

# Detecção de Pontos Fiduciais em Eletrocardiogramas para Sistemas de Saúde

Diego A. B. Moreira<sup>1</sup>, Levy G. Chaves<sup>1</sup>,  
Thelmo P. de Araujo<sup>1</sup>, Rafael L. Gomes<sup>1</sup>,  
Joaquim Celestino Jr<sup>1</sup>

<sup>1</sup>Centro de Ciência e Tecnologia (CCT) - Universidade Estadual do Ceará (UECE)

{diego, levy, thelmo, rafael, gomes, celestino}@larces.uece.br

**Abstract.** *Cardiovascular diseases (CVD) are the leading cause of death in the world, representing almost 31% of global deaths. Therefore, continuous research on early diagnosis methods has been made to achieve more effective treatments of CVDs. Electrocardiogram (ECG) stands as the most common technique used to monitor cardiac variations. In ECG, five key points (a.k.a. fiducial points) correspond to the wave peaks P, Q, R, S, and T, whereby anomalies in the relative positions of these fiducial points indicate a potential CVD. Therefore, a real-time decision support system capable of detecting ECG fiducial points is of paramount importance to early treatment. This paper proposes a real-time method to identify fiducial points in ECGs leveraging for this moving averages and heuristics. The performance comparison between the proposed method applied to the MIT-BIH Arrhythmia Database over other relevant methods found in the literature has been carried out. Results show that the proposed method outperforms the other techniques concerning both accuracy and computational cost impact.*

**Resumo.** *As doenças cardiovasculares (DCV) são a principal causa de morte no mundo, representando quase 31 % das mortes globais. Portanto, pesquisas contínuas sobre métodos de diagnóstico precoce foram feitas para alcançar tratamentos mais eficazes de DCVs. O eletrocardiograma (ECG) é a técnica mais comumente utilizada para monitorar as variações cardíacas. No ECG, cinco pontos chave (pontos fiduciais) correspondem aos picos de onda P, Q, R, S e T, em que anomalias em suas posições relativas indicam uma potencial DCV. Portanto, um sistema de suporte à decisão em tempo real capaz de detectar pontos fiduciais em um sinal ECG é de suma importância para o tratamento precoce destas doenças. Este artigo propõe um método em tempo real para identificar pontos fiduciais nos ECGs, utilizando para isto médias móveis e heurísticas. A comparação de desempenho entre o método proposto e outros métodos relevantes encontrados na literatura foi realizado através do banco de dados MIT-BIH. Os resultados mostram que o método proposto supera as outras técnicas, relativas tanto à precisão quanto ao impacto no custo computacional.*

## 1. Introdução

As doenças cardiovasculares (DCVs) são a principal causa de mortes no mundo. A Organização Mundial de Saúde (2017) estima que em 2015, 17,7 milhões de pessoas

morreram de doenças cardiovasculares (o que representa 31% de mortes globais) e que em 2030 esse número chegará a 23,6 milhões. Este cenário estimula a pesquisa sobre métodos de diagnóstico precoce que podem levar a tratamentos mais eficazes.

O método mais comum usado para detecção de DCV é a análise do eletrocardiograma (ECG) do paciente. Normalmente, dez (10) eletrodos (12 derivações) são colocados no corpo do paciente e conectados a um eletrocardiógrafo, que amplifica as pequenas alterações elétricas devido à contração (sístole) e relaxamento (diástole) do coração durante o batimento cardíaco.

Um ECG típico é composto por um padrão de onda com cinco pontos relevantes, chamado *pontos fiduciais*. Anomalias nesse padrão de onda (ou seja, pontos fiduciais fora de seus locais esperados) podem indicar DCVs, como arritmia, embolia e infarto do miocárdio. Os profissionais de saúde continuam utilizando como método prioritário de análise, a avaliação visual (Schlapfer and Wellens, 2017). No entanto, acreditamos que a análise automatizada de ECG é um recurso para garantir assistência rápida à decisão. Por exemplo, um dispositivo Holter monitora um paciente durante todo o dia, produzindo um enorme ECG, que levaria um tempo precioso para ser analisado por um profissional de saúde. Mais importante ainda, uma identificação em tempo real de anomalias na onda de ECG pode ajudar a melhorar a assistência do paciente em um estado de emergência iminente.

Diversos métodos computacionais têm sido propostos para analisar ECGs, buscando anomalias de padrões de ondas para auxiliar médicos no diagnóstico de DCV. No entanto, a maioria desses métodos necessita de altos custos computacionais (principalmente CPU e memória), bem como leva tempo para análises mais longas do que as necessárias, para auxiliar os pacientes. Como diversos dispositivos conectados à rede, responsáveis pela coleta de sinais, possuem recursos limitados, os métodos existentes podem comprometer o diagnóstico precoce de doenças e, conseqüentemente, a vida do paciente.

Dentro deste contexto, este artigo propõe um método rápido e altamente preciso para a detecção e localização de pontos fiduciais em ECGs, para ser usado na classificação de anomalias de padrões de ondas em ECGs. O método proposto é o primeiro passo no desenvolvimento de um sistema de saúde relacionado à DCV em tempo real para realizar tarefas como monitoramento, análise, tomada de decisão, alerta, previsão, entre outros.

