

**UNIVERSIDADE FEDERAL DE SANTA CATARINA  
DEPARTAMENTO DE COMPUTAÇÃO**

Maitê Thomazi Manenti

**DESENVOLVIMENTO DE UM PROTÓTIPO DE  
MONITORAMENTO DO SINAL ELÉTRICO CARDÍACO  
E DIAGNÓSTICO DE FIBRILAÇÃO ATRIAL**

Araranguá

2018



Maitê Thomazi Manenti

**DESENVOLVIMENTO DE UM PROTÓTIPO DE  
MONITORAMENTO DO SINAL ELÉTRICO CARDÍACO  
E DIAGNÓSTICO DE FIBRILAÇÃO ATRIAL**

Trabalho de Conclusão de Curso  
submetido à Universidade Federal  
de Santa Catarina, como parte dos  
requisitos necessários para a obten-  
ção do Grau de Bacharel em Enge-  
nharia de Computação.

Orientador: Prof. Dr. Marcelo  
Zannin da Rosa

Araranguá

2018

Ficha de identificação da obra elaborada pelo autor,  
através do Programa de Geração Automática da Biblioteca Universitária da UFSC.

Manenti, Maitê Thomazi

Desenvolvimento de um protótipo de monitoramento  
do sinal elétrico cardíaco e diagnóstico de fibrilação  
atrial / Maitê Thomazi Manenti ; orientador,  
Marcelo Zannin da Rosa, 2018.

90 p.

Trabalho de Conclusão de Curso (graduação) -  
Universidade Federal de Santa Catarina, Campus  
Araranguá, Graduação em Engenharia de Computação,  
Araranguá, 2018.

Inclui referências.

1. Engenharia de Computação. 2. Fibrilação atrial.  
3. Eletrocardiograma. 4. Algoritmos de detecção. 5.  
Sistema embarcado . I. Zannin da Rosa, Marcelo. II.  
Universidade Federal de Santa Catarina. Graduação em  
Engenharia de Computação. III. Título.

Maitê Thomazi Manenti

**DESENVOLVIMENTO DE UM PROTÓTIPO DE  
MONITORAMENTO DO SINAL ELÉTRICO CARDÍACO  
E DIAGNÓSTICO DE FIBRILAÇÃO ATRIAL**

Este Trabalho de Conclusão de Curso foi julgado aprovado para a obtenção do Título de “Bacharel em Engenharia de Computação” e aprovado em sua forma final pela Universidade Federal de Santa Catarina.

Araranguá, 19 de outubro 2018.



---

Prof. Dra. Eliane Pozzebon  
Coordenadora

**Banca Examinadora:**

*Marcelo Zaunin da Rosa*

---

Prof. Dr. Marcelo Zaunin da Rosa  
Orientador

*[Handwritten signature]*

---

Prof. Dra. Daiana Cristine Bundchen  
Universidade Federal de Santa Catarina

*[Handwritten signature]*

---

Prof. M<sup>a</sup>. Tatiana Nilson Dos Santos  
Universidade Federal de Santa Catarina



Dedico este trabalho aos meus pais, professores, amigos e colegas, e agradeço a Deus que iluminou o meu caminho durante esta longa caminhada.





## AGRADECIMENTOS

Agradeço, primeiramente, a Deus que permitiu que tudo isso acontecesse, ao longo de minha vida, e não somente nestes como universitária, mas em todos os momentos.

Agradeço aos meus pais, Antenor e Zenaide Manenti, e a minha irmã, Chaiane Manenti que me apoiaram em todas as minhas decisões durante este percurso. Ao Pedro Henrique Rosso pela paciência e auxílio neste e em muitos outros trabalhos.

Agradeço a todos os professores durante a graduação, em especial as professoras Luciana Bolan Frigo e Eliane Pozzebon por me darem a oportunidade de participar do laboratório LabTeC. Ao meu orientador, Marcelo Zannin da Rosa pela paciência, dedicação e auxílio durante o desenvolvimento deste trabalho.

Agradeço ao cardiologista Jamil Mattar Valente Filho, que teve participação na ideia e na fundamentação deste trabalho.

A todas as meninas do curso de Engenharia de Computação, que sempre unidas conseguimos bons resultados e as levarei sempre comigo.

