. Já no caso da detecção do uso das symlets também estão associadas as características morfológicas semelhantes ao complexo QRS, mas também as propriedades simétricas que essa família carrega que corrobora para a análise desse ponto. Outro fator importante para a escolha é a

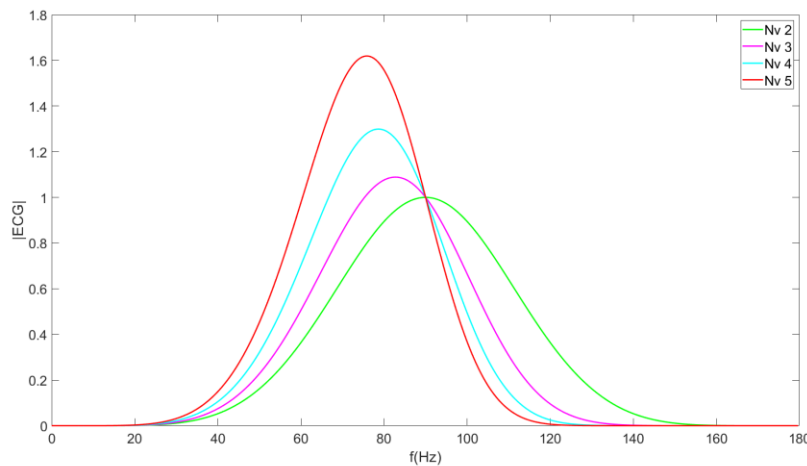
resposta em frequência dos filtros de decomposição para determinar qual nível será utilizado. As Figuras 15 e 16 representam a resposta em frequência dos filtros de decomposição da *wavelet sym6*.

Figura 15 – Resposta em frequência dos filtros de decomposição da *wavelet sym6*.



Fonte: Autoria própria (2021).

Figura 16 – Resposta em frequência dos níveis da decomposição da *wavelet sym6*.



Fonte: Autoria própria (2021).

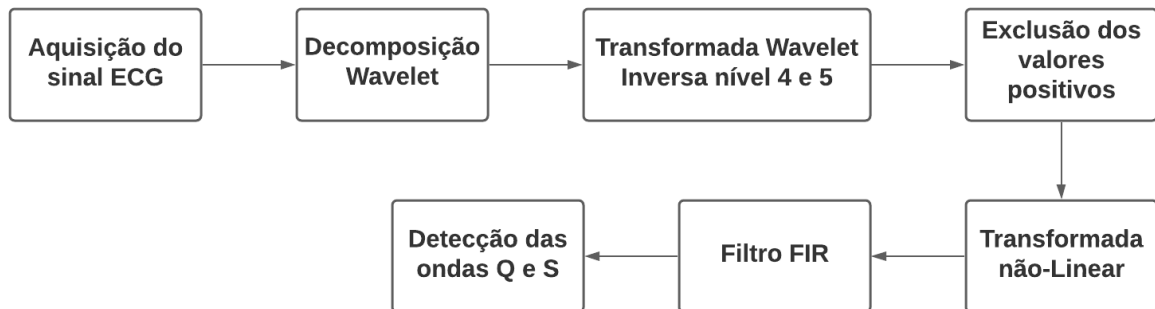
Após a decomposição do sinal foram utilizados os detalhes de nível 4 e 5 para a Transformada *Wavelet* Inversa, pois esses detalhes carregam as componentes de frequência da onda R para este sinal ECG. Posteriormente, seguindo a metodologia proposta aplica-se a primeira derivada do sinal com o intuito de encontrar os valores de máximos e preparar para a aplicação da transformada de Hilbert que fará a detecção das transições nos zeros no sinal após a derivada, que por sua vez se referem aos picos R. Por fim é feita a transformação não-linear do sinal que consiste na soma dos quadrados do sinal derivado com a TH.

Como último passo para determinar a posição do pico R, aplicou-se ao resultado da transformação não-linear um detector de picos que retorna os valores onde ocorrem os picos de um determinado sinal, esses valores foram transcritos nas posições do sinal ECG.

3.3.2 Detecção dos pontos Q e S

Tendo o pico R detectado, será necessário também a identificação da posição dos vales referentes as ondas Q e S, para tal fim fora utilizado um método semelhante ao proposto por Silva, Soares e Sotomayor (2015) que consiste na decomposição do sinal pela TW buscando nos detalhes e aproximações de um determinado nível da decomposição por artefatos pertencentes aos pontos Q e S. Isso é possível pois os detalhes carregam as componentes de alta frequência do sinal, nessas frequências podemos encontrar também as mudanças abruptas da morfologia do sinal. Esses pontos também têm uma amplitude expressiva em relação as outras partes, e como os detalhes não carregam componentes DC, sua identificação é fácil quando é feito a avaliação dos valores negativos de tensão do detalhe avaliado. A metodologia utilizada na detecção dos pontos Q e S é apresentada na Figura 17.

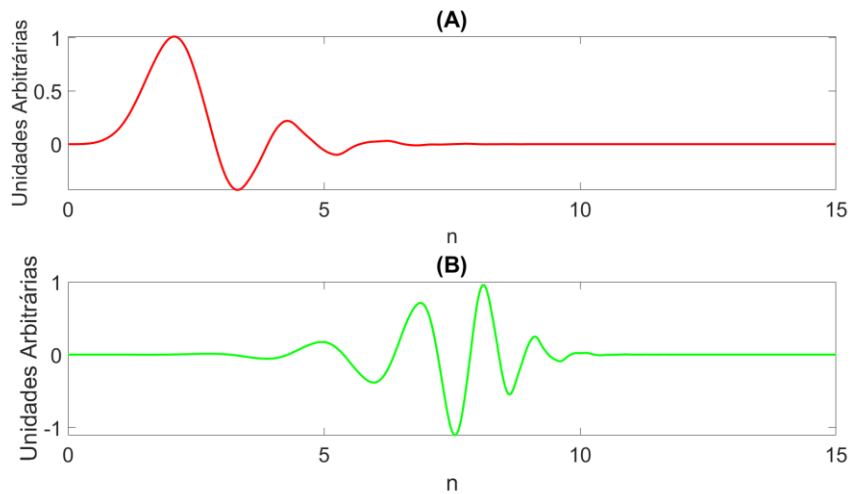
Figura 17 – Fluxograma da metodologia utilizada para a detecção dos pontos Q e S.



Fonte: Autoria própria (2021).

Para essa análise utilizou-se a *wavelet* de Daubechie 8, cujo as funções *wavelet scaling* estão apresentadas na Figura 18. Nota-se na morfologia dessa *wavelet* o destacamento de vales com valores negativos e transições ondulatórias mais abruptas o que corroborou para a escolha desta *wavelet* na análise das ondas Q e S que tem um tempo de decaimento em relação ao pico R muito rápido, aproximadamente 0,02 segundo.

Figura 18 – Função Wavelet (A) e Scalling (B) referente a Daubechie 8.



Fonte: Autoria própria (2021).

Assim, tendo a *wavelet* escolhida, fora necessária uma análise nos componentes de decomposição do sinal para a reconstrução do mesmo com os artefatos de interesse, e, assim como no pico R, utilizou-se os detalhes de nível 4 e 5 para a TW inversa, o que parece trivial já que a frequência que esses eventos ocorrem é basicamente o mesmo.

Já para a diferenciação dos pontos referentes a S dos pontos referentes a Q, utilizou-se mais uma transformação não-linear de forma que os picos de S tenham um ganho maior em relação aos picos Q.

3.3.3 Detecção da onda T

A onda T representa a repolarização dos ventrículos, assim como o complexo QRS ele é muito importante para a análise no diagnóstico de pacientes. A análise do segmento ST pode ser muito importante para a determinação de laudos médicos, sendo possível identificar doenças como: repolarização precoce, hipercalemia, bloqueio de ramo esquerdo, pericardite, síndrome de Brugada (REIS *et al.*, 2013).

Devido a sua baixa amplitude que normalmente varia entre 0,1 e 0,3 mV, é um desafio a detecção dessa onda, mesmo com as tecnologias atuais (SHANG *et al.*, 2019). A metodologia para a detecção da localização da onda T a ser proposta nesse trabalho é muito semelhante ao método utilizando para a determinação dos pontos Q e S, porém a TW realizada no sinal necessita ser mais robusta, de forma que as componentes de frequência referentes aos demais artefatos sejam mitigados. Para alcançar esses critérios opta-se neste trabalho por utilizar a família das *wavelets* bi-ortogonais na aplicação da TW.

Na matemática a ortogonalidade é definida como a perpendicularidade entre duas formas lineares, já um sinal ortogonal é formado utilizando um filtro espelho conjugado. Esse filtro divide o eixo de frequência em diferentes intervalos de diferentes tamanhos, com isso é possível obter pequenas bases no domínio da frequência na forma de cossenos, que são facilmente transcritos no domínio do tempo. As *wavelets* necessitam de um espaço complementar ortogonal, essa ortogonalidade é descrita na equação 3.1, a relação dos coeficientes *Wavelet* e *Scaling* utilizados para o calcula das funções Pai (Equação 3.2) e Mãe (Equação 3.3) (SHAKER, 2019):

$$g_n = (-1)^n h_{1-n} \quad 3.1$$

$$\phi(t) = \sqrt{2 \sum_n h_n \phi(2t - n)} \quad 3.2$$

$$\psi(t) = \sqrt{2 \sum_n g_n \phi(2t - n)} \quad 3.3$$

Onde g_n e h_n são os filtros espelhos quadráticos passa-altas (*Scaling*) e passa-baixas (*Wavelet*) respectivamente. As *wavelets* bi-ortogonais aproveitam ao máximo do princípio da ortogonalidade utilizando quatro filtros em sua aplicação utilizando g_n e h_n em pares para a construção de ψ , $\tilde{\psi}$, ϕ e $\tilde{\phi}$. Onde:

$$\tilde{\phi}(t) = \sqrt{2 \sum_n \tilde{h}_n \tilde{\phi}(2t - n)} \quad 3.2$$

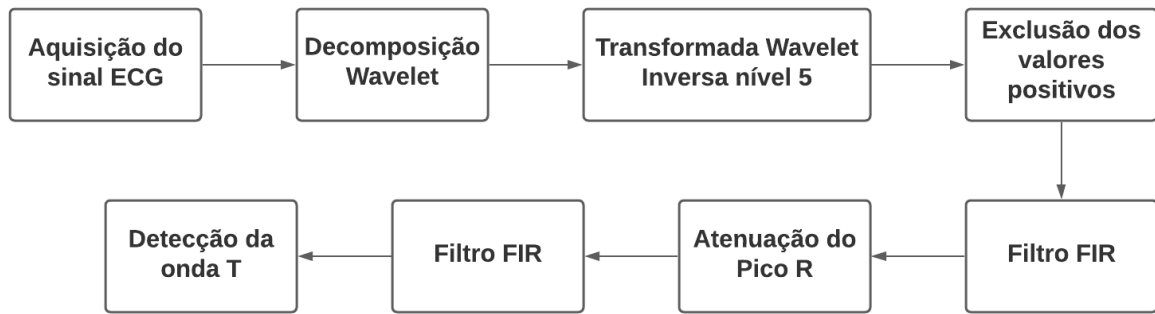
$$\tilde{\psi}(t) = \sqrt{2 \sum_n \tilde{g}_n \tilde{\phi}(2t - n)} \quad 3.3$$

E o fator *Scaling* deve ser ortogonal ao fator *wavelet* como já descrito em 3.1:

$$\tilde{g}_n = (-1)^n h_{1-n} \quad 3.4$$

A Figura 19 apresenta o método proposto para a detecção da onda T.