Para fornecer e validar a proposta, o banco de dados MIT-BIH (2001) foi usado. Os dados deste banco de dados são de pacientes reais coletados no Hospital Beth Israel, em Boston. Esta base de dados é amplamente utilizada para validação de propostas neste campo, todos os trabalhos aqui relacionados, utilizam esta base para realização dos testes.

O desempenho do método proposto é medido em relação a duas técnicas existentes propostas por Pan-Tompkins (1985) e Yochum et al. (2016). Os experimentos usaram um banco de dados de ECG rotulado, com pontos fiduciais. Os resultados são promissores, mostrando que as técnicas propostas podem ser utilizadas em tempo real, com detecção precisa dos pontos fiduciais do ECG.

Este artigo está organizado da seguinte forma. A Seção 2 discute vários trabalhos relacionados, levando em consideração os estágios de processamento do ECG. A Seção 3 apresenta informações básicas sobre ECGs e pontos fiduciais e detalha o método proposto,

enquanto a Seção 4 descreve os resultados. Finalmente, a Seção 5 conclui o artigo e apresenta trabalhos futuros.

## 2. Trabalhos Relacionados

Esta Seção descreve os principais trabalhos relacionados e as diversas estratégias desenvolvidas para a detecção de anomalias de padrões de ondas em ECGs, usando diferentes abordagens.

Yochum et al. (2016) descreve um método baseado em Transformada Contínua de Wavelet para detectar ondas QRS, P e T. Seu trabalho usa 12 variações de ECG para melhorar a detecção, uma vez que uma dessas variações pode conter mais perturbações do que outras. Combinando esses pontos encontrados em cada variação, determina-se quais pontos formam as ondas do ECG.

Em Sahoo et al. (2016) aplica Transformada Discreta de Wavelet para eliminação de ruído e Transformada de Hilbert com um limiar adaptativo para detectar picos R. Apesar de encontrar os picos R, estes dois métodos não são capazes de detectar os outros pontos de importância P, Q, S e T. Além disso, a transformada wavelet tem um alto custo computacional, o que a torna imprópria para sistemas de saúde em tempo real.

O algoritmo de Detecção QRS para Telessaúde através de gravações de eletrocardiogramas, chamado UNSW, proposto por Khamis et al. (2016) gera um sinal de características contendo informações da amplitude e derivação do ECG, o qual é filtrado de acordo com sua frequência, aplicando-se então um limite adaptativo ao mesmo. Sua técnica usa a Transformada Discreta de Fourier, que também tem altos custos de processamento. Além disso, o UNSW não trata as ondas P e T.

Varanini et al. (2017) apresenta um método multicanal para detecção do complexo QRS de fetos através da mensuração de batimentos maternos anormais. Desenvolve um índice de qualidade, responsável por sintetizar as características de pseudo-periodicidade e tempo do QRS para encontrar a combinação linear do ECGs. A ideia é maximizar o índice de qualidade. A similaridade e o cancelamento dos componentes maternos são realizados pelo uso da Decomposição dos Valores Singulares (SVD). Esta abordagem concentra-se na detecção do complexo QRS para fetos. Consequentemente, não aborda todas as ondas, sendo impraticável em um sistema saúde mais geral.

O método apresentado por Elgendi (2016) usa duas médias móveis para detectar o complexo QRS. Esse método, chamado TERMA, compara tais médias móveis para gerar blocos de interesse que correspondem aos complexos QRS e determina os picos R através das máximas locais. Apesar de usar o mesmo método que será utilizado neste trabalho, o TERMA não detecta todos os pontos de importância, concentrando-se apenas na detecção do complexo QRS e do pico R.

Shyu et al. (2004) usa uma Rede Neural Artificial nas informações dos complexos QRS obtidas por uma transformada wavelet para classificar as contrações ventriculares prematuras. Da mesma forma, um sistema de monitoramento de pacientes é proposto por Kiranyaz et. al (2016), que implementa uma Rede Neural Convolutiva responsável pela classificação das ondas de ECG. Ambos os trabalhos possuem alto custo computacional devido ao uso de redes neurais. Eles alcançam bons resultados e baixo tempo de detecção. No entanto, é necessário um maior poder de processamento e não é viável em ambientes

com baixos recursos computacionais.

A partir da revisão da literatura, o único trabalho com foco no desenvolvimento de um método para lidar com a detecção de todos os cinco pontos fiduciais em um sinal de ECG, aplicável a um sistema de saúde em tempo real, é Kiranyaz et. al (2016) . Para destacar este fato, a Tabela 1 resume os resultados alcançados pelos estudos acima mencionados com relação à detecção de pontos fiduciais e seu custo computacional.