E, finalmente, agradeço aos demais amigos e colegas que me motivaram e auxiliaram durante o curso de Engenharia de Computação.



*"N3o existe um caminho para a felicidade.  
A felicidade 6 o caminho."  
(Thich Nhat Hanh)*



## RESUMO

A fibrilação atrial (FA) é um tipo de arritmia cardíaca que pode, a partir de um bombeamento irregular, provocar coágulos nas câmaras atriais. Esses coágulos podem se desprender, entrar na circulação sanguínea e atingir qualquer parte do corpo, como o cérebro, acarretando em um possível Acidente Vascular Cerebral (AVC). Estima-se que 1 em cada 6 AVCs ocorram em pacientes com fibrilação atrial. Além disso, esta arritmia pode ser assintomática. Este trabalho apresenta um protótipo de detecção de FA utilizando um dispositivo de aquisição do Eletrocardiograma (ECG), algoritmo de processamento do sinal ECG, assim como algoritmo para detecção de FA. Tudo isso, utilizando um método de comunicação sem fio. O protótipo foi dividido em modo *online* e modo *offline*. No modo *online*, o sinal ECG é captado pelo dispositivo de aquisição do sinal e enviado via Wi-Fi através de uma placa de desenvolvimento WeMos D1, que possui o módulo ESP8266, para o servidor. Na página *web* o usuário pode acessar em tempo real o seu exame ECG e também obter um possível diagnóstico, caso apresente FA. O sinal ECG foi avaliado por um cardiologista, que considerou a medição válida e adequada para realizar o diagnóstico de FA. Os resultados dos testes foram obtidos no modo *offline* por intermédio do PhysioNet, que oferece acesso gratuito via *web* a grandes coleções de sinais fisiológicos. Este trabalho obteve resultados de 95,45% e 83,33% em sensibilidade e especificidade, respectivamente.

**Palavras-chave:** Fibrilação Atrial. ECG. Protótipo de detecção FA. Dispositivo de aquisição do ECG. PhysioNet. Comunicação sem Fio.



## ABSTRACT

Atrial fibrillation (AF) is a type of cardiac arrhythmia that can cause clots in the walls of the atriums, from irregular pumping. These clots can break down, getting in the bloodstream and reach some part of the body, such as the brain, causing in a possible Stroke. It is estimated that 1 in every 6 strokes occur in patients with atrial fibrillation. In addition, this arrhythmia may be asymptomatic. This work presents a prototype of AF detection using an electrocardiogram (ECG) acquisition device, ECG signal processing algorithm, as well as, an detecting algorithm of AF. All this, using wireless communication method. The prototype was divided in online mode and offline mode. In the online mode, the ECG signal is picked up by the acquisition signal and sent it through Wi-Fi communication to WeMos D1 development board, which has the ESP8266 module, to the server. In the web page the user can access in real time his ECG exam and also obtain a possible diagnosis if he has AF. The ECG signal was submitted to a cardiologist, who considered a valid and adequated mesurment to perform the diagnostics of AF. The results of the tests were obtained in the offline mode through the PhysioNet, which offers free web access to large collections of physiological signals. This study results of 95.45% and 83.33% in sensitivity and specificity, respectively.

**Keywords:** Atrial fibrillation. ECG. Prototype FA detection. ECG acquisition device. PhysioNet. Wireless Communication.