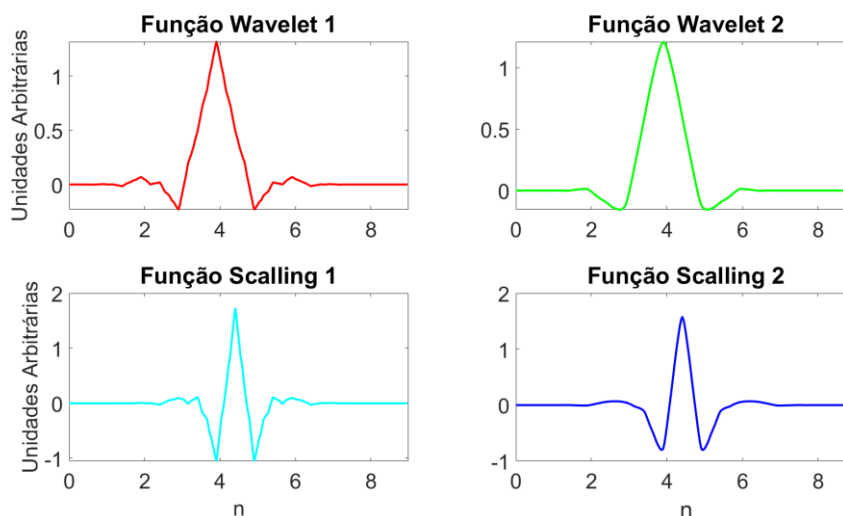
Figura 19 – Detecção da onda T.



Fonte: Autoria própria (2021).

A onda T têm seus artefatos de frequência em escalas muito parecidas com o complexo QRS, assim sua detecção é dependente da correta extração de pontos desse complexo. O complexo QRS, carrega componentes de alta frequência, em relação ao sinal analisado, que são responsáveis pela sua rápida variação entre os segmentos \overline{QR} e \overline{RS} , mas também é composto por artefatos de baixa frequência correspondente a ativação cíclica do batimento cardíaco, e são essas componentes de baixa frequência que “atrapalham” a detecção da onda T em relação a metodologia proposta nesse trabalho, já que o complexo QRS tem amplitude elétrica mais significativa que a onda T. Com base nessas considerações, fora decidido o uso da *wavelet* biorthogonal 4.4 (Figura 20), devido a sua TW utilizar duas funções *Wavelet* e *Scalling*, sendo um par para decomposição e outro para reconstrução, ela utiliza da sua propriedade de fase linear para conservar características do sinal analisado.

Figura 20 – Funções *Wavelets* e *Scalling* biorthogonais 4.4.



Fonte: Autoria própria (2021).

Com as funções escolhidas, a segunda etapa para a extração dos parâmetros da onda T é selecionar o detalhe ou aproximação que contém de forma mais evidente os artefatos dessa onda. Como é de se esperar, as aproximações descreveriam melhor essa onda, por conter os detalhes de baixa frequência, e, para este caso, a quinta aproximação que resultou do processo de decomposição se mostrou a melhor escolha para ser analisada já que carrega poucos artefatos das demais ondas do sinal, sendo bem evidente a presença do complexo QRS e ondas P e T.

Para melhorar essa análise foi aplicado um filtro FIR1 passa-faixa entre 0,1 Hz e 8 Hz utilizando a janela de Kaiser, vide que essa aplicação tem como finalidade apenas eliminar ruídos e tornar as curvas mais acentuadas. Para mitigar a presença do complexo QRS nesse sinal, fez-se a substituição dos valores entre as posições dos pontos Q e S. Por fim, é feita a aplicação de mais um filtro FIR1 com a janela de Kaiser passa-faixas entre 0,1 Hz e 4 Hz com o intuito de remover as oscilações presentes. Sobre esse sinal aplicou-se o algoritmo de detecção de picos.

3.4 INSTRUMENTO VIRTUAL

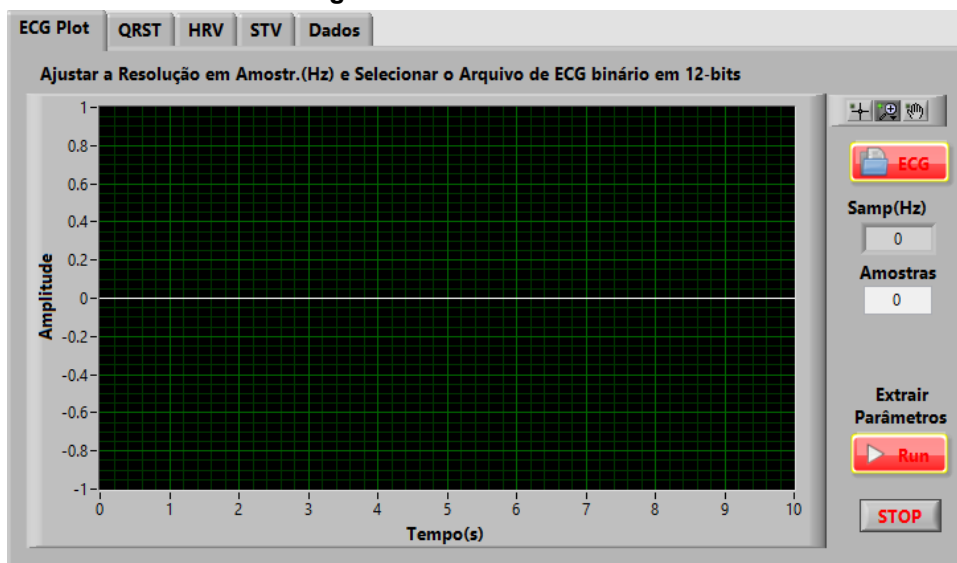
O ambiente de desenvolvimento do IV utilizado foi o LabVIEW. Esse *software* entrega uma variedade de funções estruturadas em uma linguagem de programação em blocos voltadas para o desenvolvimento de instrumentos virtuais. O IV proposto por este projeto está estruturado como uma máquina de estados com uma estrutura de eventos, como mostrado no Apêndice B e faz a leitura de um arquivo de ECG no formato CSV para a extração dos dados da amostra do sinal ECG. Esse arquivo é composto de dois vetores de dados, o primeiro contendo as posições de tempo em segundos e o segundo a amplitude do sinal em milivolts. Logo após a obtenção dos dados é realizado um cálculo para a detecção automática da frequência de amostragem subtraindo dois valores de tempo consecutivos e invertendo esse resultado, esse valor é importante tanto para a descrição da amostra utilizada quanto para os cálculos de análise durante a execução do *script*. A amostra de ECG é representada graficamente em uma interface homem máquina (IHM) desenvolvida no IV. A segunda etapa realizada pelo VI é feita executando um *script* MATLAB, o LabVIEW oferece um conjunto de funções que ajudam a integração com o MATLAB e auxilia nessa tarefa. O *script* consiste nas etapas propostas anteriormente, como

resultado são obtidos vetores contendo as posições das ondas Q, R, S e T, esses vetores poderão ser visualizados também na IHM.

Com os dados das extrações é calculada a variabilidade dos batimentos cardíacos, ou seja, o tempo decorrido entre dois picos R consecutivos. A partir dessa análise é possível efetuar o cálculo da frequência cardíaca, por meio da média desses valores. Outro cálculo realizado pelo IV é a obtenção da duração segmento ST calculado a partir da diferença dos tempos de posição da onda S e T em um mesmo batimento. Esses cálculos também são representados graficamente no IV e tem como objetivo facilitar a análise do usuário na verificação de ocorrência de anomalias, como ocorrências de arritmias que podem ser detectadas a partir da mensuração do segmento ST e da frequência cardíaca.

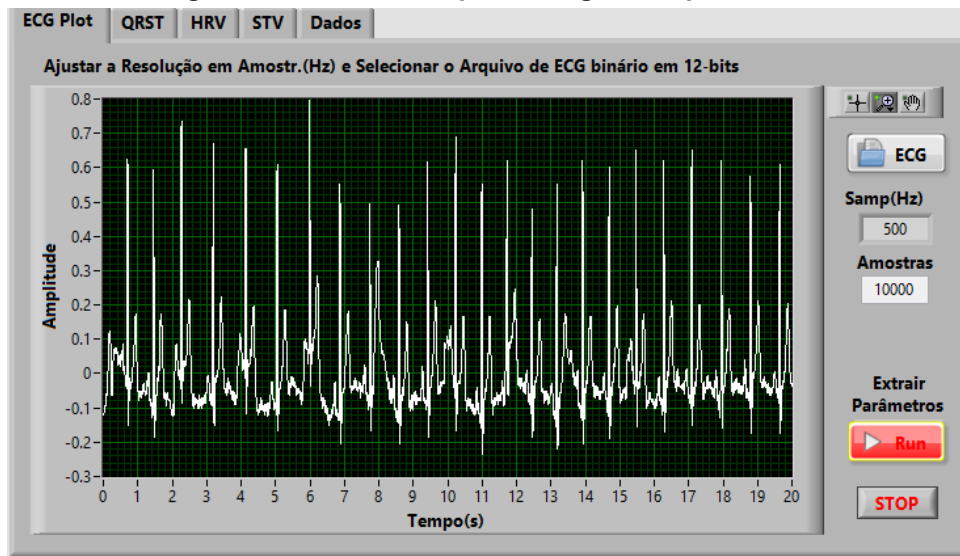
Para a análise do funcionamento do IV fora efetuado uma rotina de aplicação do sinal salvo em arquivo ECG. A Figura 21 mostra a tela inicial do IV. Nesta tela o usuário fará a importação do arquivo CSV. Ao selecionar o botão ECG em vermelho será aberto uma janela de seleção de arquivo de acordo com o sistema operacional em que o usuário está. Após selecionar o arquivo o gráfico será plotado juntamente com o resultado do cálculo da frequência de amostragem e o número de amostras totais do arquivo (Figura 22). Para iniciar o algoritmo de extração o usuário precisa selecionar o botão 'Run', então o programa alterna para a aba QRST onde é mostrado o resultado da detecção das posições de cada onda.

Figura 21 – Tela inicial do VI.



Fonte: Autoria própria (2021).

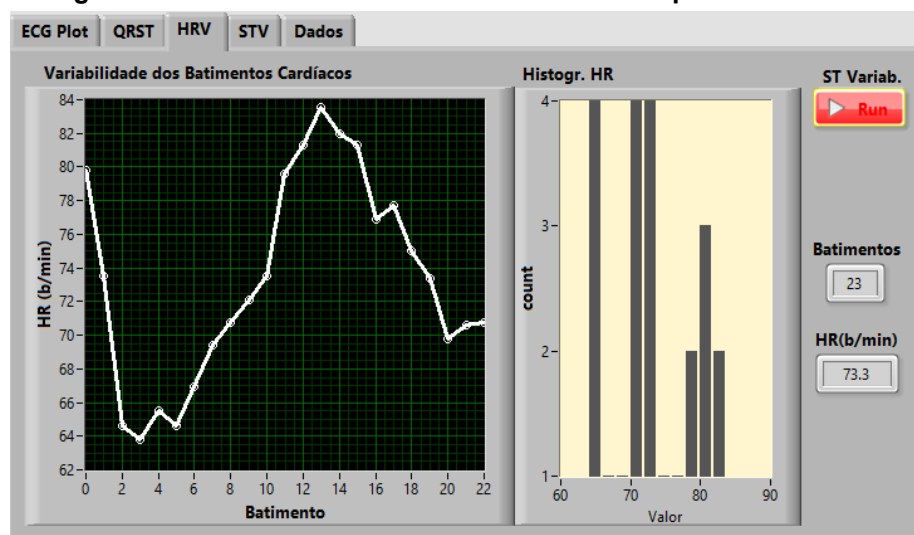
Figura 22 – Tela do VI após carregar o arquivo CSV.