**Tabela 1. Comparação entre os Trabalhos Relacionados.**

<b>Referências</b>	<b>Deteção de Todos os 5 pontos Fiduciais</b>	<b>Custo Computacional</b>
Yochum et. al (2016)	Sim	Alto
Sahoo et. al (2016)	Parcialmente	Alto
UNSW (2016)	Não	Alto
Varanini et. al (2017)	Não	Baixo
TERMA (2016)	Não	Alto
Shyu et. al (2004)	Sim	Alto
Kiranyaz et. al (2016)	Sim	Alto
Este Trabalho	Sim	Baixo

### 3. Proposta

O sinal de ECG é formado por várias ondas que são consideradas pontos fiduciais e correspondem aos principais eventos relacionados ao ciclo cardíaco (ver Figura 1). A onda P forma o ciclo que representa a despolarização atrial; o complexo QRS expressa a despolarização ventricular; e a onda T, correspondente à repolarização ventricular (Carnevale et al., 2017) . A distância regular entre essas ondas também pode ser observada. A distância média entre os picos P e S é de 0,11 ms, enquanto que de R para T, 0,25 ms em pacientes saudáveis, de acordo com os padrões do ECG (Mao et al., 2003) .

Neste trabalho, propomos o fluxo que pode ser usado para detectar os pontos fiduciais em um sinal de ECG, como mostrado na Figura 2

A fim de analisar um ECG para detectar seus pontos fiduciais, deve-se começar filtrando o sinal ECG bruto, pois o ruído é facilmente introduzido no ECG devido aos circuitos do eletrocardiógrafo de alta impedância de entrada e alto ganho, necessários para detectar ondas de baixa tensão produzidas por o coração (Metshein et al., 2017) . Além do ruído da rede elétrica local e da atividade muscular, a respiração é uma das principais causas de *Varição da Linha de Base* no ECG.

Neste trabalho, o processo de filtragem é realizado em três fases distintas. No primeiro, removemos a variação da linha de base do sinal ECG utilizando wavelets. Implementamos um algoritmo baseado em wavelets, proposto por Sargolzaei et al. (2009), aplicando este ao sinal bruto do ECG. A Figura 3 mostra o sinal de ECG antes e depois da remoção de variação da linha de base. O sinal original na imagem a) e o sinal filtrado, após o uso da remoção desta variação b).

Após remover a variação da linha de base, dois filtros são aplicados ao sinal ECG, com o objetivo de melhorar a qualidade do sinal recebido: o filtro passa-faixa Butterworth

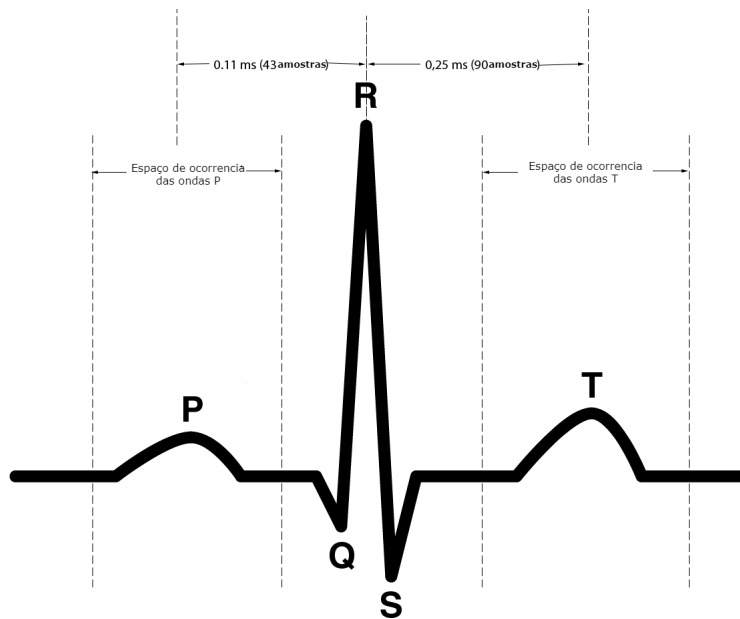


Figura 1. Pontos Fiduciais em um ECG e distâncias regulares entre ondas.

