



UNIVERSIDADE FEDERAL DO CEARÁ

CAMPUS SOBRAL

**PROJETO FINAL**

PROCESSAMENTO DIGITAL DE SINAIS

*Professor:* CARLOS ALEXANDRE ROLIM FERNANDES

---

## Utilização da Transformada de *Wavelets* na extração de características e na detecção de arritmias cardíacas em um sinal de ECG

---

*autor:* Brena Kelly Sousa Lima

*matrícula:* 359971

Sobral-CE  
15 de Dezembro, 2016

# Sumário

<b>1</b>	<b>Introdução</b>	<b>4</b>
<b>2</b>	<b>Apresentação do problema</b>	<b>4</b>
2.1	Eletrocardiograma: o que é e como funciona? . . . . .	4
2.2	O coração e seu funcionamento. . . . .	5
2.3	O eletrocardiógrafo . . . . .	5
2.4	Taquicardia e bradicardia . . . . .	6
<b>3</b>	<b>Referencial Teórico</b>	<b>7</b>
3.1	Análise de Fourier versus análise de Wavelets . . . . .	7
3.2	Wavelets e Transformada de Wavelets (TW) . . . . .	8
3.2.1	Wavelet . . . . .	8
3.2.2	Transformada Continua de Wavelets (CWT) . . . . .	9
3.2.3	Transformada Discreta de Wavelets(DWT) . . . . .	9
3.2.4	Família Wavelets de Daubechies . . . . .	10
<b>4</b>	<b>Desenvolvimento</b>	<b>10</b>
4.1	Base de dados MIT-BIH de arritmias . . . . .	10
4.2	Procedimento de Detecção dos complexos QRS . . . . .	11
4.3	Leitura do Sinal de ECG . . . . .	11
4.4	Remoção do Baseline Drift . . . . .	12
4.5	Aplicação da Transformada Discreta Wavelet (DWT) . . . . .	12
4.6	Localização dos picos da onda R . . . . .	14
4.7	Detecção da Frequência Cardíaca . . . . .	16
<b>5</b>	<b>Resultados</b>	<b>16</b>
5.1	Detecção da Frequência Cardíaca . . . . .	17
5.2	Detecção de arritmias cardíacas . . . . .	17
5.3	Análise da eficiência na detecção dos Complexos QRS . . . . .	18
<b>6</b>	<b>Conclusão</b>	<b>18</b>

## Lista de Figuras

1	Simbologia das ondas de um eletrocardiograma. . . . .	6
2	Taquicardia Sinusal com frequência cardíaca de 136 bpm . . . . .	7
3	Bradicardia Sinusal com frequência cardíaca de 48 bpm . . . . .	7
4	Wavelet chapéu mexicano. . . . .	9
5	Wavelet do tipo Daubechies. . . . .	10
6	Sinal Original amostra 115m do ECG de MIT-BIH. . . . .	11
7	Sinal de ECG com baseline drift removida. . . . .	12
8	Wavelet-mãe da família Daubechies 6. . . . .	13
9	Estrutura organizada em 3 níveis de decomposição. . . . .	13
10	Quatro níveis de detalhamento. . . . .	14
11	Detalhamento $D4$ . . . . .	15
12	Detalhamento $D4^2$ . . . . .	15
13	Picos detectados acima do limiar. . . . .	16

## Lista de Tabelas

1	Frequência Cardíaca detectada . . . . .	17
2	Resultado de detecção de arritmias . . . . .	18
3	Eficiência do algoritmo . . . . .	18

# 1 Introdução

O eletrocardiograma (ECG) é um exame da área de cardiologia que fornece informações de extrema relevância, permitindo que o diagnóstico do cardiologista seja mais preciso através de uma análise automatizada, contribuindo para o diagnóstico de doenças cardíacas.

O ECG avalia as atividades elétricas do coração, tais como o ritmo cardíaco e suas alterações (arritmias), pode avaliar o aumento das câmaras cardíacas, dilatação e hipertrofia através de sua atividade elétrica.

O sinal obtido através do ECG é formado pela junção repetitiva de 5 ondas, onde cada onda significa uma parte do ciclo cardíaco. As ondas são classificadas em: P, Q, R, S e T. Destaca-se também a possibilidade de ocorrência de associações de padrões resultando em novos padrões a serem considerados. Por exemplo, a associação das ondas Q, R e S forma o complexo QRS que está associado à despolarização ventricular.

Neste trabalho, estamos interessados no estudo e detecção do complexo QRS para uma análise do ritmo cardíaco e suas possíveis alterações. Porém, todos os sinais estão sujeitos a ruídos introduzidos em sua captação que prejudicam seu processamento. Os sinais biológicos, em especial o sinal de ECG, por terem pequenas amplitudes, devem ser tratados para que se tenha uma maior redução do nível de ruído no sinal [9].

A proposta é criar um sistema que passe por uma fase de processamentos para detectar se há indícios de arritmias cardíacas. Para sinais de ECG a filtragem se faz necessária pela nitidez e clareza que os diagnósticos exigem, já que distúrbios cardíacos podem ser determinados em pequenas variações de sua forma de onda. Para analisar um sinal de ECG é necessária a obtenção de informações nos domínios do tempo e da frequência, tornando o uso da Transformada de Fourier complexo.

Portanto, a aplicação de transformadas *Wavelets* vem se mostrando uma importante alternativa, pois supre a necessidade de trabalhar com informações nos domínios do tempo e frequência, e ainda apresentar uma menor complexidade em termos de processamento.

## 2 Apresentação do problema

Nesta seção será realizado um estudo sobre o eletrocardiograma, o funcionamento do coração e as disfunções nos batimentos cardíacos.

### 2.1 Eletrocardiograma: o que é e como funciona?

O eletrocardiograma (ECG) é a técnica mais comumente utilizada para avaliar disfunções cardíacas. Foi inventado em 1902, pelo doutor e psicólogo holandês Willem Einthoven. De forma sucinta, podemos definir o exame como uma avaliação dos impulsos elétricos gerados pelo coração em estado de repouso. Os resultados obtidos nele são ondas que se dividem em cinco tipos e, no mínimo, doze ou mais derivações eletrocardiográficas.