## LISTA DE FIGURAS

|           |  |    |
|-----------|--|----|
| Figura 1  | Ilustração de um coração. ....   | 27 |
| Figura 2  | Fluxo sanguíneo. ....  | 29 |
| Figura 3  | Complexo estimulante do coração. ....  | 30 |
| Figura 4  | ECG normal com um batimento cardíaco. ....                                   | 31 |
| Figura 5  | Comparação entre ritmo sinusal e fibrilação atrial. ...                      | 33 |
| Figura 6  | Sensibilidade e Especificidade. ....   | 36 |
| Figura 7  | Diagrama dos passos do algoritmo de Asgari, Mehrnia e Moussavi (2015). ....  | 39 |
| Figura 8  | Dois métodos no trabalho de Andersen, Poulsen e Puthusserypady (2017). ....  | 41 |
| Figura 9  | Gráfico de dispersão intervalo RR do NSR (a) e FA (b). ....                  | 44 |
| Figura 10 | Dispositivo eletrônico de monitoração cardíaca. ....                         | 52 |
| Figura 11 | Diagrama de bloco funcional AD8232. ....                                     | 53 |
| Figura 12 | Esquemático elétrico da placa cardíaca. ....                                 | 53 |
| Figura 13 | Derivações DI, DII, DIII. ....   | 54 |
| Figura 14 | Aplicação dos filtros de testes. ....  | 57 |
| Figura 15 | Página inicial da aplicação. ....  | 61 |
| Figura 16 | Fluxo de desenvolvimento do modo <i>online</i> . ....                        | 61 |
| Figura 17 | Dispositivo de monitoramento com os eletrodos. ....                          | 62 |
| Figura 18 | Sinal cardíaco proveniente do dispositivo pela IDE Arduino. ....             | 63 |
| Figura 19 | Sinal cardíaco proveniente do dispositivo via Wi-Fi. .                       | 64 |
| Figura 20 | Resultado do modo <i>online</i> . ....                                       | 66 |
| Figura 21 | Amostra do sinal de uma iteração. ....                                       | 67 |
| Figura 22 | <i>Zoom</i> na amostra do sinal de uma iteração. ....                        | 68 |
| Figura 23 | Fluxo de desenvolvimento do modo <i>offline</i> . ....                       | 68 |
| Figura 24 | Inserção de um arquivo contendo amostras de sinais elétricos cardíacos. .... | 69 |
| Figura 25 | Inserção da frequência de amostragem do sinal. ....                          | 69 |
| Figura 26 | Resultado da Etapa 5. ....   | 70 |
| Figura 27 | Resultado da Etapa 5 com <i>zoom</i> . ....                                  | 70 |
| Figura 28 | Protótipo do trabalho. ....  | 72 |

|           |   |    |
|-----------|---|----|
| Figura 29 | Página inicial com o sinal ECG.....                               | 73 |
| Figura 30 | Medições anteriores com as iterações.....                         | 73 |
| Figura 31 | Medições anteriores mostrando o ECG de uma iteração.....          | 73 |
| Figura 32 | Medições anteriores mostrando o ECG de uma iteração com zoom..... | 74 |

## LISTA DE TABELAS

|          |  |    |
|----------|--|----|
| Tabela 1 | Algoritmos de detecção de FA. ....                           | 37 |
| Tabela 2 | Algoritmos de detecção de complexo QRS. ....                 | 46 |
| Tabela 3 | Tipos de filtros para sinais de ECG. ....                    | 56 |
| Tabela 4 | Testes com 2 algoritmos de detecção de FA. ....              | 58 |
| Tabela 5 | Resultados do modo <i>offline</i> com registros de FA. ....  | 76 |
| Tabela 6 | Resultados do modo <i>offline</i> com registros normais. ... | 77 |
| Tabela 7 | Resultados de sensibilidade e especificidade. ....           | 77 |



## LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

|       |   |
|-------|---|
| AFDB  | <i>Atrial Fibrillation Database</i>                       |
| AFTDB | <i>Atrial Fibrillation Termination Challenge Database</i> |
| AV    | Atrioventricular  |
| AVC   | Acidente Vascular Cerebral                                |
| ECG   | Eletrocardiograma   |
| FA    | Fibrilação Atrial   |
| HTTP  | <i>Hypertext Transfer Protocol</i>                        |
| LVQ   | <i>Learning Vector Quantization</i>                       |
| NSRDB | <i>Normal Sinus Rhythm Database</i>                       |
| PCA   | Análise de Componentes Principais                         |
| SVG   | <i>Scalable Vector Graphics</i>                           |
| URL   | <i>Uniform Resource Locato</i>                            |