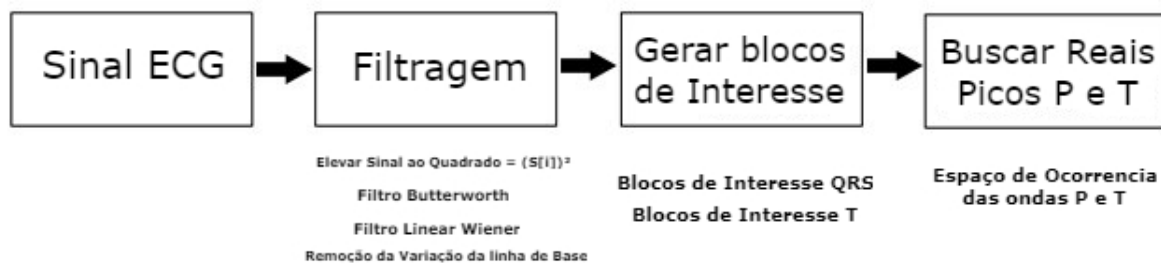


Figura 2. Fluxo para detecção dos pontos de importância

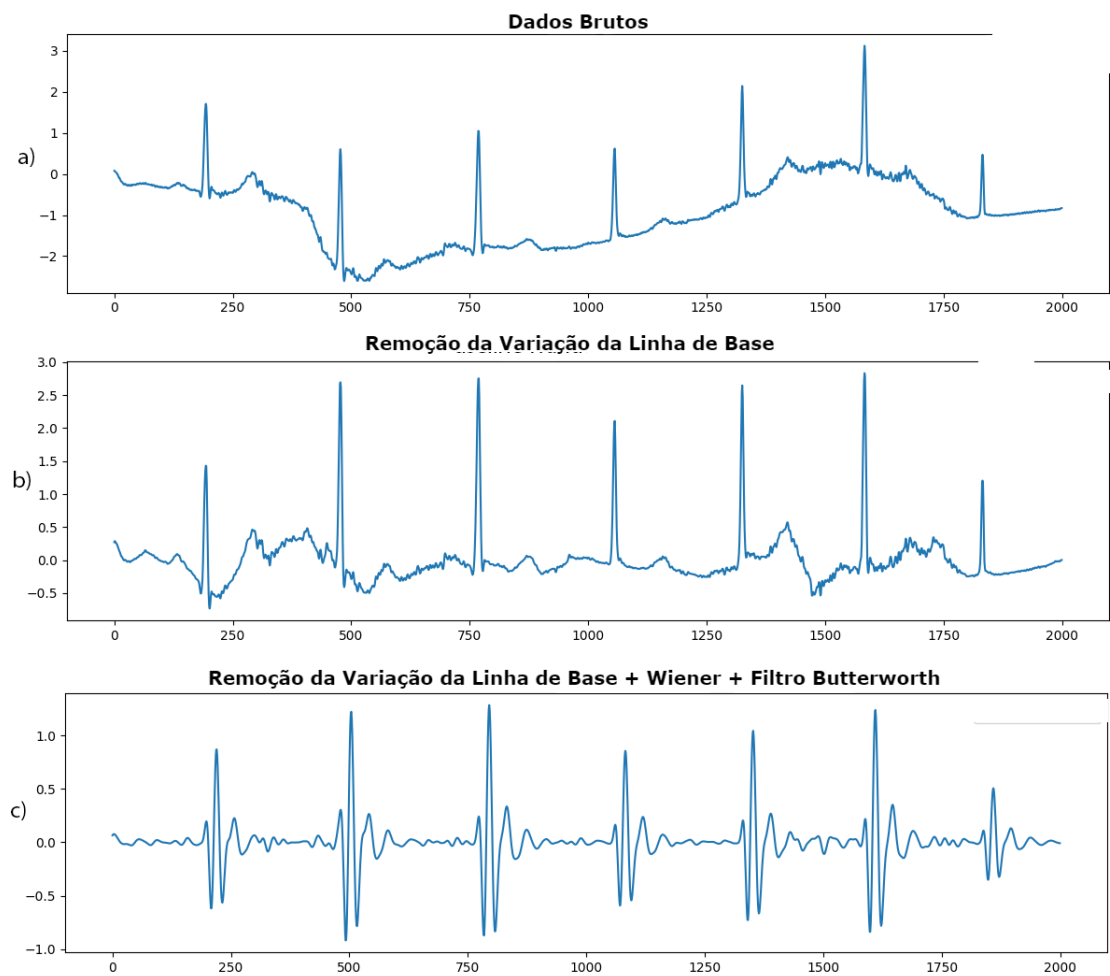
e o filtro linear Wiener, ambos disponíveis na biblioteca Python de código aberto SciPy (Jones et al., 2001).

O filtro de passagem de banda Butterworth é aplicado à redução de ruído, atribuindo uma forma de onda de ECG mais plana, com frequências de corte baixas e altas, enquanto o filtro Wiener é então aplicado ao sinal filtrado Butterworth, como um suporte para redução de ruído. A Figura 3 mostra um ECG típico após a remoção da variação da linha de base em b), e os filtros Butterworth e Wiener aplicados em c).

Como uma fase de melhoria, a onda inteira é elevada ao quadrado, ponto a ponto, a fim de destacar os grandes valores e aumentar as altas frequências.

Após o sinal de ECG ter sido filtrado, o próximo passo é gerar um bloco de interesse, composto por complexo QRS e onda T. O complexo QRS é um componente significativo na onda do ECG para permitir a detecção de doenças cardíacas. Para isso, usamos um esquema de médias móveis para gerar os blocos de interesse do complexo QRS de acordo com Elgendi (2016).

O esquema de média móvel usa dois períodos de tempo para gerar médias:  $W_1$ , que é a duração aproximada do evento de interesse, e  $W_2$ , a duração aproximada do ciclo



**Figura 3. a) Sinal ECG Original. b) Sinal após a remoção da linha de base. c) Sinal após a remoção da linha de base e aplicação dos filtros Butterworth e Wiener**

(batimento cardíaco, no caso de ECGs).

Uma vez que tanto  $W_1$  quanto  $W_2$  são arredondados para o número inteiro ímpar mais próximo, as médias móveis  $MA_{evento}$  e  $MA_{ciclo}$  podem ser computadas, respectivamente, pelas Equações 1 e 2, onde  $n$  é o índice de cada ponto dos  $N$  pontos de dados e  $y[n]$  o valor atual.

Usando os vetores de média móvel  $MA_{evento}$  e  $MA_{ciclo}$ , os pontos de interesse do evento correspondente pode ser selecionado: eles são os pontos de sinal  $y[n]$  dentro da(s) região(ões) onde  $MA_{evento} \geq MA_{ciclo}$ .