Para entendermos como funciona um eletrocardiógrafo, aparelho que realiza o ECG, primeiro dar-se-á uma introdução sobre o funcionamento do coração, uma

vez que precisamos como os eletrodos são capazes de captar as ondas (através da diferença de potencial).

## 2.2 O coração e seu funcionamento.

O coração é um órgão muscular, envolto por uma membrana cheia de líquido que se denomina pericárdio e dividido em quatro câmaras, sendo as duas superiores os átrios e as inferiores os ventrículos. Sua função é bombear sangue para todo o corpo e esse processo ocorre da seguinte forma: o sangue desoxigenado entra no coração por meio das veias cava superior e inferior e se dirige diretamente para o átrio direito. O sangue venoso é, então, enviado para a segunda câmara (ventrículo direito) e essa direciona o sangue para o pulmão, de forma que possa ser retirado o excesso de dióxido de carbono.

Após a filtragem, o coração recebe o sangue rico em oxigênio por meio das veias pulmonares e se dirige ao átrio esquerdo e em seguida para o ventrículo esquerdo, que por ser a câmara capaz de gerar a maior pressão, é a responsável por bombear o sangue para todo corpo (inclusive para o próprio coração através das artérias coronárias).

O estímulo elétrico surge no próprio coração, em uma região denominada nodo sinusal. Ao gerar os impulsos, eles se distribuem por todo o músculo cardíaco e induz a entrada de íons de cálcio nas células do coração (despolarização elétrica). Essa despolarização que estimula a contração muscular. Quando os íons (agora de potássio) saem das células, ocorre o processo inverso (repolarização elétrica), que prepara o músculo para um novo ciclo.

Existem alguns valores padrões para o movimento de sístole (recebimento e filtragem do sangue) e diástole (distribuição para o pulmão ou pelo corpo) do coração. O eletrocardiograma trabalha em cima desses valores, de forma a detectar alguma disfunção, como dito anteriormente. Os valores considerados normais são 120 mmHg para a pressão sistólica e 80 mmHg para a diastólica. Além desses valores, o eletrocardiograma também fornece o nível de batimento cardíaco por minuto (BPM) a partir dos valores de referência anteriormente citados. Para um adulto normal e em repouso, os valores normais ficam entre 60 e 90 BPM. Acima disso uma condição denominada taquicardia é detectada e abaixo é a bradicardia, disfunções que serão estudadas na simulação. Claro que esses valores são apenas referência, os quais existem exceções que podem não representar um risco para a saúde.

## 2.3 O eletrocardiógrafo

O aparelho possui como entrada o sinal dos eletrodos, que são posicionais em locais específicos do nosso corpo. Locais esses onde há atividade cardíaca mais assídua, como por exemplo pernas, pulsos e o próprio tórax.

Os eletrodos funcionam como potenciais opostos (negativo e positivo), por esse motivo são sempre posicionados de forma justaposta. O paciente deve estar em estado de repouso para a realização do exame, e a partir daí o aparelho reconhece a diferença de potencial gerada pelos impulsos elétricos musculares do órgão, que são melhor captados pela utilização de um gel condutor, uma vez que são de baixa frequência.

Como dito anteriormente, as ondas captadas se dividem em cinco: onda P, Q,

R, S e T. Além disso, existem algumas outras classificações, como o complexo QRS, que será abordado mais à frente. Por hora, dar-se-á uma introdução acerca desses tipos de onda.

**Onda P:** corresponde ao processo de despolarização dos átrios;

**Onda Q:** simboliza a contração (despolarização) septal (músculo localizado na parte inferior do coração);

**Onda R:** esse tipo de onda é ligada ao processo de despolarização ventricular;

**Onda S:** corresponde a despolarização da região basal posterior (ligação entre coração e pulmão) do ventrículo esquerdo (pode ser simplesmente associada à uma deflexão após a onda R).

**Onda T:** diz respeito à repolarização dos ventrículos.

**Complexo QRS:** é a junção das ondas Q, R e S e representa todo o processo de contração (despolarização) ventricular, ou seja, o coração está iniciando a fase de distribuição do sangue.

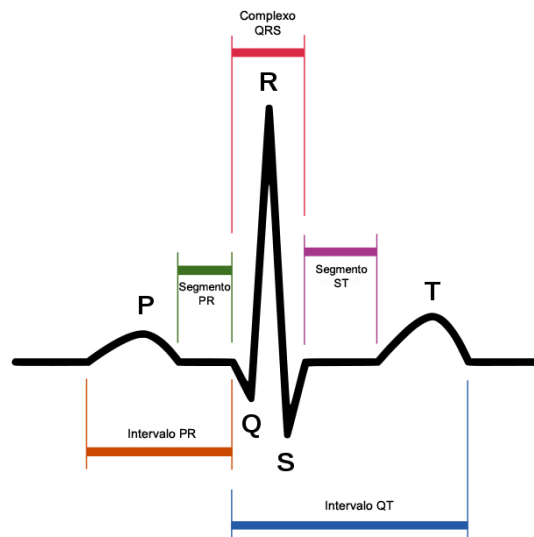


Figura 1: Simbologia das ondas de um eletrocardiograma.

Fonte: [7]

## 2.4 Taquicardia e bradicardia

Como dito anteriormente, existem alguns valores de referência para os batimentos cardíacos. A condição de taquicardia ocorre quando eles ultrapassam o valor de 90 BPM.

Já a bradicardia é o oposto, ocorre quando o número de batimentos é inferior a 60. No geral, as condições de bradicardia podem simbolizar um maior risco à saúde, já que taquicardia é mais comum, uma vez que o ritmo cardíaco pode ser alterado até mesmo com a respiração (condição muito comum em jovens denominada de arritmia sinusal).