Fonte: Autoria própria (2021).

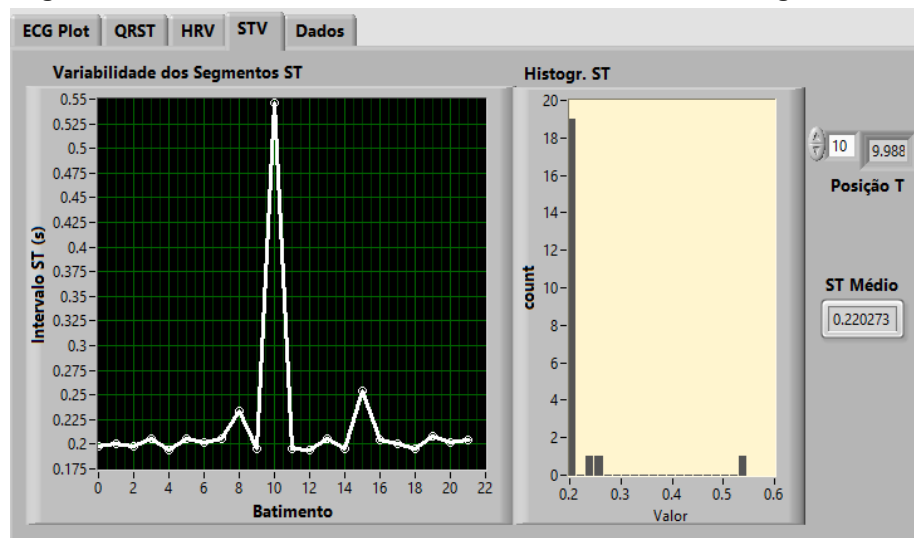
Para visualizar a variabilidade dos batimentos cardíacos (Figura 23) e do segmento ST (Figura 24) é necessário selecionar o botão 'Run' nas sessões anteriores a cada etapa. Além das funcionalidades o IV também exporta os resultados da detecção em arquivos CSV, um para cada onda. O algoritmo desenvolvido no LabVIEW pode ser visto no Apêndice B.

Figura 23 – Tela do VI referente ao cálculo da frequência cardíaca.



Fonte: Autoria própria (2021).

Figura 24 – Tela do VI referente ao cálculo da duração do segmento ST.



Fonte: Autoria própria (2021).

4 RESULTADOS E DISCUSSÕES

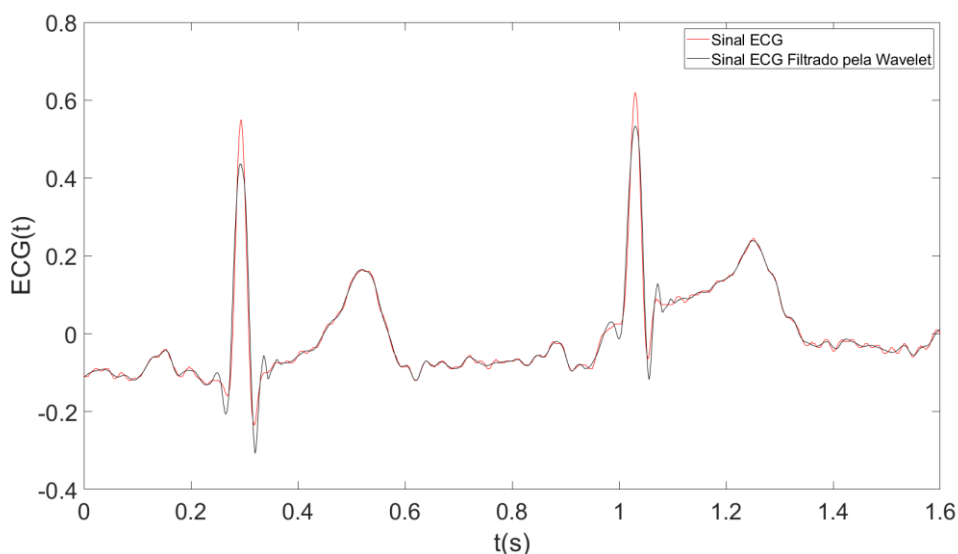
Neste capítulo serão apresentados os resultados dos métodos empregados no desenvolvimento desse trabalho com base na metodologia proposta no capítulo anterior.

4.1 EXTRAÇÃO DOS PARÂMETROS ECG

4.1.1 Etapa de Pré-processamento

Como visto na sessão 3.1 o sinal utilizado na implementação já sofreu um tratamento para remoção de artefatos/ruídos, porém a fim de analisar a eficiência da TW na remoção de ruídos foi aplicada uma decomposição *wavelet* em seu terceiro nível utilizando a família de *wavelets* de *Daubechie 6* (db6), sua utilização pode ser justificada devido as semelhanças morfológicas entre a *wavelet*-mãe e o sinal ECG. A Figura 25 compara dois períodos do sinal ECG retirados do banco de dados com o filtrado nesse processo. Mesmo que a diferença entre os sinais seja mínima, é possível verificar a diminuição do serrilhamento após o tratamento.

Figura 25 – Comparação entre o sinal retirado do ECG-ID Database e o filtrado pela decomposição *wavelet*.

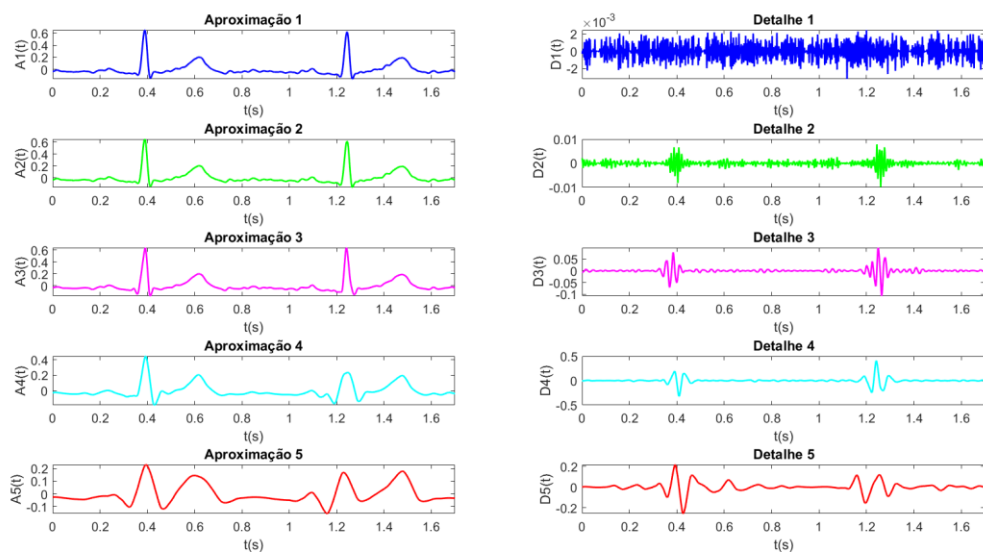


Fonte: Autoria própria (2021).

4.1.2 Detecção do Complexo QRS

Conforme apresentado na Figura 13 o primeiro passo para a detecção do pico R, o primeiro ponto a ser detectado no complexo QRS, é a aplicação da TW sobre o sinal ECG. Nota-se na Figura 16 que conforme é feita a iteração a largura de banda analisada em cada nível diminui e caminha cada vez mais para as frequências mais baixas, isso se torna ainda mais evidente na análise das aproximações e detalhes resultantes de cada iteração da decomposição do sinal ECG representada na Figura 26. É evidente que os primeiros detalhes carregam diversas oscilações resultantes de ruídos presentes nas frequências mais altas, já nas aproximações, as primeiras iterações carregam as transições mais abruptas, e conforme as decomposições vão ocorrendo as curvas se tornam mais suaves e menos distintas, ou seja, tendem a ter maiores períodos, logo menores frequências.

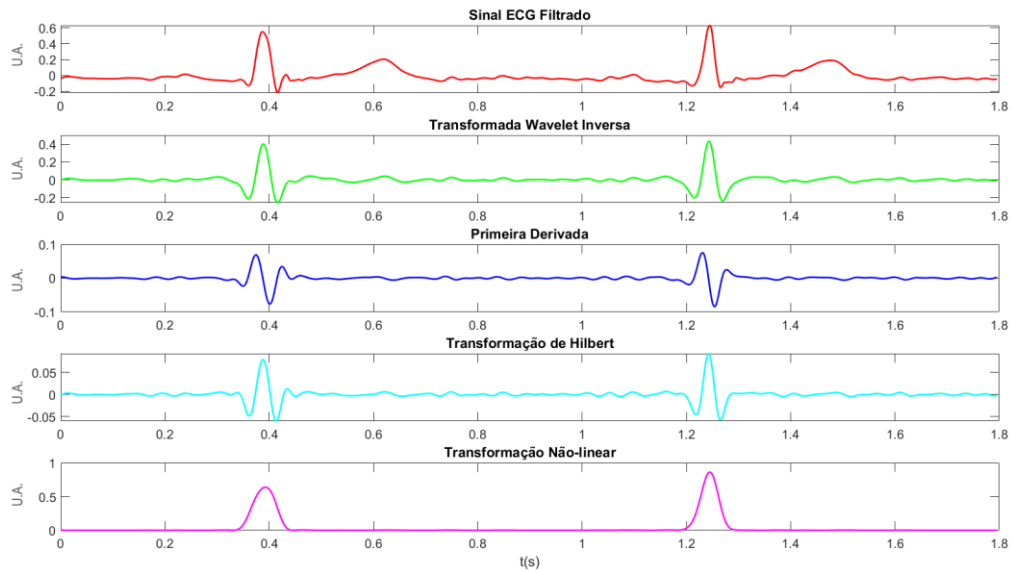
Figura 26 – Aproximações e detalhes do sinal ECG obtidos através da decomposição wavelet de symlet 6.



Fonte: Autoria própria (2021).

As etapas de detecção do pico R são apresentadas na Figura 27, um ponto a se destacar é que diferente da metodologia proposta na Figura 13, não fora necessário a aplicação de um filtro FIR para a detecção dos picos, isso se deve por conta de mudanças nos resultados com diferentes *wavelets* aplicadas.

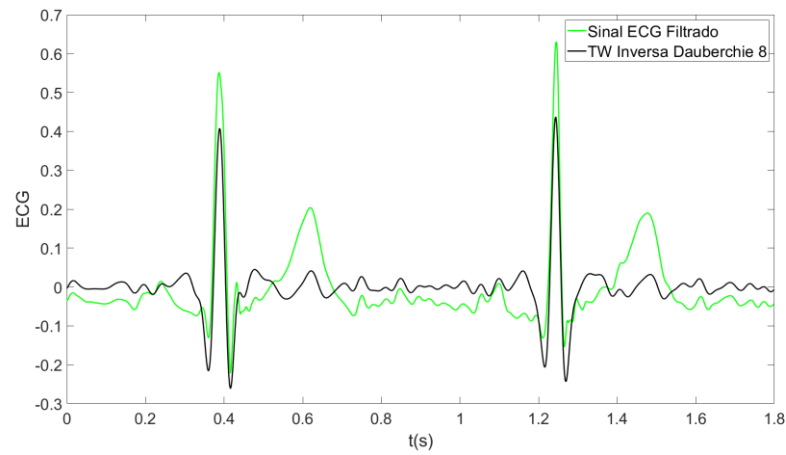
Figura 27 – Resultados obtidos no algoritmo de detecção do pico R.