Dependendo de quão ruidoso é o sinal, pode-se ajustar os limiares  $MA_{evento}$  e  $MA_{ciclo}$  adicionando um deslocamento a eles. É uma prática comum considerar o deslocamento proporcional à média do sinal.

Para detectar o complexo QRS, foram realizados alguns testes para determinar os melhores valores para os períodos do complexo QRS de acordo com o banco de dados MIT-BIH. Os valores são então usados para calcular a média móvel  $MA_{QRS}$  do evento e a média móvel  $MA_{batimento}$  do ciclo, seguindo as Equações (1) e (2), respectivamente.

$$MA_{\text{evento}}[n] = \frac{1}{W_1} \left( y\left[n - \frac{W_1 - 1}{2}\right] + y\left[n - \frac{W_1 - 3}{2}\right] + \dots + y\left[n + \frac{W_1 - 3}{2}\right] + y\left[n + \frac{W_1 - 1}{2}\right] \right), \quad (1)$$

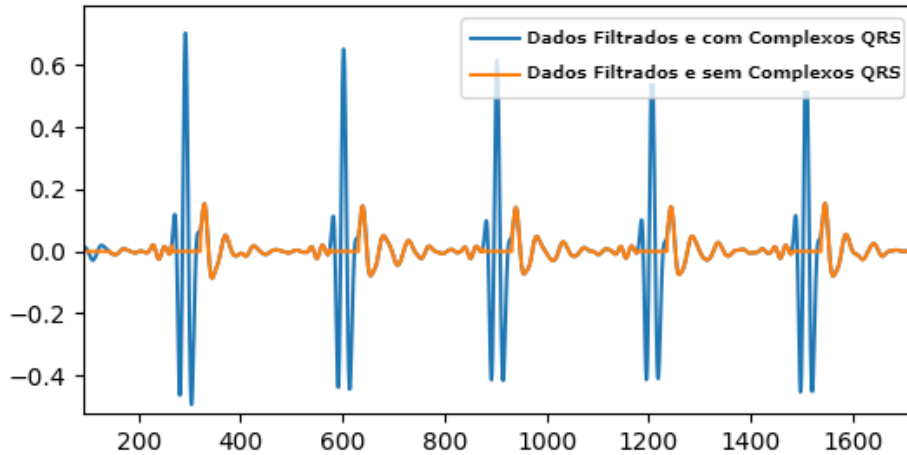
$$MA_{\text{ciclo}}[n] = \frac{1}{W_2} \left( y\left[n - \frac{W_2 - 1}{2}\right] + y\left[n - \frac{W_2 - 3}{2}\right] + \dots + y\left[n + \frac{W_2 - 3}{2}\right] + y\left[n + \frac{W_2 - 1}{2}\right] \right), \quad (2)$$

Visto que alguns outros eventos, como as ondas P e T, podem ser detectados junto com o complexo QRS, regiões menores que  $W_1$  ms são descartadas.

Após a detecção do complexo QRS, o método focará na detecção dos picos Q, R e S como segue. O maior valor do vetor do complexo QRS é atribuído ao pico R uma vez que é a onda com a amplitude mais significativa em um sinal de ECG.

O valor máximo da onda à esquerda do pico R, considerando a onda quadrada, é atribuído ao pico Q. O valor máximo da direita do pico R é atribuído como pico S.

Para prosseguir com a detecção dos pontos fiduciais P e T, o próximo passo refere-se à extração dos blocos de interesse já definidos. O complexo QRS detectado é removido do sinal, zerando os valores correspondentes no vetor de sinal. Após isto, a onda contém apenas os sinais ainda não identificados. Um resultado típico pode ser visto na Figura 4.



**Figura 4. Sinal após remoção dos pontos correspondentes ao complexos QRS.**

Similarmente ao que foi feito para detectar o complexo QRS, foram realizados testes para determinar os melhores valores para os períodos da onda T, os batimentos cardíacos usados para detectar a onda T levando em consideração o banco de dados MIT-BIH. Estes períodos são então usados para calcular a média móvel relacionada ao evento  $MA_T$  e a média móvel relacionada ao ciclo das ondas  $MA_{\text{batimento}}$ , aplicando as equações (1) e (2) para o sinal sem o complexo QRS.

Uma vez detectada a onda T, ela é removida do sinal deixando apenas a onda P e algum ruído. O maior valor à esquerda do pico R é considerado o pico P.

Para melhorar a detecção dos picos reais das ondas P e T, realizamos uma busca entre os pontos existentes com base no espaço de ocorrência de cada onda, para determinar as ondas P e T reais, conforme discutido na Seção 3 e mostrado na Figura 1 através

dos valores regulares das distâncias entre as ondas PR, e entre as ondas RT em um ECG. Em um alcance dentro dessa distância, podemos definir quais pontos são realmente reais. Pontos que estão fora deste intervalo são considerados pontos de erro. Esta busca é realizada somente a partir dos picos R, pois as ondas P e T podem ocorrer em pontos que não são detectados por uma onda R, em ondas anômalas.