Figura 2: Taquicardia Sinusal com frequência cardíaca de 136 bpm  
Fonte: [7]



Figura 3: Bradicardia Sinusal com frequência cardíaca de 48 bpm  
Fonte: [7]

### 3 Referencial Teórico

Nesta seção, é realizado um estudo sobre a Transformada de Wavelets para a solução do problema proposto neste projeto. O termo wavelets tem como origem a palavra francesa *ondallete*, que significa pequena onda. Essa transformada tem sido satisfatoriamente aplicada a sinais que possuem parâmetros dependentes do tempo, de características não-estacionárias. Sua aplicação se destaca em diferentes áreas como Matemática, Engenharia, Física, Economia, etc.

As boas propriedades das *wavelets* fazem com que sejam muito úteis na análise de sinais extraídos de eletrocardiograma.

#### 3.1 Análise de Fourier versus análise de Wavelets

Primeiramente, para compreender a Transformada de Wavelets é importante realizar uma análise entre as Transformadas de Fourier e Wavelets, e entender o porquê que as *wavelets* são ferramentas muito úteis para analisar séries do tipo não-estacionárias.

Na prática, muitos sinais são determinados no tempo com uma certa amplitude. Esses mesmos sinais podem ser representados em outro domínio, o da frequência. Para obter a representação do sinal no domínio da frequência a transformada de Fourier é aplicada ao sinal original, tendo como resultado um conjunto de frequência que caracterizam o sinal original.

Entretanto, a Transformada de Fourier fornece apenas as componentes espectrais do sinal, não indicando o instante de tempo em que essas componentes aparecem.

Para um sinal de ECG é fundamental saber quando ou em que intervalo de tempo as frequências ocorrem. Para essa análise, a Transformada de Fourier já não é mais uma boa opção já que as frequências que compõem esse sinal ocorrem no tempo de existência do sinal.

A Transformada de Wavelets é particularmente útil na análise de sinais que podem ser descritos de melhor forma como: aperiódicos, ruídos, transientes entre outros. Sua habilidade para examinar o sinal, tanto no domínio do tempo como no domínio



da frequência, tem possibilitado a construção de diversos métodos, baseados em wavelets, aplicados no manuseio e análise de sinais [11].

## 3.2 Wavelets e Transformada de Wavelets (TW)

A análise de sinais não-estacionários, como os de eletrocardiograma, pode ser melhor executada através de representações em tempo-frequência, mais precisamente em tempo-escala, no caso da TW, permitindo que as informações sejam analisadas no tempo e frequência simultaneamente.

### 3.2.1 Wavelet

Para ser considerada uma *wavelet*, uma função tem que atender as seguintes características:

A área total sob a curva da função é 0, ou seja:

$$\int_{-\infty}^{\infty} \Psi^2(t) dt = 0 \quad (1)$$

A energia da função é finita, ou seja:

$$\int_{-\infty}^{\infty} |\Psi^2(t)| dt < L \in N \quad (2)$$

Estas condições são equivalentes a dizer que  $\Psi(t)$  é quadrado integrável ou que pertence ao conjunto  $L^2(N)$  das funções quadrado integráveis.

Uma *wavelet* pode ser definida como a oscilação similar a uma onda, a qual possui amplitude que se inicia em zero, aumenta, e então diminui de volta para zero [2]. Essa função é usada para extrair informações de diferentes tipos de dados. Utilizando uma função *wavelet* com intervalo de tempo e com frequência semelhante aos dados que se deseja extrair de um sinal, é possível detectar no sinal analisado partes que se assemelham com a função *wavelet*.

A *wavelet* mais comum é a segunda derivada da curva gaussiana, chamada de chapéu mexicano devido ao seu formato.

O chapéu mexicano normalizado é dado por:

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

onde  $\sigma$  representa a variação escalar e  $t$  a variação no tempo.

A Figura 4 mostra a *wavelet* chapéu mexicano.

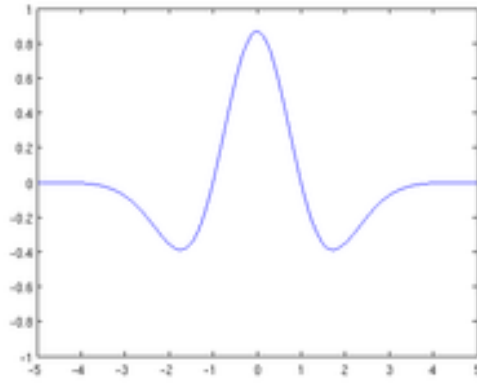


Figura 4: Wavelet chapéu mexicano.  
Fonte: Wikipedia

### 3.2.2 Transformada Continua de Wavelets (CWT)

A CWT é o resultado da composição do sinal com uma função Wavelet, conhecida como Wavelet mãe. Em outras palavras, a CWT é a integral do sinal multiplicado por versões escalonadas e deslocadas da função Wavelet, sendo o escalonamento representado pela letra  $a$  e o deslocamento pela letra  $b$ , isto é

$$W_{\Psi}(a, b) = \int_{-\infty}^{\infty} f(t) \Psi_{a,b}^*(t) dt \quad (4)$$

Na Equação 4, o símbolo  $*$  denota o complexo conjugado. A CWT também pode ser definida pelo produto interno entre o sinal e a função Wavelet mãe, ou seja:

$$W_{\Psi}(a, b) = (f(t), \Psi_{a,b}(t)) \quad (5)$$

A CWT resulta em diversos coeficientes  $C$ , os quais são funções do deslocamento e do escalonamento da função Wavelet. Estes coeficientes são correlações cruzadas entre o sinal analisado e a função Wavelet utilizada.