Fonte: Autoria própria (2021).

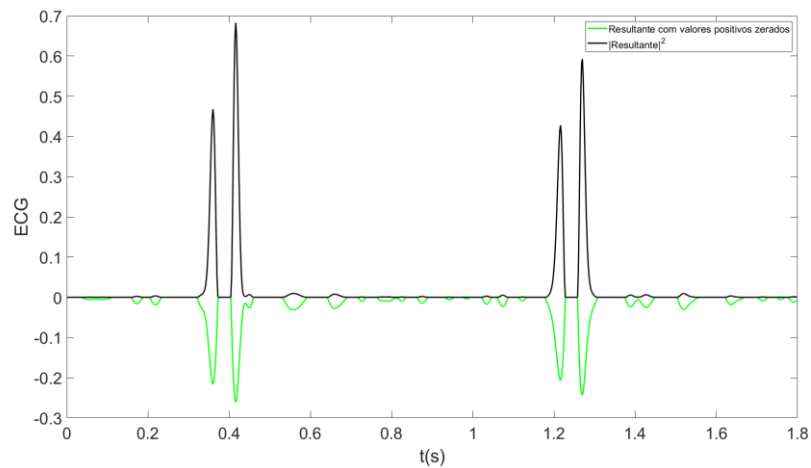
Já na etapa de detecção dos pontos Q e S, já era esperado que na aplicação da *wavelet* db8 houvesse uma valorização nos pontos de valor negativo e transição abrupta, isso é bem evidente na valorização do ponto Q e na atenuação da onda T (Figura 28), ou seja, o sinal fora reconstruído apenas com as componentes de frequência, juntamente com seus valores no domínio do tempo, semelhantes a frequência dos pontos Q e S. Somente a aplicação da TWI fora suficiente para a detecção dos vales Q e S, para a tomada de decisão substituiu-se os valores positivos do sinal reconstruído por zero e aplicou-se o algoritmo de detecção de picos no módulo da resultante ao quadrado (Figura 29). A elevação dessa resultante ao quadrado é uma transformação não linear de forma que os picos de interesse recebam um ganho expressivo, e os picos menores sejam atenuados. O resultado da diferenciação dos pontos Q e S é mostrado na Figura 30.

Figura 28 – Sinal ECG reconstruído pela TWI de Daubechie 8 em relação ao sinal ECG.



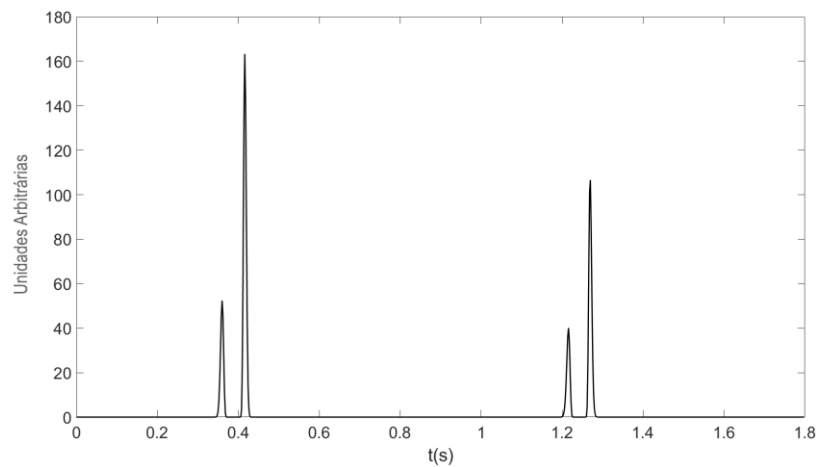
Fonte: Autoria própria (2021).

Figura 29 – Resultante do processo de detecção dos vales referentes a Q e S.



Fonte: Autoria própria (2021).

Figura 30 – Transformação não-linear sobre a resultante do processo de detecção dos pontos Q e S de forma a destacar a localização de S.

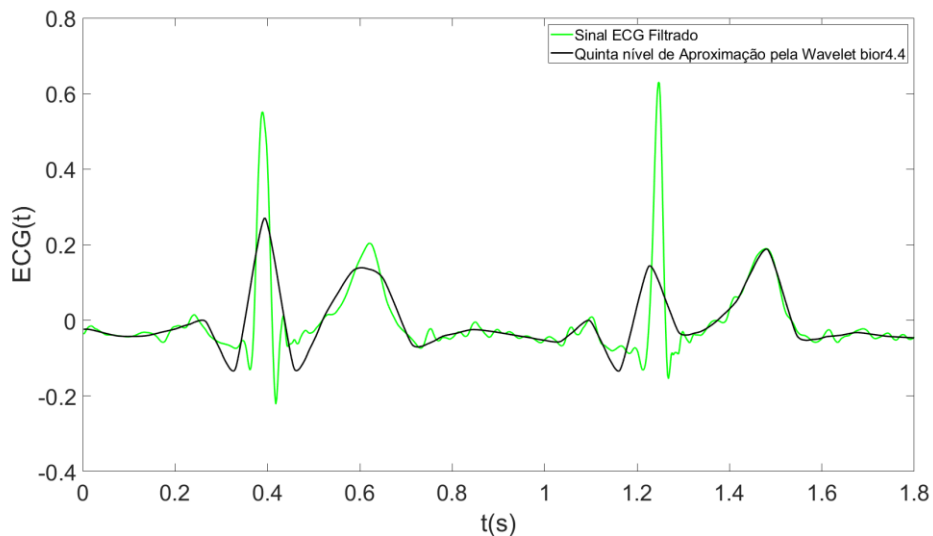


Fonte: Autoria própria (2021).

4.1.3 Detecção da Onda T

Conforme descrito na seção 3.3.3 foi feito a decomposição do sinal iterativamente de forma que se utilizou a quinta aproximação do sinal (Figura 31).

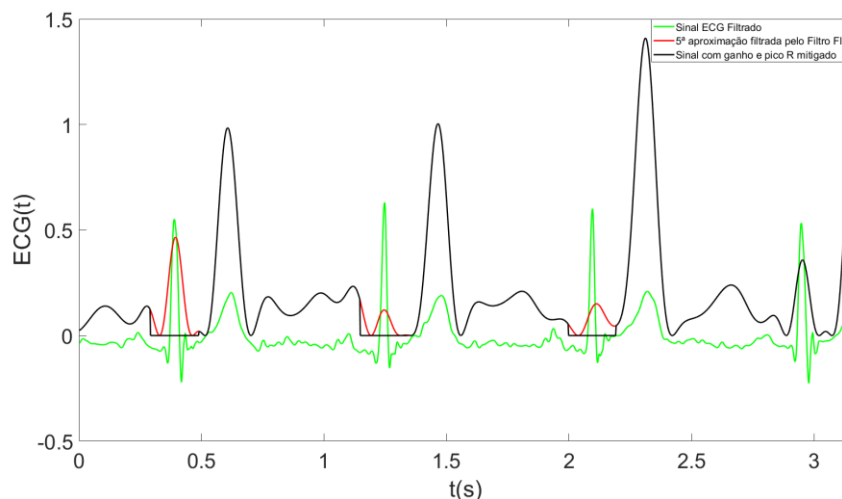
Figura 31 – Comparação entre a quinta aproximação obtida pela decomposição da wavelet bior4.4 e o sinal ECG filtrado.



Fonte: Autoria própria (2021).

A próxima etapa proposta foi a mitigação do complexo QRS e aplicação da janela de Kaiser sobre o sinal, o resultado dessa etapa está representado na Figura 32.

Figura 32 – Sinais tratados para a detecção da onda T.



Fonte: Autoria própria (2021).

4.1.4 Análise dos resultados

Nesta sessão será feita uma análise sobre os resultados obtidos nas metodologias apresentadas anteriormente. A Figura 33 apresenta o sinal ECG com os pontos detectados pelo algoritmo. O algoritmo obteve sucesso em detectar todos os pontos do complexo QRS na amostra utilizada, porém quanto a localização da onda T alguns erros são notados. O primeiro erro (Figura 34 A) detecta um ponto ruidoso antes da primeira ocorrência do complexo QRS, isso ocorre pois o algoritmo reconhece esse ponto com maior valor de amplitude, já que não uma onda T presente nesse começo. Os erros (B) e (C) ocorrem devido a ocorrências de anomalias no sinal biológico do indivíduo, assim esses pontos têm uma diferença de potencial que se enquadra nos parâmetros da onda T e não são mitigados pela metodologia utilizada nesse trabalho. Por fim o último erro (D) é uma onda T não detectada pelo algoritmo, esse erro é resultante da perda das últimas amostras do sinal devido a correção atraso dos filtros FIR, que têm um atraso de em média 40 amostras cada um, portanto caso haja uma onda T nas últimas 80 amostras, ela não será encontrada.

Figura 33 – Parâmetros obtidos na análise do sinal ECG.

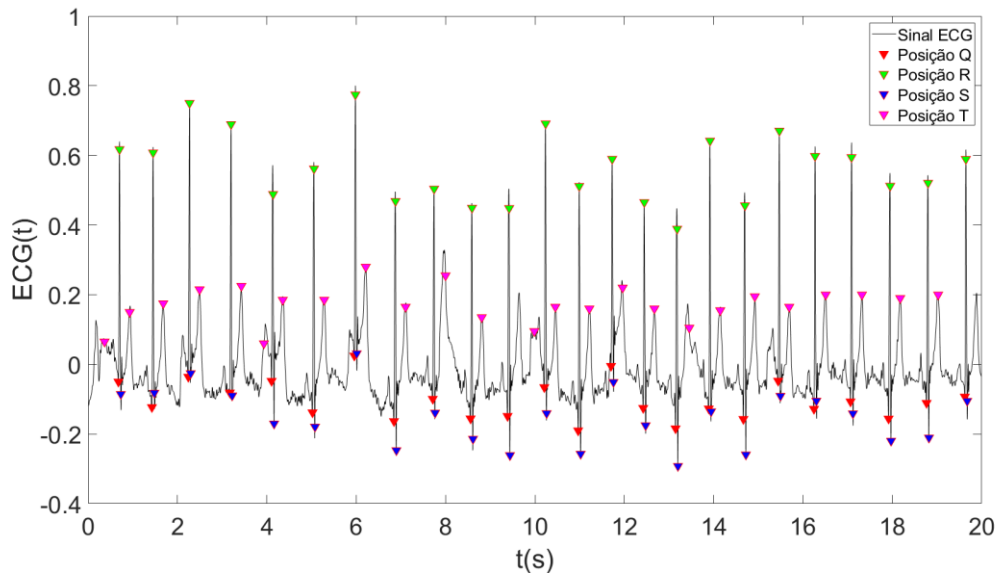
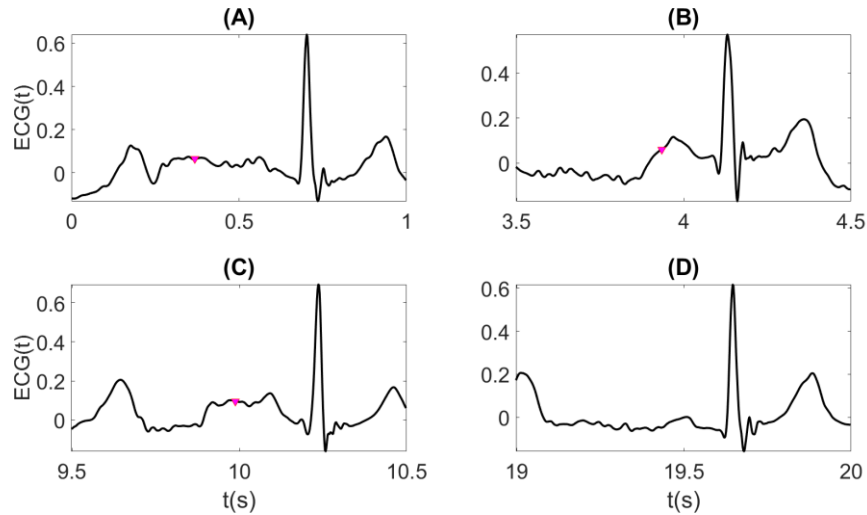


Figura 34 – Erros na detecção da onda T.