## SUMÁRIO

|          |   |    |
|----------|---|----|
| <b>1</b> | <b>INTRODUÇÃO</b> .....                       | 21 |
| 1.1      | PROBLEMÁTICA .....                            | 22 |
| 1.2      | OBJETIVOS .....                               | 23 |
| 1.2.1    | Geral .....                                   | 23 |
| 1.2.2    | Específicos .....                             | 23 |
| 1.3      | JUSTIFICATIVA E MOTIVAÇÃO .....               | 24 |
| 1.4      | PROCEDIMENTOS METODOLÓGICOS .....             | 24 |
| 1.5      | ORGANIZAÇÃO DO TRABALHO .....                 | 25 |
| <b>2</b> | <b>CONCEITOS BÁSICOS</b> .....                | 27 |
| 2.1      | CORAÇÃO .....                                 | 27 |
| 2.2      | ELETROCARDIOGRAMA .....                       | 30 |
| 2.3      | FIBRILAÇÃO ATRIAL .....                       | 32 |
| <b>3</b> | <b>ALGORITMOS DE DETECÇÃO</b> .....           | 35 |
| 3.1      | INTRODUÇÃO .....                              | 35 |
| 3.2      | DETECÇÃO DE FIBRILAÇÃO ATRIAL .....           | 36 |
| 3.3      | DETECÇÃO DO COMPLEXO QRS .....                | 45 |
| <b>4</b> | <b>MATERIAIS E MÉTODOS</b> .....              | 51 |
| 4.1      | BASE DE DADOS .....                           | 51 |
| 4.2      | AQUISIÇÃO DO SINAL .....                      | 51 |
| 4.3      | ELETRODOS .....                               | 54 |
| 4.4      | MÉTODO DE COMUNICAÇÃO .....                   | 55 |
| 4.5      | PROCESSAMENTO DO SINAL .....                  | 55 |
| 4.6      | ALGORITMOS DE DETECÇÃO .....                  | 57 |
| 4.7      | IMPLEMENTAÇÃO .....                           | 59 |
| <b>5</b> | <b>DESENVOLVIMENTO DO PROTÓTIPO</b> .....     | 61 |
| 5.1      | INTRODUÇÃO .....                              | 61 |
| 5.2      | MODO <i>ONLINE</i> .....                      | 61 |
| 5.2.1    | Etapa 1 - Aquisição do sinal .....            | 62 |
| 5.2.2    | Etapa 2 - Enviar o sinal .....                | 62 |
| 5.2.3    | Etapa 3 - Mostrar o sinal na página .....     | 63 |
| 5.2.4    | Etapa 4 - Processamento do sinal .....        | 65 |
| 5.2.5    | Etapa 5 - Detecção da FA .....                | 66 |
| 5.2.6    | Etapa 6 - Histórico das medições .....        | 66 |
| 5.3      | MODO <i>OFFLINE</i> .....                     | 68 |
| 5.3.1    | Etapa 1 - Inserir o arquivo com o sinal ..... | 68 |
| 5.3.2    | Etapa 2 - Inserir a frequência do sinal ..... | 68 |
| 5.3.3    | Etapa 3 - Processamento do sinal .....        | 69 |

|       |  |    |
|-------|--|----|
| 5.3.4 | Etapa 4 - Detecção da FA .....             | 69 |
| 5.3.5 | Etapa 5 - Histórico das medições .....     | 70 |
| 6     | <b>AVALIAÇÃO DO SISTEMA PROPOSTO .....</b> | 71 |
| 6.1   | RESULTADOS DO MODO <i>ONLINE</i> .....     | 71 |
| 6.2   | RESULTADOS DO MODO <i>OFFLINE</i> .....    | 75 |
| 7     | <b>CONSIDERAÇÕES FINAIS .....</b>          | 79 |
| 7.1   | TRABALHOS FUTUROS .....                    | 80 |
|       | <b>REFERÊNCIAS .....</b>                   | 81 |



## 1 INTRODUÇÃO

A Fibrilação Atrial (FA) é a arritmia cardíaca sustentada mais frequente e comum em adultos. Seu predomínio aumenta com a idade e frequentemente está associada a doenças estruturais cardíacas, trazendo prejuízos hemodinâmicos e complicações tromboembólicas. Existem estimativas de que a FA seja responsável por 33% de todas as internações por arritmias. O envelhecimento populacional permitiu o aumento da prevalência de cardiopatias crônicas na população, aumentando expressivamente o número de internações hospitalares por FA nos últimos 20 anos. Estima-se que nos EUA existam 2,2 milhões de pacientes com FA e na Europa essa arritmia atinja 4,5 milhões de pessoas, tornando-se de grande importância no custo de saúde pública (MOREIRA et al., 2016).