Para obter a função  $\Psi_{a,b}$  a partir da função Wavelet mãe  $\Phi_t$ , utiliza-se a seguinte transformação:

$$\Psi_{a,b} = \frac{1}{\sqrt{a}} \Psi \frac{(t-b)}{a} \quad (6)$$

### 3.2.3 Transformada Discreta de Wavelets(DWT)

A Transformada Discreta Wavelet (DWT) tem como principal função transformar um sinal discreto no domínio do tempo para um domínio Wavelet. No processo de obtenção da CWT, é gerada uma quantidade muito grande de coeficientes  $C$ , pois os cálculos são realizados com todos os valores possíveis de escalonamento e deslocamento. Para contornar este problema, os valores de escalonamento e deslocamento são discretizados em bases de potência de 2. Com isso a DWT será mais eficiente em comparação a CWT [4].

Na prática, o sinal analisado pela DWT é dividido em duas componentes: as aproximações, que são componentes de alta escala e baixa frequência, e os detalhes, que são componentes de baixa escala e alta frequência.

O processo de decomposição da DWT é iterativo, no qual pode gerar aproximações e detalhes sucessivos, sendo a primeira decomposição efetuada sobre o sinal original. A segunda decomposição é efetuada sobre a primeira aproximação gerada, e assim sucessivamente. Este processo é chamado de árvore de decomposição Wavelet.

### 3.2.4 Família Wavelets de Daubechies

As *wavelets* de Daubechies, são perfeitamente compactas no tempo, mas no domínio da frequência, tem um alto grau de superposição espectral entre as escalas. Sua maior vantagem é serem ortogonais, o que significa que um erro no sinal de entrada não cresce com a transformação e a estabilidade numérica computacional é assegurada. Por outro lado não possuem fase linear [3].

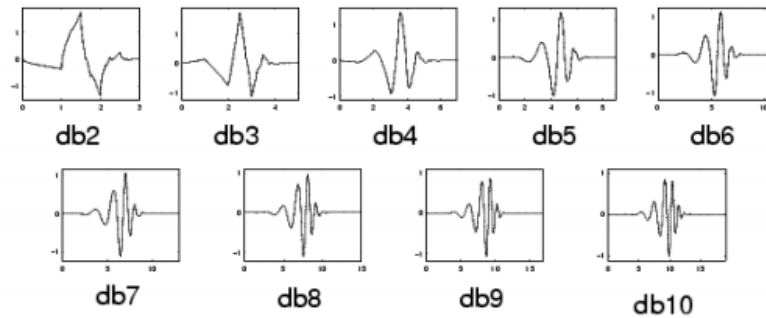


Figura 5: Wavelet do tipo Daubechies.

Fonte: [3] Wikipedia

## 4 Desenvolvimento

A construção do projeto foi dividida em etapas. O algoritmo foi avaliado por meio de sua implementação em MATLAB, os dados de entrada para a execução do software foram sinais reais de eletrocardiograma. A base de dados contendo os sinais utilizados é aqui descrita, bem como a metodologia usada para que o algoritmo desempenhasse um nível satisfatório na detecção de complexos QRS.

### 4.1 Base de dados MIT-BIH de arritmias

Os testes foram realizados utilizando os arquivos da base de dados MIT-BIH de arritmias. Esse banco de dados possui diversos registros de eletrocardiograma realizados no Beth Israel Hospital, juntamente com o MIT. Todos os registros possuem anotações feitas por cardiologistas, identificando todos os complexos QRS.

Para os testes foram selecionados aleatoriamente 10 amostras, cada uma com duração de 12 horas. Esses registros da base de dados contêm sinais digitalizados com uma taxa de 360 amostras por segundo, com um ganho de 200 vezes e uma base de 1024 pontos de deslocamento. Os valores que o sinal pode assumir variam

em um intervalo de 10mV e são discretizados com 11 bits. Os registros selecionados incluem o estado de pacientes com arritmia e pacientes saudáveis.

## 4.2 Procedimento de Detecção dos complexos QRS

O processo de análise de arritmias cardíacas a partir da detecção dos complexos QRS pode ser realizado em 6 etapas. Segue abaixo a sequência de passos utilizados para a construção de um detector de disfunção dos batimentos cardíacos.

1. Leitura do sinal de eletrocardiograma;
2. Aplicação da técnica de remoção da baseline drif para uma melhor visualização do sinal;
3. Aplicação da Transformada Discreta de Wavelet para decomposição do sinal;
4. A partir do sinal decomposto, localizar picos da onda R;
5. Cálculo da frequência cardíaca;
6. Detecção de arritmias;

Nas próximas seções será visto de forma detalhada cada uma das etapas apresentadas acima.

## 4.3 Leitura do Sinal de ECG

Com o auxílio das funções do software Matlab foi possível carregar, ler e guardar os valores referentes à amostra escolhida. Para exemplificação e verificação do algoritmo, as figuras referentes à amostra 115m foram selecionadas e expostas aqui.

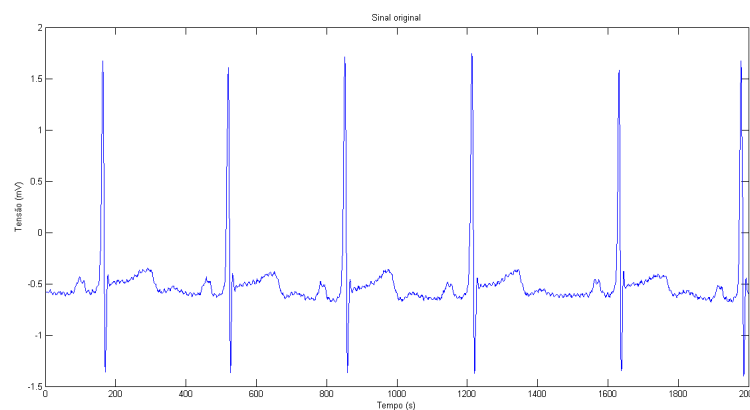


Figura 6: Sinal Original amostra 115m do ECG de MIT-BIH.

Fonte: Próprio autor.

Na Figura 6 temos o sinal original referente à amostra 115m coletada na base de dados. Os valores desse sinal são guardados em uma variável para serem analisados e assim extrair características, a fim de detectar arritmias cardíacas.