Fonte: Autoria própria (2021).

A tabela 2 mostra a relação dos valores obtidos em amostras comparadas com as posições de cada ponto anotadas manualmente. A partir desses dados é possível calcular o erro de posição em cada um dos casos, a equação 4.1 descreve o cálculo do Root Mean Square Error (RMSE) (MOOD, 2019). Além do RMSE será feito a determinação da sensibilidade, um parâmetro utilizado em testes de diagnóstico para determinar a proporção de resultados positivos em um determinado diagnóstico (MADEIRO, 2013). No caso desse trabalho esse parâmetro será empregado analisando a determinação correta dos parâmetros para cada onda. A equação 4.2 descreve o cálculo da sensibilidade (Se).

$$RMSe = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (S_i - O_i)^2} \quad (4.1)$$

$$Se = \frac{P}{N+P} \quad (4.2)$$

Onde N é o número de posições medidas, i é a variável de iteração, S é o valor esperado e O é o valor medido. Na equação da sensibilidade P é o número de positivos verdadeiros e N negativos verdadeiros.

Tabela 2 – Valores obtidos no algoritmo de detecção dos parâmetros do sinal ECG comparados com os valores.

Q Detectado (amostras)	Q Localização (amostras)	S Detectado (amostras)	S Localização (amostras)	R Detectado (amostras)	R Localização (amostras)	T Detectado (amostras)	T Localização (amostras)
339	339	366	369	352	352	184	-
714	713	741	745	728	728	465	470
1121	1119	1148	1146	1136	1136	841	838
1586	1582	1612	1610	1600	1600	1247	1245
2053	2053	2081	2081	2070	2066	1715	1715
2511	2510	2539	2537	2528	2527	1967	-
2979	2979	3006	3009	2992	2992	2178	2180
3423	3421	3450	3449	3440	3439	2642	2644
3857	3854	3883	3882	3872	3871	3107	3109
4280	4278	4307	4305	4296	4295	3553	3558
4694	4694	4721	4721	4712	4709	4000	3990
5105	5103	5131	5130	5120	5119	4405	4402
5484	5485	5512	5513	5497	5497	-	4821
5852	5852	5879	5881	5866	5865	4994	-
6212	6212	6239	6241	6225	6225	5229	5231
6574	6574	6601	6601	6591	6590	5609	5612
6946	6944	6972	6970	6960	6959	5982	5976
7333	7333	7361	7361	7350	7348	6337	6337
7722	7721	7748	7746	7736	7736	6728	6711
8123	8123	8150	8153	8136	8136	7074	7075
8532	8532	8559	8561	8545	8545	7461	7461
8958	8958	8986	8985	8975	8974	7846	7848
9383	9382	9410	9409	9400	9399	8254	8253
9811	9812	9838	9841	9824	9824	8660	8661
						9088	9089
						-	9513

Fonte: Autoria própria (2021).

A tabela 3 demonstra os resultados do RMSE e Se. Os resultados do RMSE descrevem a variação média dos resultados em relação a posição real da onda. Nota-se que na detecção do complexo QRS as posições encontradas praticamente não variam da posição real no sinal, já para a detecção da onda T existe uma variação média de 4 amostras, um valor baixo ainda, considerando a presença de 4 erros. Já no cálculo a sensibilidade o algoritmo não apresenta erros no cálculo do complexo QRS, porém tem uma queda de performance nos resultados da onda T.

Tabela 3 – Resultado dos cálculos de performance RMSE e Se.

	ONDA Q	ONDA R	ONDA S	ONDA T
RMSE	0.07	0.09	0.06	4.19
SE	100%	100%	100%	83%

Fonte: Autoria própria (2021).

Mesmo tendo bons resultados, essas medidas ainda não são suficientes para a validação completa do algoritmo. Para efetivo de análise fora feito testes com amostras de sinais ECG de outros pacientes do ECG-ID Database. Esses testes estão disponíveis no Apêndice A.

Quanto ao IV os resultados da implementação já foram demonstrados na seção 3.4. A Figura 22 mostra a tela do IV após o carregamento do arquivo ECG no formato CSV, o sinal é plotado em um gráfico para averiguação do sinal e dos valores de frequência de amostragem e número de amostras. A frequência de amostragem calculada fora de 500 Hz para este sinal, o que corresponde a descrição feita pelo banco de dados. Já na Figura 23 é mostrado graficamente a variabilidade dos batimentos cardíacos nesta amostra. Conforme a análise gráfica os primeiros batimentos têm uma menor frequência, isso é comprovado ao visualizar a ocorrência dos picos R nos primeiros segundos da amostra de forma ligeiramente mais espaçada. Quanto a tela de análise do segmento ST, nota-se que há uma ocorrência que diverge muito das durações dos demais nesta tela, isso se dá aos erros na detecção da onda T descrita anteriormente (Figura 24).

5 CONCLUSÃO

Milhões de pessoas sofrem de doenças cardíacas no mundo, desenvolver novas tecnologias capazes de auxiliar no diagnóstico e tratamento dessas patologias, assim a pesquisa e desenvolvimento de novas tecnologias são essenciais para auxiliar no tratamento e diagnóstico dessas patologias. Entre as doenças cardíacas as arritmias abrangem um grande percentual de pessoas afligidas, um método muito interessante para o diagnóstico de arritmias é o eletrocardiograma, um exame muito popular por ser de baixo custo, não invasivo e fácil execução.

Assim este trabalho propõe o desenvolvimento de um instrumento virtual para auxiliar na implementação e testes de algoritmos para análise e testes de sinais eletrocardiográficos. O algoritmo desenvolvido e utilizado juntamente com esse IV utiliza de métodos para a detecção automática de parâmetros do sinal eletrocardiográfico para auxiliar, e até mesmo melhorar a análise do laudo médico. Como método para tal, é usufruído de ferramentas matemáticas para a transformação do sinal de forma que seja possível analisar parâmetros importantes como componentes de frequência com compõem o mesmo. Entre esses métodos se destaca a Transformada *Wavelet*, uma ferramenta utilizada para analisar componentes de tempo e frequência de um sinal elétrico.

Nos capítulos 3 e 4 foi estudado o algoritmo responsável por essa detecção. Ele é capaz de detectar com sucesso as posições das ondas Q, R, S e T, apresentando poucas variações concentradas no método empregado na onda T que puderam ser justificados por anomalias no sinal ECG analisado e uma pequena limitação do algoritmo referente a detecção do último período analisado.

Para melhor averiguação dos resultados foi feito testes em mais amostras provenientes do ECG-ID *Database*, podemos notar em cada resultado que mesmo com algumas divergências na morfologia do sinal, o algoritmo ainda é capaz de detectar boa parte das ondas, porém é evidente que ocorrem alguns erros, principalmente no resultado da análise da amostra do paciente 35 onde existe uma variação no potencial de repouso, ou isoeletrico, do sinal fazendo com que alguns valores não sejam reconhecidos, isso se dá por conta de alguns parâmetros no código serem inseridos de norma estática e necessitam de ajustes manuais para poder detectar sinais onde acontece variações como essa. Outro ponto interessante a ser notado está na amostra do paciente 19 onde é possível notar uma ondulação no

percorrer de quase todo o sinal. Isso é resultado da distorção do sinal proveniente da aplicação dos filtros dos sinais, que nesse caso, não está perfeitamente adequado a resposta em frequência desse sinal.

Visto essas divergências fica de sugestão para trabalhos futuros o aprimoramento para suprir a necessidade de modificar esses parâmetros estáticos. Além disso o caráter de instrumento virtual fora desenvolvido de forma que seja possível a implementação desse código em um dispositivo microcontrolado tornando essa aplicação mais flexível para diferentes ambientes de trabalho.

REFERÊNCIAS

BARBOSA, R. O. Instrumentação Virtual com LabVIEW em Laboratório Experimental de Eletrônica. 2016. 95 f. Trabalho de conclusão de curso II (bacharel em Engenharia de Controle e Automação) - Centro Universitário UNIVATES, Lajeado, 2016.

COSTA, R. T. V. **Extração de parâmetros do sinal ECG para diagnóstico de patologias**. 2019. (Mestrado de dupla diplomação) - Centro Federal de Educação Tecnológica Celso Suckow da Fonseca, Rio de Janeiro, 2021.

ESPIRITU-SANTO-RINCON, A.; CARBAJAL-FERNANDEZ, C. ECG Feature Extraction via Waveform Segmentation. In: 7th International Conference on Electrical Engineering, Computing Science and Automatic Control (CCE 2010), 2010, Tuxtla Gutierrez. **Anais [...]**. Tuxtla Gutierrez: IEEE, 2010. p. 250-255.

CUIWEI, L.; CHONGXUN, Z.; CHANGFENG, T. Detection of ECG characteristic points using wavelet transforms. **IEEE Transactions on Biomedical Engineering**, v. 42, n. 1, p. 21-28, 1995.

GINEFRA, P. A Evolução do Eletrodo no Registro dos Potenciais Elétricos Cardíacos: Um pouco de história. **Revista da SOCERJ**, v. 20, n. 3, p. 248-250, 2007.

GOLDBERGER, A. L.; AMARAL, L. A. N.; GLASS, L.; HAUSDORFF, J. M.; IVANOV, P. C.; MARK, R. G.; MIETUS, J. E.; MOODY, G. B.; PENG, C. K.; STANLEY, H. E. Physiobank, physiotoolkit, and physionet: **Components of a new research resource for complex physiologic signals**. *Circulation*, v. 101, n. 23, p. e215-e220, 2000.

IBM (International Business Machines Corporation). What is healthcare technology? **IBM**. 2021. Disponível em: <https://tecnoblog.net/247956/referencia-site-abnt-artigos>. Acesso em: 7 out. 2021.

KUMAR, U. How effective is the signal denoising using the MATLAB-based wavelet analysis? **Towards Data Science**. 2021. Disponível em: <https://towardsdatascience.com/how-effective-is-the-signal-denoising-using-the-matlab-based-wavelet-analysis-9a90ed236f1d>. Acesso em: 7 out. 2021.

LUGOVAYA T.S. **Biometric human identification based on electrocardiogram**. 2005. Master's thesis (Faculty of Computing Technologies and Informatics) - Electrotechnical University, Saint-Petersburg, 2005.