## 4. Avaliação de Desempenho

### 4.1. Metodologia

Na perspectiva de avaliar o desempenho do método proposto, bem como para validar os experimentos realizados, o banco de dados de arritmias *MIT-BIH* foi utilizado. O MIT-BIH é composto por quarenta e oito trechos de hora de gravações de ECG de dois canais em ambulatório obtidos de 47 indivíduos estudados pelo Laboratório de Arritmias do Hospital Beth Israel entre 1975 e 1979. Vinte e três registros foram selecionados aleatoriamente a partir de um conjunto de quatro mil registros 24 horas, coletados de uma população mista de pacientes internados (cerca de 60%) e ambulatoriais (cerca de 40%) no Hospital Beth Israel, em Boston.

Os registros foram digitalizados em 360 amostras por segundo por canal com resolução de 11 bits em um intervalo de dez (10) mV. Dois ou mais cardiologistas anotaram, independentemente, cada registro. Discordâncias foram resolvidas para obter legibilidade por um computador de anotações de referência para cada batimento (aproximadamente 110.000 anotações) incluídas no banco de dados. Depois de ter sido aplicado a todos os ECGs no banco de dados de arritmias MIT-BIH, o método proposto foi avaliado usando as métricas mostradas abaixo. Os resultados obtidos para as ondas P, R e T são apresentados nas Tabelas II e III, uma vez que banco de dados não fornece as anotações dos pontos Q e S das ondas.

$$D_w(n) = \begin{cases} 1 & \text{se } w = QRS, \\ 0 & \text{caso contrário} \end{cases}$$

e  $\bar{D}_w(n)$  é a negação de  $D_w(n)$ , para  $w = QRS, P, T, None$ . Os valores obtidos pelo método,  $A_w(n)$  e  $\bar{A}_w(n)$ , são definidos analogamente, sendo os valores resultantes do método em questão.

Usando essa notação, fica fácil definir as taxas de Verdadeiro Positivo (VP), Verdadeiro Negativo (VN), Falso Positivo (FP) e Falso Negativo (FN) pelas seguintes equações:

$$VP_w = \sum_{n=1}^N A_w(n) \cdot D_w(n),$$

$$VN_w = \sum_{n=1}^N \bar{A}_w(n) \cdot \bar{D}_w(n),$$

$$FP_w = \sum_{n=1}^N A_w(n) \cdot \bar{D}_w(n),$$

$$FN_w = \sum_{n=1}^N \bar{A}_w(n) \cdot D_w(n),$$



para  $w = QRS, P, T, None$ , onde  $n$  é o número total de amostras no sinal de ECG. Verdadeiro Positivo (VP), é o número de amostras com resultados identificados como positivo pelos especialistas e por o algoritmo. Os Verdadeiros Negativos (VN), são resultados que os especialistas consideram pontos de interesse, mas o algoritmo não considera. O Falso Positivo (FP), lista os pontos encontrados como pontos possíveis, mas não citados como pontos pelos especialistas. E o Falso Negativo (FN), são os resultados que não foram encontrados pelo algoritmo, mas citado como pontos verdadeiros por especialistas.

Na tentativa de avaliar a robustez do método proposto, definimos as seguintes métricas:

- Precisão ( $P_{rs}$ ) mede a capacidade do método de obter a classificação correta:

$$P_{rs_w} = \frac{VP_w + VN_w}{VP_w + VN_w + FP_w + FN_w}.$$

- Sensibilidade ( $Se$ ) representa a proporção de resultados positivos corretamente identificados como tal, pelo método:

$$Se_w = \frac{VP_w}{VP_w + FN_w}.$$

Uma alta taxa de sensibilidade significa que a classificação errou alguns pontos positivos, no nosso caso, que alguns pontos fiduciais podem não ter sido identificados pelo método.

- Especificidade ( $Sp$ ) representa a proporção de resultados negativos corretamente identificados pelo método de classificação:

$$Sp_w = \frac{FN_w}{VN_w + FP_w}.$$

No nosso caso, uma alta taxa de especificidade indica que as ondas P não foram classificadas como ondas T, ou ruídos não foram classificados como uma onda P.

- O índice Youden ( $Y_w$ ) (Fluss et al., 2005), como alguns métodos podem apresentar alta sensibilidade e baixa especificidade (ou vice-versa), este índice ajuda a identificar tais casos indesejáveis, combinando os resultados de  $Se$  e  $Sp$

$$Y_w = Se_w + Sp_w - 1.$$

- Valor preditivo ( $P+$ ), indica a proporção de resultados positivos, também é definida para comparação com outros resultados na literatura:

$$P+_w = \frac{VP_w}{VP_w + FP_w}.$$

## 4.2. Resultados Obtidos

Os resultados obtidos serão avaliados quanto à detecção do complexo QRS, a detecção de todos os pontos fiduciais e o custo computacional envolvido no processo. Os resultados utilizam o filtro passa-baixa Butterworth 5 th aplicado ao sinal com frequências baixas e altas de corte, respectivamente, de 8 Hz e 20 Hz.

Os valores ótimos para  $240$  e  $W_2$  para a detecção do complexo QRS são, respectivamente,  $35$  e  $240$  e os valores ótimos para a detecção de ondas T são, para  $W_1$  e  $W_2$ ,  $20$  e  $240$ , respectivamente. Estes valores foram mensurados através das médias dos tempos de evento de interesse das ondas estudadas, ou seja, a média dos tempos de duração do complexo QRS tem  $35$  amostras, ondas T com tempo médio de  $20$  amostras e o tempo de um ciclo de ECG para os dois eventos é de  $240$  amostras.