## 4.4 Remoção do Baseline Drift

Baseline drift, ou alterações da linha de base numa tradução livre, são ruídos acen-  
tuados que podem ser influenciados por um eletrodo mal posicionado ou desgastado,  
atividades do paciente ou até mesmo a respiração, assim o sinal do eletrocardiograma  
pode apresentar inicialmente formas pouco favoráveis para sua análise [1].

A Baseline pode ser suavizada realizando uma filtragem no sinal de entrada a ser  
trabalhado. Um filtro passa-alta foi projetado com frequência de corte de 1Hz e de  
ordem 4 para reduzir os efeitos dos desvios de caminhos ou ruídos mais acentuados.  
Ao eliminar as componentes de baixa frequência o desvio de linha se aproxima do  
zero, tornando o sinal mais uniforme e consequentemente facilitando a sua análise  
sem perder ou alterar os dados importantes.

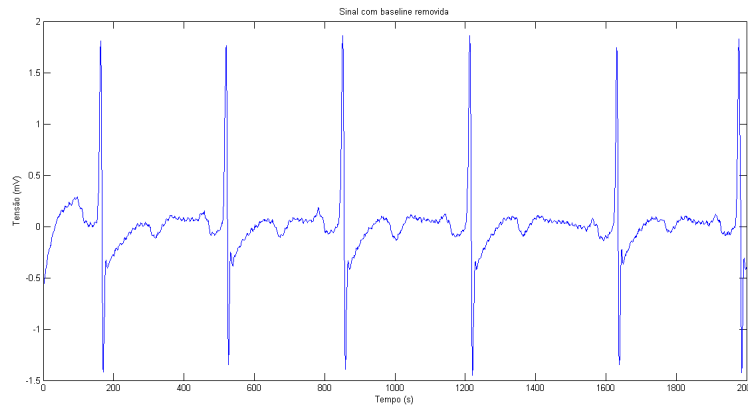


Figura 7: Sinal de ECG com baseline drift removida.

Fonte: Próprio autor.

## 4.5 Aplicação da Transformada Discreta Wavelet (DWT)

Após o sinal original passar pelo processo de retirada do baseline drift, é necessário  
extrair características do sinal. Para isso, o próximo passo é transformar um sinal  
discreto no domínio do tempo para o domínio Wavelet utilizando o processo de  
codificação, o sinal passa a ser decomposto em diferentes escalas. Essa é uma das  
principais funções da Transformada Discreta de Wavelet [2].

O cálculo da DWT de um sinal envolve dois processos, o primeiro processo con-  
siste na determinação dos coeficientes Wavelet, que representam o sinal no domínio  
transformado. O segundo processo realiza um detalhamento do sinal original de-  
terminando versões aproximadas em diferentes níveis de resolução no domínio do  
tempo, a partir dos coeficientes *waveltes* calculados.

É possível realizar a decomposição do sinal empregando a Transformada Dis-  
creta de Wavelet com o auxílio da função *wavedec* do software Matlab, essa função  
realiza uma análise wavelet multiníveis, utilizando uma *wavelet* específica. A função  
Wavelet Daubechies 6 (db6), mostrada na Figura 8, foi selecionada devido ao fato  
dela se assemelhar ao sinal estudado.

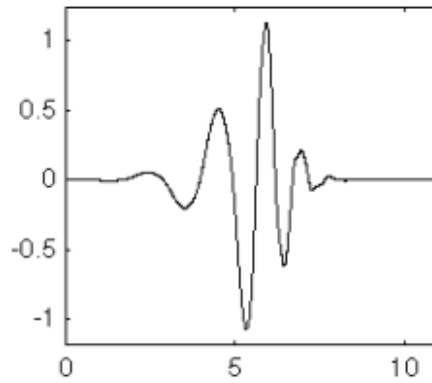


Figura 8: Wavelet-mãe da família Daubechies 6.  
Fonte: MathWorks.

A função *wavedec* retornará um vetor contendo os valores da decomposição e outro vetor contendo o tamanho de cada uma das decomposições realizadas. A exemplificação do processo pode ser vista na Figura 9, onde  $cA_i$  representa os coeficientes de aproximação e  $cD_i$  os coeficientes de detalhamento.

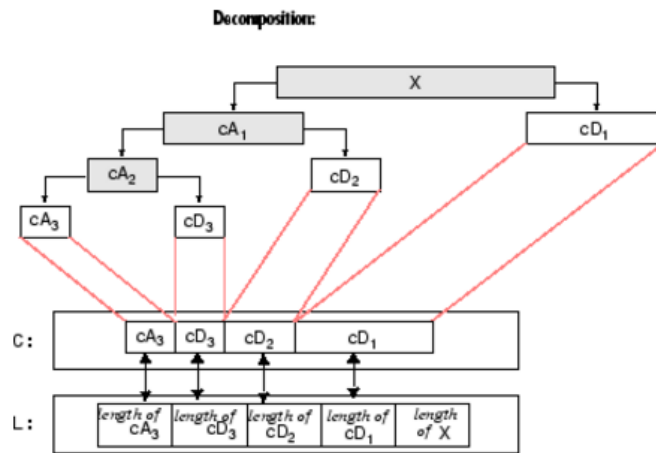


Figura 9: Estrutura organizada em 3 níveis de decomposição.  
Fonte: MathWorks.

O detalhamento do sinal neste projeto é feito em quatro níveis, como mostra a Figura 9, retornando como resultado o coeficiente de aproximação de quarto nível deste sinal, seguido pelos coeficientes de detalhes de níveis quatro a um, com os quais se torna possível realizar a recomposição do sinal nos níveis três, dois e um.

Como a translação de uma *wavelet* significa um deslocamento no mesmo conjunto, através de uma análise foi possível verificar os níveis que são mais viáveis para a detecção dos picos R. Podemos ver na Figura 10 que os níveis D1 e D2 possuem um elevado ruído da linha de base, por isso logo não são boas escolhas, já os níveis D3 e D4 podem ser usados por possuírem maior detalhamento. Entretanto, o nível D3 apresenta amplitudes inferiores a D4. Portanto, o nível D4 foi escolhido para realizar a detecção do pico R.