MADEIRO, J. P. V. **Detecção e segmentação automática de batimentos cardíacos do eletrocardiograma por modelagem matemática e combinação das transformadas Wavelet e de Hilbert**. 2013. Tese (Doutorado em Engenharia de Teleinformática) - Centro de Tecnologia, Universidade Federal do Ceará, Fortaleza, 2013.

MAGALHÃES, L. Sistema Cardiovascular. **TodaMatéria**. 2020. Disponível em: <https://www.todamateria.com.br/sistema-cardiovascular>. Acesso em: 7 out. 2021.

MAIA, D. F.; BERTOGNA, E. G. Extração de parâmetros de ECG através da Transformada Wavelet. In: XXV Seminário de Iniciação Científica e Tecnológica da UTFPR, 2020, Toledo. **Anais [...]**. Toledo: UTFPR, 2020. p. 1-8.

MAIA, D. F. et al. Implementação e testes de algoritmo de extração de parâmetros de ECG através de transformada wavelet. **Brazilian Journal of Development**, v.7, n.9, p. 89232-89242, 2021.

MOOD, J. What does RMSE really mean? **Towards Data Science**. 2019. Disponível em: <https://towardsdatascience.com/what-does-rmse-really-mean-806b65f2e48e>. Acesso em: 7 out. 2021.

NARAYANA, K.V.L.; RAO, A.B. Wavelet based QRS detection in ECG using MATLAB. **Innovative Systems Design and Engineering**, v. 2, n. 7, p. 60-70, 2011. NATIONAL INSTRUMENTS. Instrumentação Virtual. **NI**. 2019. Disponível em: <https://www.ni.com/pt-br/innovations/white-papers/06/virtual-instrumentation.html>. Acesso em: 20 out. 2021.

REIS, H. J. L; et al. **ECG: manual prático de eletrocardiograma**. 1. ed. São Paulo: Atheneu, 2013.

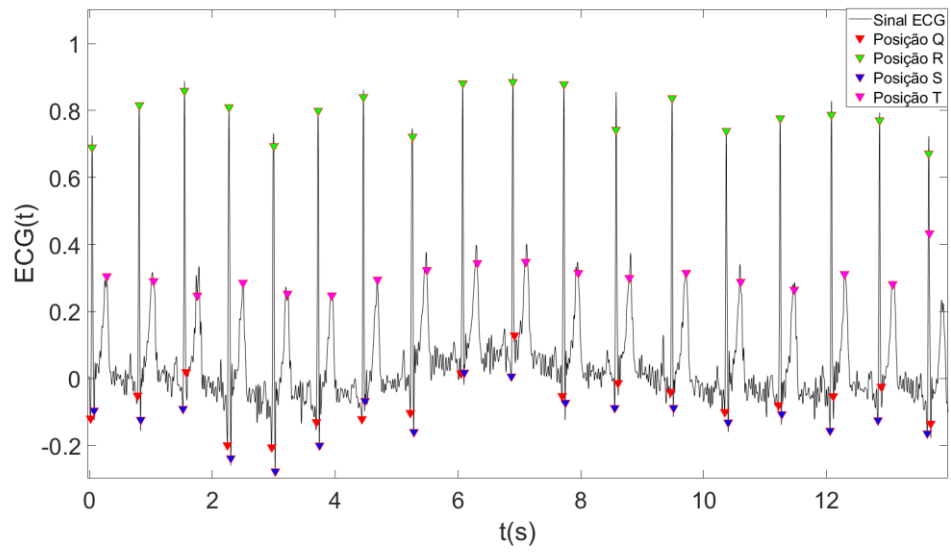
SHAKER, A. N. Comparison Between Orthogonal and Bi-Orthogonal Wavelets. **Journal of Southwest Jiaotong University**, v. 55, n, 2, p. 1-10, 2020.

SHANG, H. An Improved Sliding Window Area Method for T Wave Detection. **Computational and Mathematical Methods in Medicine**, v. 19, p. 1-11, 2019.

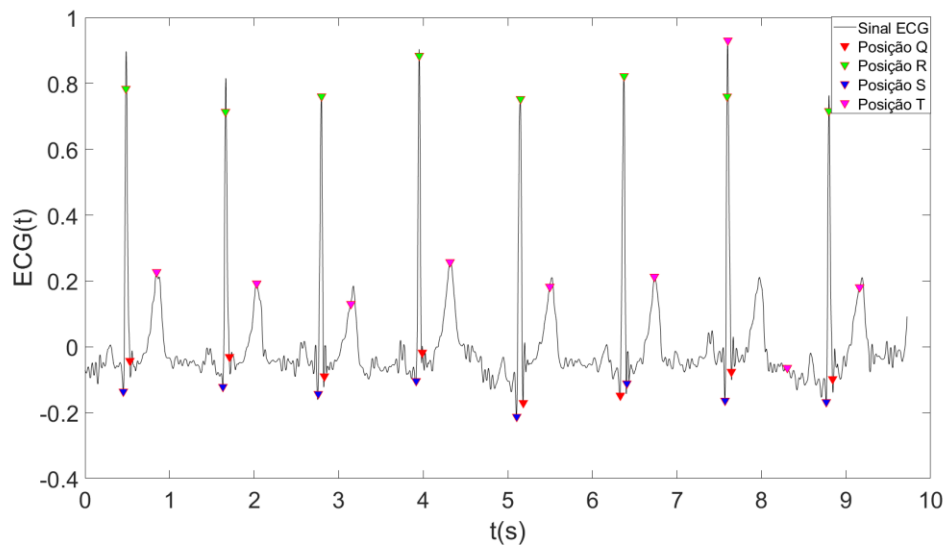
SILVA, C. F; MAROSO, C. J. 1924: Willem Einthoven. **Salton**. 2019. Disponível em: <http://salton.med.br/nobel/ver/132/1924%3A-WILLEM-EINTHOVEN>. Acesso em: 7 out. 2021.

SILVA, G. M. A.; SOARES, C. P.; SOTOMAYOR, O. A. Z. Teoria Wavelet na Análise de Sinais de ECG como Ferramenta de Auxílio na Detecção de Arritmias Cardíacas. In: XII Simpósio Brasileiro de Automação Inteligente (SBAI), 2015, Natal. **Anais [...]**. Natal: UFRN, 2015. p. 963-968.

APÊNDICE A – Testes em diferentes amostras de ECG

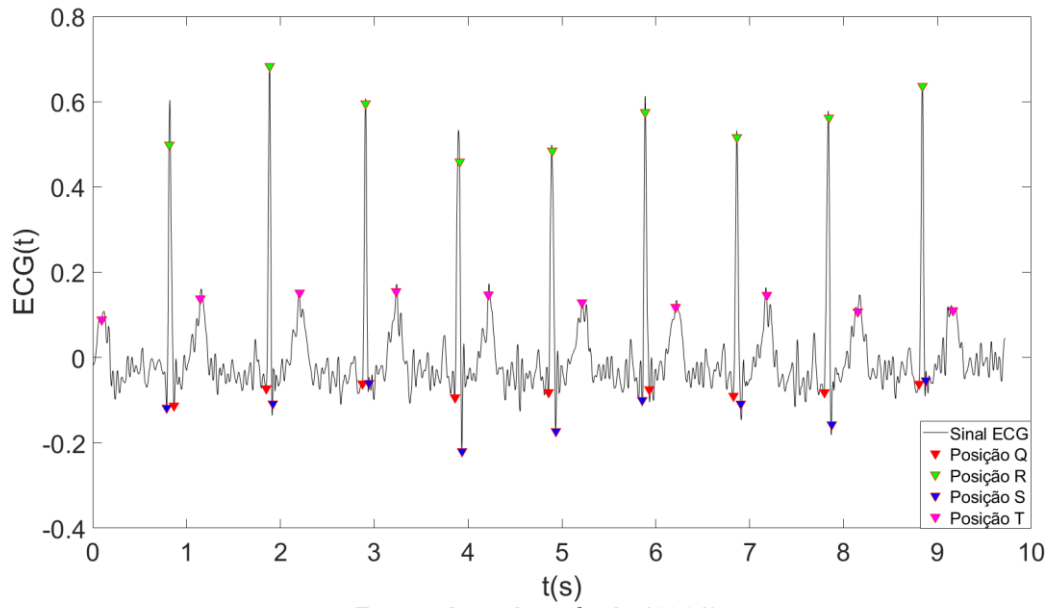
ECG-ID Database paciente 01 rec-09

Fonte: Autoria própria (2021).

ECG-ID Database paciente 03 rec-03

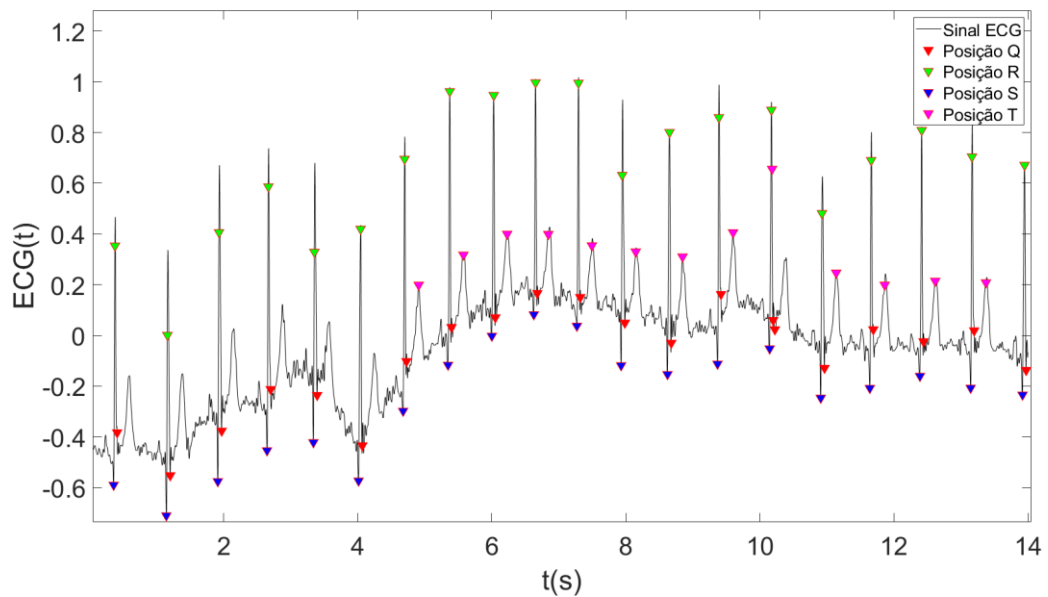
Fonte: Autoria própria (2021).