#### 4.2.1. Detecção do complexo QRS:

A Figura 5 mostra a detecção dos pontos fiduciais Q, R e S no complexo QRS do registro 103 do banco de dados MIT-BIH.

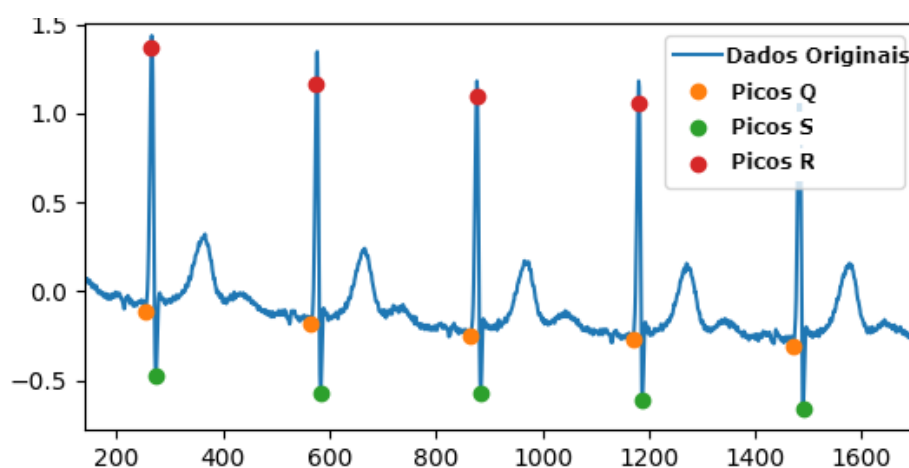


Figura 5. Detecção dos pontos Q, R e S no registro 103 do MIT-BIH

Como mostrado na Figura 2, o método proposto traz bons resultados ao detectar o complexo QRS, com diferenças mínimas dos resultados obtidos por Pan e Tompkins (1985), Yochum et al. (2016), e Elgendi (2016). Além disso, os resultados não são tão distintos dos obtidos por Elgendi (2016), uma vez que ambos usam a mesma técnica de médias móveis para realizar a detecção do complexo QRS.

Tabela 2. Resultados da detecção do complexo QRS.

Detector de QRS	Se (%)	Sp (%)	Y (%)	Prs (%)	P+ (%)
Pan-Tompkins (1985)	99.75	N/R	N/R	N/R	99.53
Yochum et al. (2016)	99.85	98.42	98.29	98.64	99.48
TERMA (2016)	99.78	N/R	N/R	N/R	99.87
Este trabalho	99.74	99.02	98.56	99.04	99.63

#### 4.2.2. Pontos Fiduciais

A Tabela 3 mostra a performance do nosso método na detecção dos pontos fiduciais P e T. Da comparação anterior, apenas os resultados de Yochum et al. (2016) são usados já que os outros dois trabalhos não detectam as ondas P e T.

**Tabela 3. Resultados da detecção das ondas P e T**

		<b>Nosso método</b>	<b>Yochum et al. (2016)</b>
<b>Onda P</b>	<b>Prs(%)</b>	99.04	92.44
	<b>Se(%)</b>	99.82	99.06
	<b>Sp(%)</b>	99.02	91.21
	<b>Y(%)</b>	99.80	90.27
	<b>P+(%)</b>	99.85	83.22
<b>Onda T</b>	<b>Prs(%)</b>	99.03	94.83
	<b>Se(%)</b>	99.69	99.17
	<b>Sp(%)</b>	99.02	93.21
	<b>Y(%)</b>	99.66	91.38
	<b>P+(%)</b>	99.80	84.46

O método proposto alcança altas taxas de precisão na detecção de ondas P e T: 99.04% e 99.03%, respectivamente, superando os resultados obtidos em Yochum et al. (2016) em 6.60% e 4.20%, respectivamente. Também atingiu uma taxa de sensibilidade um pouco superior (em média 0.64% ) ao obtido por Yochum et al. (2016) na detecção das ondas P e T.

Quanto às taxas de especificidade, o método proposto supera os resultados obtidos por Yochum et al. (2016) em 7.81% e 5.81% na detecção de ondas P e T, respectivamente. Alcançamos 99.02% de especificidade em ambos os casos, mostrando que nosso método é muito robusto ao ruído ao detectar esses pontos fiduciais.

Com taxas de sensibilidade e especificidade muito semelhantes, nosso método proposto alcança um alto índice de Youden 99.80% e 99.66% para detecção de ondas P e T, respectivamente.

Os resultados sugerem que o método proposto é muito preciso, sensível e robusto ao ruído, tornando-o adequado para aplicações reais em sistemas de cuidados de saúde automáticos, nos correspondentes trabalhos relacionados.

#### **4.2.3. Impacto no custo computacional**

O impacto no custo computacional dos pontos fiduciais também é analisado, uma vez que pretendemos integrar nossa proposta a um sistema de assistência médica em tempo real.