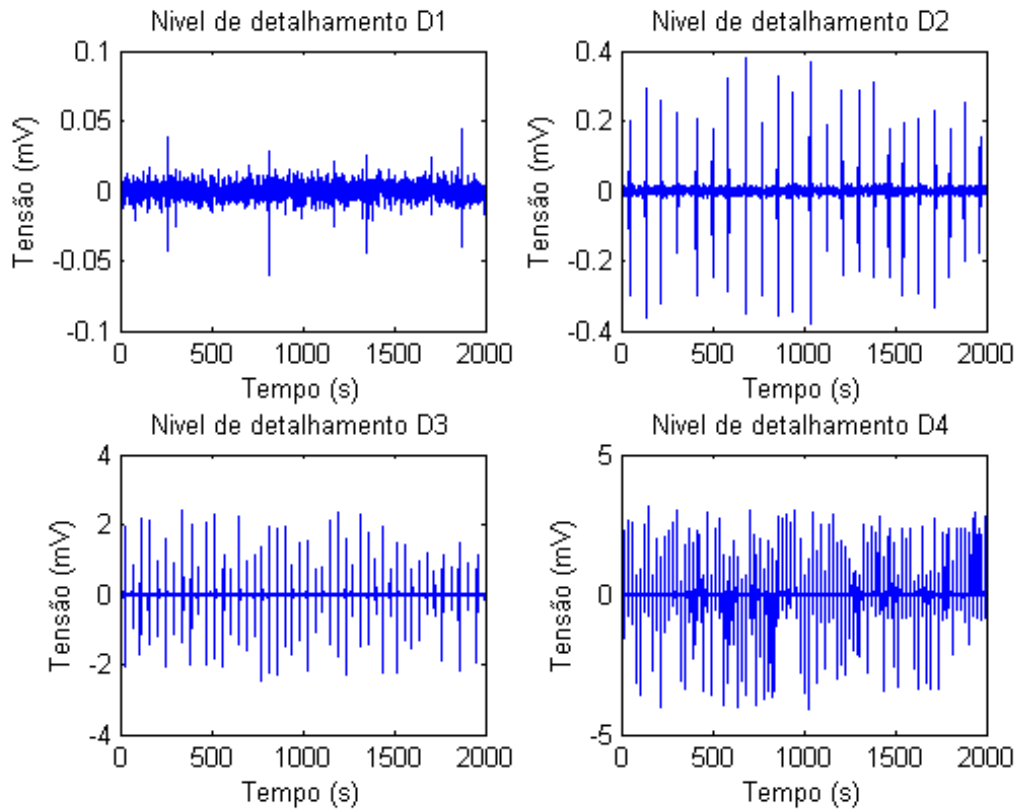


Figura 10: Quatro níveis de detalhamento.  
Fonte: Próprio autor.

## 4.6 Localização dos picos da onda R

Nesta etapa será detectado os pontos máximos da onda R, sendo essa a onda mais características de todas.

Elevando ao quadrado o sinal D4 é possível enfatizar as maiores amplitudes, ajudando a diferenciar os picos das ondas R em relação aos picos do ruído da linha de base, além de eliminar toda a parte negativa do sinal. Os sinais D4 e  $D4^2$  são apresentados nas Figuras 11 e 12, respectivamente.

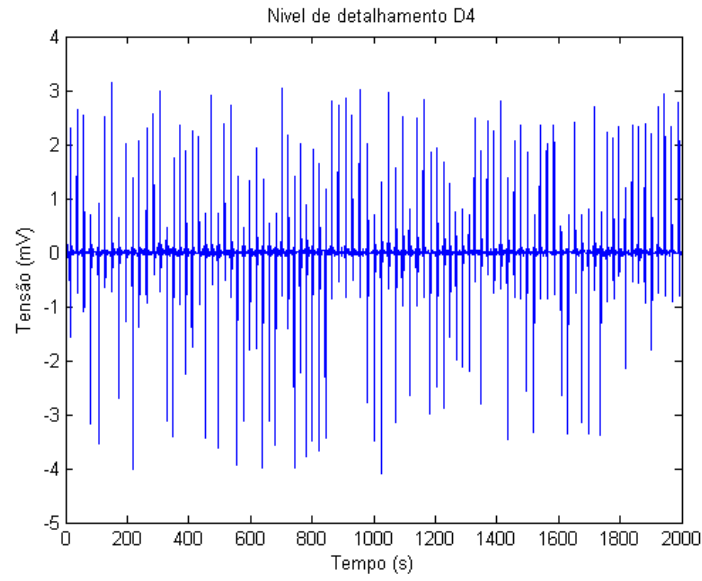


Figura 11: Detalhamento D4.  
Fonte: Próprio autor.

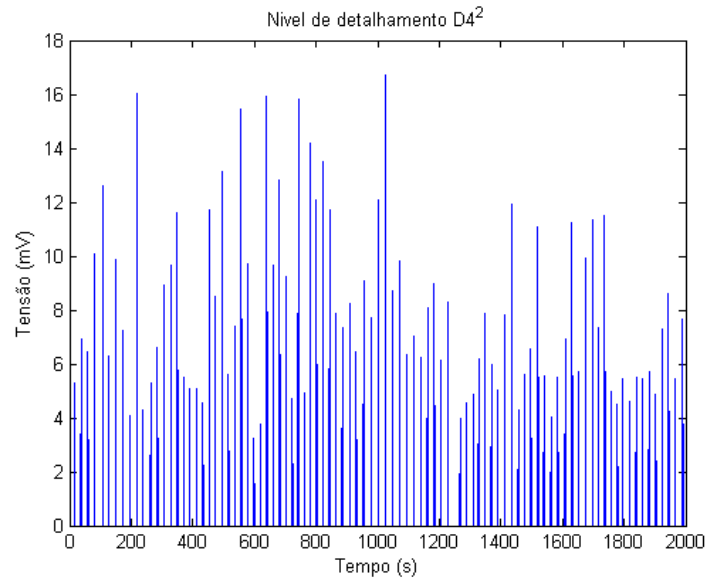


Figura 12: Detalhamento  $D4^2$ .  
Fonte: Próprio autor.