ECG-ID Database paciente 19 rec-01



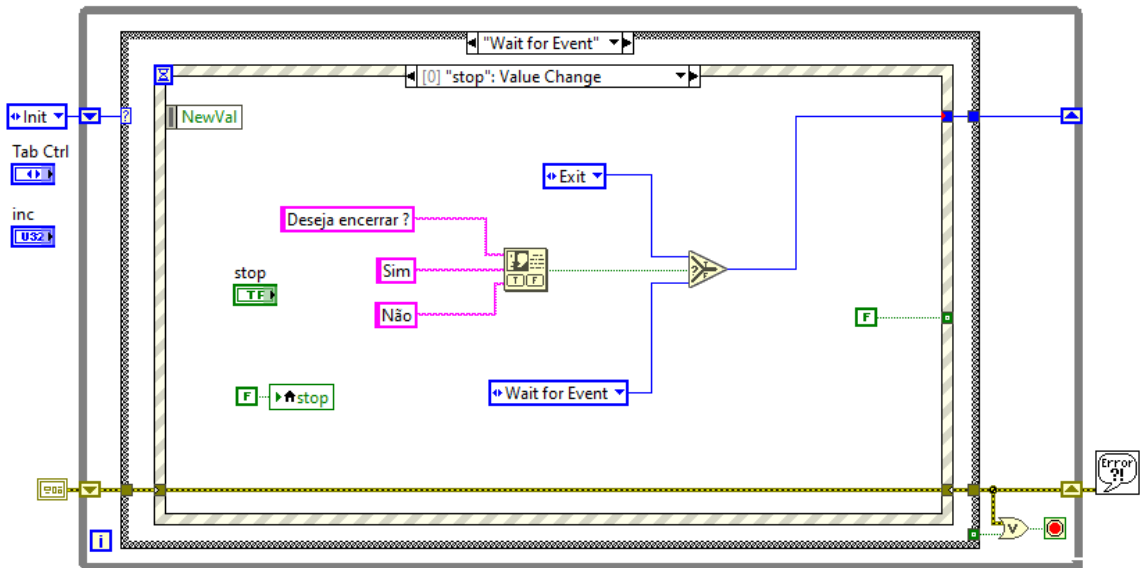
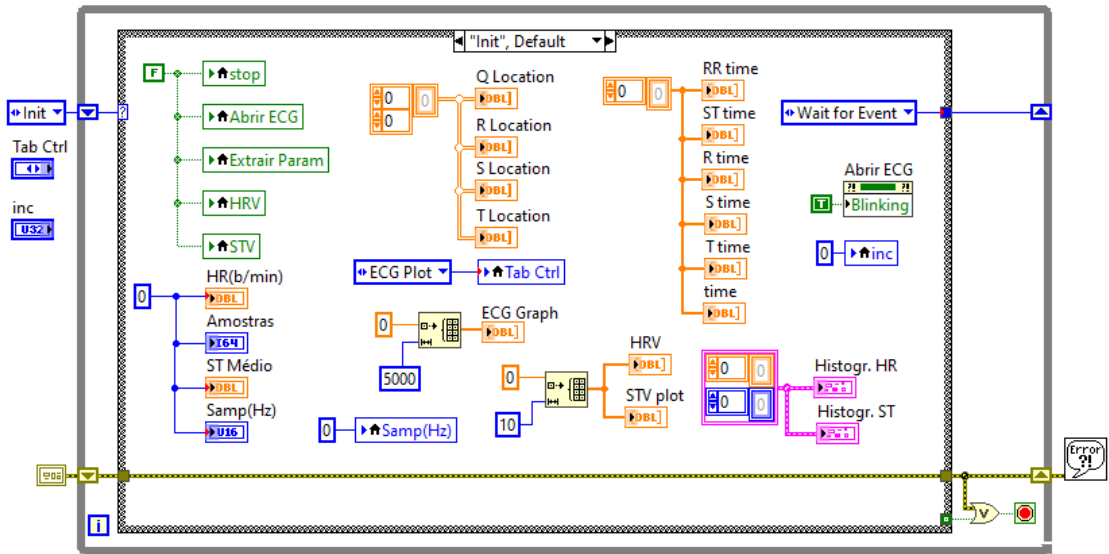
Fonte: Autoria própria (2021).

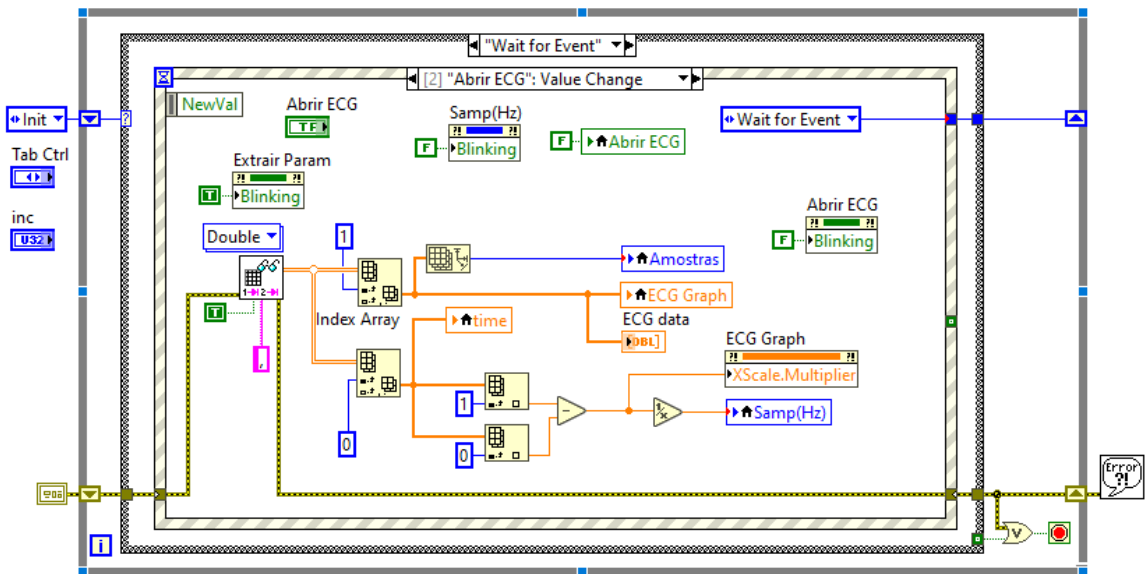
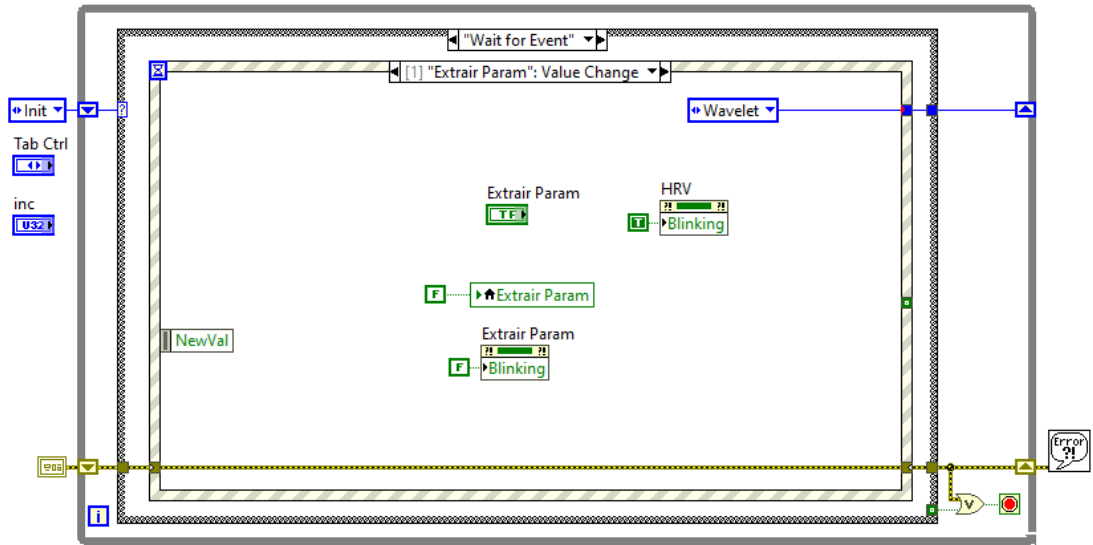
ECG-ID Database paciente 35 rec-01

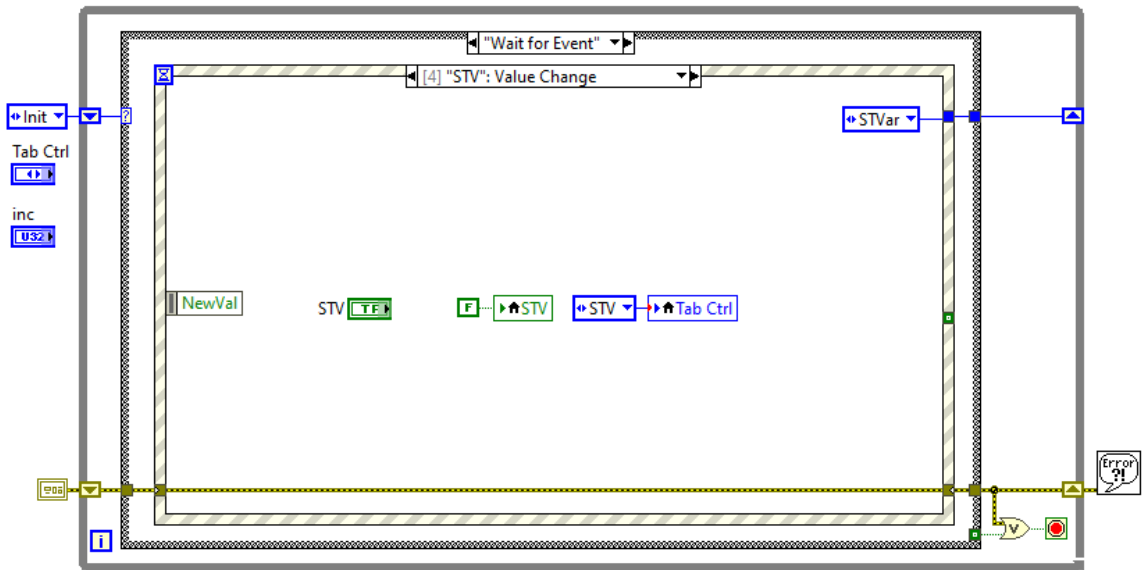
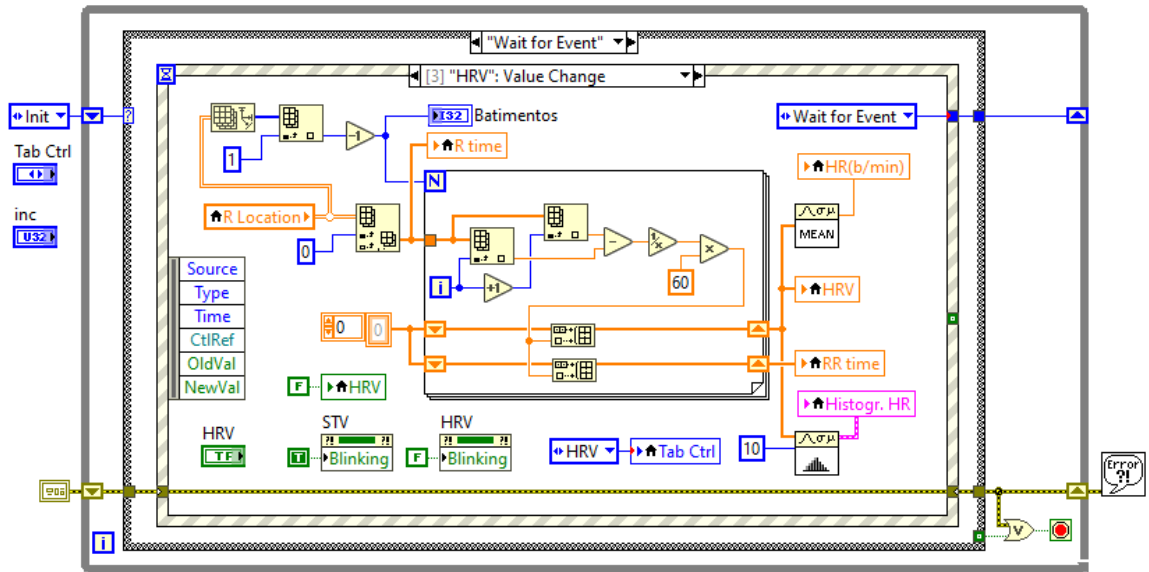