Em um sinal composto por 650,000 amostras e 2314 complexos QRS, nosso método levou 53.23 segundos para detectar todos os complexos, e 99.89 segundos para todos os pontos fiduciais. Esses resultados revelam tempos médios de 23 ms para detecção de QRS e 43 ms para detectar cada conjunto de cinco pontos fiduciais. Assim, para detectar todos os picos que um coração humano adulto realiza em um minuto, levaria apenas 2,5s.

### **5. Conclusão e trabalhos futuros**

Devido ao grande número de mortes por doenças cardíacas, tornou-se importante uma preocupação extra para detectar essas doenças. A maneira mais comum é através do

eletrocardiograma (ECG) dos pacientes. Para isso, é crucial detectar os pontos de importância de um ECG, para facilitar a detecção através de técnicas computacionais.

Neste trabalho, realizamos um estudo sobre os filtros ECG para melhorar a performance na detecção nas ondas de ECG. Como resultado, propôs-se um algoritmo baseado em médias móveis para a detecção de pontos de importância no ECG para dispositivos de monitoramento. A proposta foi avaliada utilizando o banco de dados MIT-BIH e comparada com trabalhos relevantes na literatura.

A proposta tem um bom desempenho na detecção desses pontos de importância em relação a outros trabalhos importantes nesse domínio. Além disso, a proposta revela uma melhora na detecção das ondas P (7.81%) e T (5.81%) em relação a outros métodos. O tempo computacional envolvido nesta técnica foi analisado e considerado viável para sistemas de saúde em tempo real.

Como trabalho futuro, pretendemos desenvolver um algoritmo para sistemas de saúde em tempo real para detectar possíveis anomalias em pacientes, assim como prever possíveis doenças CVD. É possível aplicar métricas de comparação entre as morfologias e amplitudes de onda, a fim de melhorar os resultados obtidos.

## Agradecimentos

Os autores gostariam de agradecer a FUNCAP, CAPES e CNPq pelo apoio financeiro.

## 6. References

### References

- Carnevale, L., Celesti, A., Fazio, M., Bramanti, P., and Villari, M. (2017). Heart disorder detection with menard algorithm on apache spark. In *European Conference on Service-Oriented and Cloud Computing*, pages 229–237. Springer.
- Elgendi, M. (2016). TERMA framework for biomedical signal analysis: An economic-inspired approach. *Biosensors*, 6(4):55.
- Fluss, R., Faraggi, D., and Reiser, B. (2005). Estimation of the youden index and its associated cutoff point. *Biometrical journal*, 47(4):458–472.
- Jones, E., Oliphant, T., Peterson, P., et al. (2001–). SciPy: Open source scientific tools for Python.
- Khamis, H., Weiss, R., Xie, Y., Chang, C.-W., Lovell, N. H., and Redmond, S. J. (2016). QRS detection algorithm for telehealth electrocardiogram recordings. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 63(7):1377–1388.
- Kiranyaz, S., Ince, T., and Gabbouj, M. (2016). Real-time patient-specific ECG classification by 1-D convolutional neural networks. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 63(3):664–675.
- Mao, S., Lu, B., Takasu, J., Oudiz, R. J., and Budoff, M. J. (2003). Measurement of the rt interval on ecg records during electron-beam ct. *Academic radiology*, 10(6):638–643.
- Metshein, M., Annus, P., Land, R., Krivošei, A., Ojarand, J., Aabloo, A., and Min, M. (2017). Variation of cardiac and respiratory waveform on human thorax in the case of inductive coupling. In *EMBECE & NBC 2017*, pages 671–674. Springer.

- Moody, G. B. and Mark, R. G. (2001). The impact of the MIT-BIH arrhythmia database. *IEEE Engineering in Medicine and Biology Magazine*, 20(3):45–50.
- Pan, J. and Tompkins, W. J. (1985). A real-time QRS detection algorithm. *IEEE transactions on biomedical engineering*, (3):230–236.
- Sahoo, S., Biswal, P., Das, T., and Sabut, S. (2016). De-noising of ECG signal and QRS detection using Hilbert transform and adaptive thresholding. *Procedia Technology*, 25:68–75.
- Sargolzaei, A., Faez, K., and Sargolzaei, S. (2009). A new robust wavelet based algorithm for baseline wandering cancellation in ECG signals. In *2009 IEEE International Conference on Signal and Image Processing Applications*, pages 33–38.
- Schläpfer, J. and Wellens, H. J. (2017). Computer-interpreted electrocardiograms: Benefits and limitations. *Journal of the American College of Cardiology*, 70(9):1183–1192.
- Shyu, L.-Y., Wu, Y.-H., and Hu, W. (2004). Using wavelet transform and fuzzy neural network for VPC detection from the Holter ECG. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 51(7):1269–1273.
- Varanini, M., Tartarisco, G., Balocchi, R., Macerata, A., Pioggia, G., and Billeci, L. (2017). A new method for QRS complex detection in multichannel ECG: Application to self-monitoring of fetal health. *Computers in biology and medicine*, 85:125–134.
- World Health Organization (2017). Cardiovascular diseases.
- Yochum, M., Renaud, C., and Jacquir, S. (2016). Automatic detection of P, QRS and T patterns in 12 leads ECG signal based on CWT. *Biomedical Signal Processing and Control*, 25:46–52.