Alguns cuidados devem ser tomados ao usar essa metodologia já que pontos falsos-positivos podem ser encontrados. Portanto, um limiar foi utilizado para distinguir os pontos cuja amplitude é maior que 15% da maior amplitude do sinal. Os valores que estão acima desse limiar são considerados picos da onda R e os valores que estão abaixo do limiar recebem zero para não interferirem na detecção do pico R. A Figura 13 mostra todos os picos detectados acima do limiar.



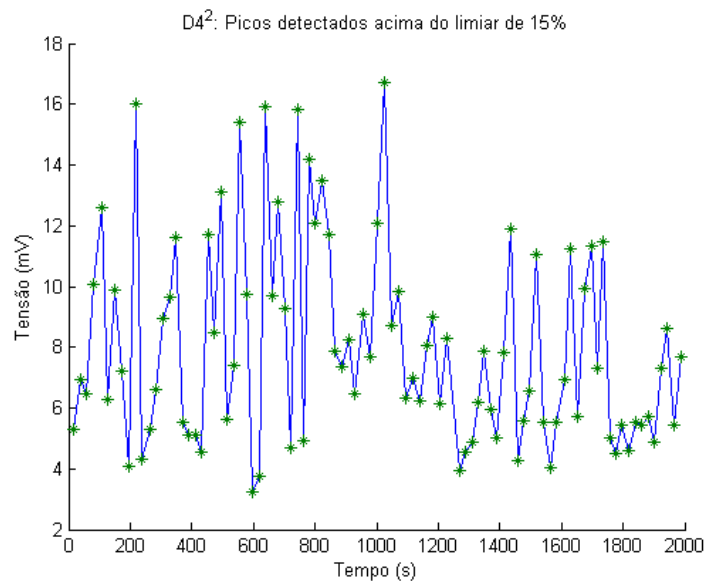


Figura 13: Picos detectados acima do limiar.  
Fonte: Próprio autor.

## 4.7 Detecção da Frequência Cardíaca

Para detectar a frequência cardíaca serão usados os resultados da etapa anterior, tais como a quantidade de picos R e o índice de sua localização. Após encontrar todos os picos, é necessário identificar o intervalo R-R, isto é, o intervalo de tempo entre duas ondas R consecutivas.

Para efetuar a detecção da frequência cardíaca, primeiramente deve-se calcular a diferença de tempo entre dois picos consecutivos. Com o auxílio da função *diff* a diferença é calculada, e então o resultado é multiplicado por 16, já que a decomposição foi feita em 4 níveis e a transformada discreta é baseada em potências de 2, portanto,  $2^4 = 16$ .

Em seguida a média dos intervalos de tempos é calculada considerando um janelamento móvel em 5 intervalos de tempo adjacentes, ou seja, a média do primeiro ao quinto intervalo de tempo é calculada, do segundo ao sexto intervalo de tempo, e assim por diante.

A frequência média é calculada utilizando o inverso de todas as médias obtidas [4], a partir de um filtro média móvel usando os intervalos anteriormente descritos.

## 5 Resultados

Para verificação do algoritmo que foi implementado em ambiente MatlabR2012a, 10 registros de ECG foram analisados individualmente de acordo com as etapas descritas anteriormente. A seção 4.1 mostra como os dados para os testes foram adquiridos.

Na base de dados também é disponibilizado um conjunto de anotações feitas por cardiologista, na qual foram utilizadas para realizar a avaliação prática deste projeto, já que foi possível comparar o resultado nominal com o prático. As amostras

são provenientes de pacientes saudáveis e de pacientes com sintomas de taquicardia e bradicardia.

Esta seção trata dos resultados obtidos a partir da execução do software desenvolvido.

## 5.1 Detecção da Frequência Cardíaca

Na Tabela 1 são mostrados os resultados da detecção da frequência cardíaca dos sinais ECG. A frequência nominal representa os valores retirados das anotações presente na base de dados. Os valores da frequência média, mínima e máxima detectados podem ser vistos abaixo:

Tabela 1: Frequência Cardíaca detectada

<i>SinalECG</i>	FC nominal	FC média	FC mínima	FC máxima
100m	40-89	62	41	87
102m	25-90	52	20	93
113m	48-87	60	47	82
115m	50-84	65	45	85
119m	33-81	57	29	79
121m	23-78	40	15	80
209m	82-171	100	55	174
213m	101-117	102	49	135
230m	40-101	72	38	100
234m	84-147	92	36	141

Comparando os dados, pode-se verificar que os valores simulados estão próximos aos valores nominais, respectivamente. Portanto, até aqui o algoritmo apresenta bons resultados já que o valor da frequência média obtida estão dentro ou próximos da faixa de frequência cardíaca nominal.

## 5.2 Detecção de arritmias cardíacas

A partir do valor da frequência cardíaca média obtida anteriormente, as arritmias mais comuns, como a taquicardia e a bradicardia podem ser detectadas, pois a frequência cardíaca média representa uma média global da frequência cardíaca do sinal analisado.

Quando o valor da frequência média detectada for superior a 90 batimentos por segundo (BPM), então o algoritmo indicará que o paciente possui taquicardia. Caso o valor da frequência média detectada for inferior a 60 BPM, o algoritmo detectará que o paciente possui bradicardia. Se o valor da frequência cardíaca média for menor ou igual a 90bpm e maior ou igual a 60bpm, o algoritmo indicará que o paciente não possui disfunção nos batimentos cardíacos, sendo caracterizado como saudável.

O resultado da análise pode ser visto na Tabela 2.