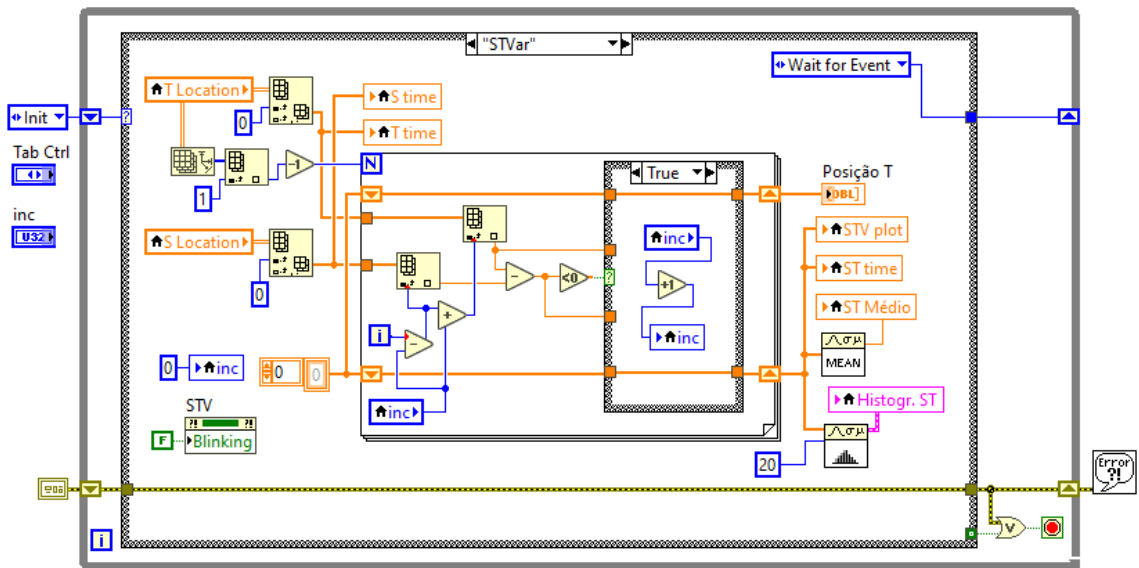
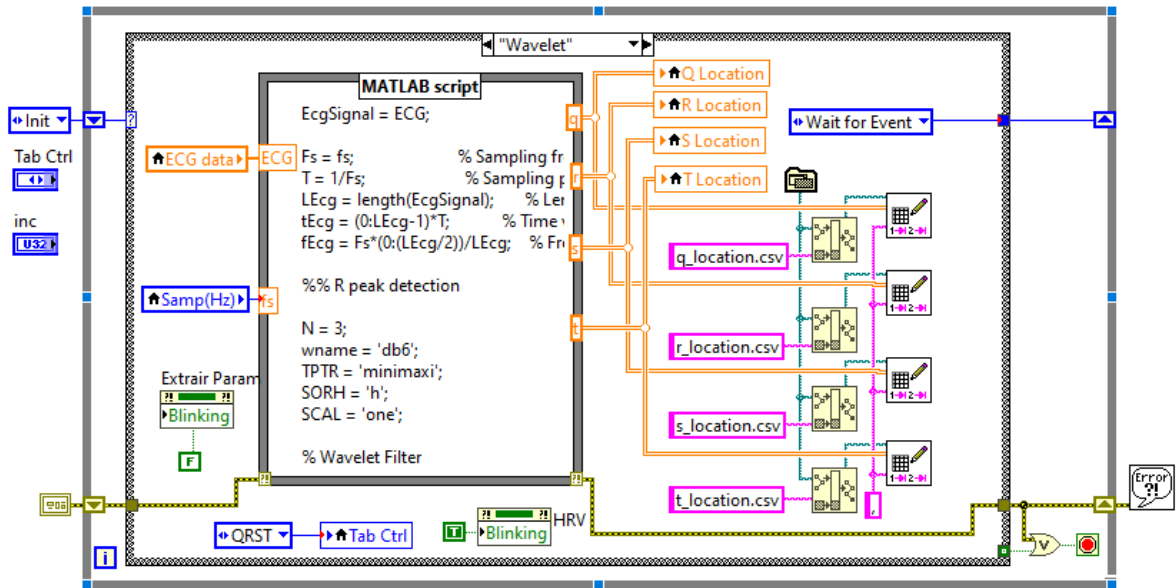
Fonte: Autoria própria (2021).

APÊNDICE B – Código do Instrumento Virtual do LabVIEW









APÊNDICE C – Código do *script* do MATLAB

```

EcgSignal = ECG;

Fs = fs;           % Sampling frequency
T = 1/Fs;         % Sampling period
LEcg = length(EcgSignal); % Length of signal
tEcg = time;      % Time vector
fEcg = Fs*(0:(LEcg/2))/LEcg; % Frequency vector

%% R peak detection
N = 3;
wname = 'db6';
TPTR = 'minimaxi';
SORH = 'h';
SCAL = 'one';

% Wavelet Filter
DenoisedEcgSignal = wden(EcgSignal,TPTR,SORH,SCAL,N,wname);

% Diffencial Filter
diffEcgSignal = diff(DenoisedEcgSignal);

% Hilbert Transform
HTDiffEcgSignal = hilbert(diffEcgSignal);

peak_locator = zeros(size(HTDiffEcgSignal));

% Non-linear Transformation
for i = 1:length(HTDiffEcgSignal)
    peak_locator(i) = (10 * diffEcgSignal(i))^2 + (10 * imag(HTDiffEcgSignal(i)))^2;
end

avg = mean(peak_locator);
peakRPostions = peak_locator ./ 4;

% Peak locator denoising
Fc = [0.1 8];
mags = [1 0];
devs = [0.005 0.001];

% Kaiser window
[n,Wn,beta,ftype] = kaiserord(Fc, mags, devs, Fs);
b = fir1(n,Wn,ftype,kaiser(n+1,beta),'noscale');

peakRPostions = filter(b, 1, peakRPostions);

delay = mean(grpdelay(b));

peakRPostionsWithoutDelay = peakRPostions;
peakRPostionsWithoutDelay(1:delay) = [];

% R peak detection
[peak, r_location] = findpeaks(peakRPostionsWithoutDelay, 'MinPeakHeight', 1*avg,'MinPeakDistance',
0.3*Fs);

r_value = zeros(size(r_location));

for i = 1:length(r_location)
    r_value(i) = EcgSignal(r_location(i));
end

```

```

rt_location = r_location/Fs;
%% QS point detection

% Wavelet transform
wv = 'db8';
lv = 5;

wavTransform = modwt(DenoisedEcgSignal,lv,wv);
detApproxSelector = zeros(size(wavTransform));
detApproxSelector(4:5,:) = wavTransform(4:5,:);
invWavTransform = imodwt(detApproxSelector, wv);

% Peak Selector
peakLocator = zeros(size(invWavTransform));

for i = 1:length(invWavTransform)
    a = invWavTransform(i);
    if a < 0
        peakLocator(i) = 10*(a^2);
    else
        peakLocator(i) = 0;
    end
end

% QS point detection
[qsPeak, qs_location] = findpeaks(peakLocator, 'MinPeakHeight', 0.1);
qs_value = zeros(size(qs_location));

for i = 1:length(qs_location)
    qs_value(i) = EcgSignal(qs_location(i));
end

qst_location = qs_location/Fs;

%% S point selection

avg = mean((200*peakLocator).^3);

[sPeak, s_location] = findpeaks(((200*peakLocator).^3), 'MinPeakHeight', 8*avg, 'MinPeakDistance', 0.5*Fs);

s_value = zeros(size(s_location));

for i = 1:length(s_location)
    s_value(i) = EcgSignal(s_location(i));
end

st_location = s_location/Fs;

%% Q point selection
aux_location = qs_location;
q_location = zeros(size(s_location));
q_value = zeros(size(s_value));

for i = 1:length(s_location)
    for j = 1:length(qs_location)
        if s_location(i) == aux_location(j)
            aux_location(j) = 0;
        end
    end
end

```

```

    end
end

k = 1;
for i = 1:length(aux_location)
    if aux_location(i) ~= 0
        q_location(k) = qs_location(i);
        q_value(k) = qs_value(i);
        k = k + 1;
    end
end
qt_location = q_location/Fs;

%% T Wave Detection
% Wavelet transform
wv = 'bior4.4';
lv = 5;

[C, L] = wavedec(EcgSignal, lv, wv);
FifthDetail = wrcoef('a',C,L,wv,5);

% Kaiser Window
Fc = [0.1 8];
mags = [1 0];
devs = [0.05 0.01];

[n,Wn,beta,ftype] = kaiserord(Fc, mags, devs, Fs);
b = fir1(n,Wn,ftype,kaiser(n+1,beta),'noscale');
peakRPostions = filter(b, 1, FifthDetail);

delay = mean(grpdelay(b));

peakTPostionsWithoutDelay = peakRPostions;
peakTPostionsWithoutDelay(1:delay) = [];

Tlocator = 5*peakTPostionsWithoutDelay;

% T position detect
if length(q_location) >= length(s_location)
    max = length(s_location);
else
    max = length(q_location);
end

qi = 0;
si = 0;
i = 1;
T = 0.15*Fs;
TLocatorCheck = Tlocator;

while i < max
    x = s_location(i+si) - q_location(i+qi);
    if x < 0
        si = si + 1;
        i = i - 1;
    elseif x > T
        qi = qi + 1;
        i = i - 1;
    else
        if q_location(i+qi) > T

```



```

        start = q_location(i+qi) - round(T);
    else
        start = q_location(i+qi);
    end
    if s_location(i+si) < ((length(Tlocator)) - T)
        finish = s_location(i+si) + round(T);
    else
        finish = s_location(i+si);
    end
    for k = start:finish
        TLocatorCheck(k) = 0;
    end

end
i = i + 1;
end

for i = 1:length(TLocatorCheck)
    if TLocatorCheck(i) < 0
        TLocatorCheck(i) = 0;
    end
end

% Peak locator denoising
Fc = [0.1 5];
mags = [1 0];
devs = [0.05 0.01];

[n,Wn,beta,ftype] = kaiserord(Fc, mags, devs, Fs);
b = fir1(n,Wn,ftype,kaiser(n+1,beta),'noscale');
Tpeak = filter(b, 1, TLocatorCheck);

L = length(Tpeak);

delay = round(mean(grpdelay(b)));

peakTPostionsWithoutDelay = Tpeak;
peakTPostionsWithoutDelay(1:delay) = [];

% Setting T wave position
avg = mean(Tlocator);
[Peak, t_location] = findpeaks(peakTPostionsWithoutDelay, 'MinPeakHeight', 0.3*avg, 'MinPeakDistance',
0.4*Fs);
t_value = zeros(size(t_location));

for i = 1:length(t_location)
    t_value(i) = EcgSignal(t_location(i));
end

tt_location = t_location/Fs;

%% save values
q = [qt_location; q_value];
r = [rt_location; r_value];
s = [st_location; s_value];
t = [tt_location; t_value];

```