Tabela 2: Resultado de detecção de arritmias

<i>SinalECG</i>	Estado do paciente	Resultado detectado
100m	Saudável	Saudável
102m	Bradicardia	Bradicardia
113m	Saudável	Saudável
115m	Saudável	Saudável
119m	Bradicardia	Bradicardia
121m	Bradicardia	Bradicardia
209m	Taquicardia	Taquicardia
213m	Taquicardia	Taquicardia
230m	Saudável	Saudável
234m	Taquicardia	Taquicardia

Nessa etapa verificamos que o algoritmo teve total êxito, pois diagnosticou de forma correta todos os testes.

### 5.3 Análise da eficiência na detecção dos Complexos QRS

Os valores dos Complexos QRS teóricos, dos Complexos QRS detectados e a porcentagem de eficiência do algoritmo podem ser vistos na Tabela 3.

É possível notar que o algoritmo efetuou a detecção dos Complexos QRS de forma coerente em relação ao Complexo QRS nominal. Obteve-se uma alta taxa de acertos, a melhor taxa pertence a amostra 113m, onde alcançou uma taxa de 99.6%, enquanto a menor eficiência pertence a amostra 213m, a qual foi de 92.5%.

Tabela 3: Eficiência do algoritmo

<i>SinalECG</i>	Complexo QRS nominal	Compleco QRS detectado	Porcentagem de acertos
100m	1785	1777	99.5%
102m	1498	1459	97.3%
113m	1795	1788	99.6%
115m	1953	1941	99.3%
119m	1672	1655	98.9%
121m	1115	1094	98.1%
209m	3005	2921	97.2%
213m	3251	3010	92.5%
230m	2201	2098	95.3%
234m	2753	2729	99.1%

Para mostrar os resultados de forma interativa uma interface gráfica em ambiente Matlab foi criada. Onde é possível selecionar qual amostra será analisada. Após a escolha, a frequência média e o estado do paciente é dado.

## 6 Conclusão

O objetivo deste projeto foi criar uma solução em software para detectar arritmias cardíacas, utilizando a Transformada Discreta de Wavelet, que foi aplicada à base

de dados de sinais ECG do MIT-BIH com a finalidade de avaliar o desempenho da detecção. A utilização de *wavelet* permitiu o uso do sinal com menos ruído e com os pontos característicos mais evidenciados, possibilitando a detecção dos complexos QRS. Com base no detector do complexo QRS foi implementado o algoritmo detector de arritmias cardíacas, que visa identificar, principalmente, arritmias comuns, tais como a taquicardia e a bradicardia. A frequência cardíaca foi calculada a partir dos intervalos de tempo médio entre cada pico R. A Transformada Discreta de Wavelet mostrou-se ser uma ferramenta satisfatória para a análise de sinais de ECG. O sistema implementado alcançou taxas de acertos acima de 92%, se mostrando eficaz em seu propósito, encontrando os principais pontos de interesse no sinal analisado e detectando os possíveis problemas cardíacos.

## Referências

- [1] Colombo Ely, F. *Análise de sinais de eletrocardiograma através de algoritmo baseado em Transformadas Wavelet*.  
Universidade Federal do Rio Grande do Sul, 2010.
- [2] Willian V. C. Magalhães. *Sistema de análise para eletrocardiograma*.  
Centro Universitário de Brasília, 2012.
- [3] Pergamun, teses abertas. *Análise de Wavelets*.  
Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro (PUC-rio), 2014.  
Acesso em: 10/12/2016.
- [4] Guilherme M. A. da Silva *TEORIA WAVELET NA ANÁLISE DE SINAIS DE ECG COMO FERRAMENTA DE AUXÍLIO NA DETECÇÃO DE ARRITMIAS CARDÍACAS*.  
Universidade Federal de Sergipe.
- [5] Leal, F. S. *ALGORITMO PARA DETECÇÃO DE PICOS DE ONDAS CARACTERÍSTICAS DO ECG*.  
Congresso Brasileiro de Engenharia Biomédica – CBEB, 2014.
- [6] PhysioNET  
*MIT-BIH Database*.  
Link: <http://www.physionet.org/physiobank/database/edb/>  
Acesso em: 19/10/2016.
- [7] Pedro Pinheiro  
*Entenda o seu eletrocardiograma*.  
Link: <http://www.mdsaude.com/2012/07/exame-eletrocardiograma-ecg.html/>  
Acesso em: 11/12/2016.
- [8] Beecardia  
*beecardia-physionbank*.  
Link: <http://www.beecardia.com/physiobank/database//>  
Acesso em: 13/12/2016

- [9] Henrique M. de Oliveira ***DESCONTAMINAÇÃO DE SINAIS DE ELETCARDIOGRAMA UTILIZANDO WAVELETS.***  
Universidade Presbiteriana Mackenzie, 2008.
- [10] Vanisree K ***Automatic Detection of ECG R-R Interval using Discrete Wavelet Transformation.***  
International Journal on Computer Science and Engineering, 2011.
- [11] Willian Alexandre Manzan ***UTILIZAÇÃO DAS TRANSFORMADAS WAVELETES NA EXTRAÇÃO DE CARACTERÍSTICAS E NO RECONHECIMENTO DE PADRÃO EM UM SINAL DE ECG.***  
Universidade Federal de Uberlândia, 2006.
- [12] Carlos André Vaz Junior  
***Desenvolvimento de Interface Gráfica em Ambiente MATLAB .***  
Link: <http://www.eq.ufrj.br/docentes/cavazjunior/livro.html>  
Acesso em: 14/12/2016
- [13] YouTube  
***Uso de interface grafica GUI MatLab.***  
Link: [https://www.youtube.com/watch?v=b6hwsWJKv\\_w](https://www.youtube.com/watch?v=b6hwsWJKv_w)  
Acesso em: 14/12/2016
- [14] Wikipedia  
***Transformada discreta de wavelet.***  
Link: <https://pt.wikipedia.org>  
Acesso em: 14/12/2016