Calcula-se que no Brasil existam em torno de 1,5 milhões de pacientes com FA, portanto estima-se que a prevalência de FA na população geral será entre 0,4% e 1%, aumentando consideravelmente com a idade (HEINISCH et al., 2013).

A média de idade dos pacientes com FA é de 75 anos sendo que 70% da população com FA está na faixa etária dos 65 aos 85 anos (ZIMERMAN et al., 2009). Tendo em vista este cenário, um dos maiores problemas desencadeados pela FA é a sua associação com o aumento do risco de Acidente Vascular Cerebral (AVC), pois estudos epidemiológicos demonstram clara associação entre FA e risco de AVCs, isquêmico ou hemorrágico, e mortalidade (MAGALHÃES et al., 2016). A taxa de mortalidade é o dobro em relação aos pacientes com ritmo sinusal normal, e está relacionada com a severidade da cardiopatia. Cerca de 20 a 30% dos AVCs são de origem cardioembólica, sendo a FA a principal causa cardiogênica. A FA aumenta em cinco a oito vezes o risco de AVC e poucas situações na medicina são tão relevantes quanto à detecção de um fator de risco. A FA é um fator de risco extremamente importante para o AVC e deve ser devidamente abordada (GAGLIARDI, 2014).

Apesar de ser reconhecido o efeito da FA na vida dos pacientes, poucos serviços de saúde utilizam de maneira regularizada algum tipo de avaliação no seguimento dos pacientes. Avaliar a qualidade de vida por meio de instrumentos específicos, validados cientificamente, pode contribuir na caracterização objetiva desse fenômeno (MOREIRA et al., 2016).

O monitoramento médico sem fio representa uma prática que envolve monitorar remotamente os pacientes, mesmos que estes não

estejam no mesmo lugar que os profissionais da saúde. Assim este trabalho propõe um sistema para monitoração cardíaca pois através Eletrocardiograma (ECG) será permitido um pré-diagnóstico da FA. É de fundamental importância que um médico deverá ser consultado em casos de suspeita de arritmia.

## 1.1 PROBLEMÁTICA

Nos últimos anos, a FA transformou-se em um sério problema de saúde pública, com grande consumo de recursos em saúde. Nos Estados Unidos, estima-se que sua prevalência será de 15,9 milhões em 2050, com metade desses pacientes apresentando idade superior a 80 anos. Dessa forma, é crucial uma visão epidemiológica e social clara do impacto desta arritmia, com o objetivo de uso adequado de recursos em saúde e planejamento estratégico de políticas em saúde (MAGALHÃES et al., 2016).

Como se pode observar, a FA está diretamente relacionada ao envelhecimento da população e ao aparecimento de cardiopatias que também se tornam mais frequentes em populações mais idosas. Dessa forma, a FA tende a ser cada dia mais incidente e prevalente nas populações modernas tornando-se um grande desafio à cardiologia, esperando-se um crescimento dessa arritmia para as próximas décadas.

Além disso, com relação aos sintomas ocorridos durante a FA, ao longo do tempo, o que se observa é que as palpitações, sintomas comuns em arritmias, podem desaparecer, de tal forma que pacientes em que a arritmia tornou-se permanente podem tornar-se assintomáticos (HEINISCH et al., 2013). Devido a isso, um monitoração constante para detecção da doença é imprescindível. Para pacientes com suspeita de FA, utilizam-se aparelhos para gravações contínuas por 24h a 48h. Os aparelhos destinados a estas gravações irregulares, denominados monitores de eventos, incorporam o uso de uma memória que permite o armazenamento do sinal ECG.

Gravações por monitorização ambulatorial ou por dispositivo implantável revelam que algumas pessoas podem apresentar tanto episódios sintomáticos quanto assintomáticos de FA (ZIMERMAN et al., 2009). Como recorrências tardias e assintomáticas da FA podem acontecer, principalmente após a ablação é necessário monitorar o paciente por períodos prolongados, para assegurar o controle da arritmia (MAGALHÃES et al., 2016).

Dessa forma, em pacientes com sintomas esporádicos, o uso do

gravador de eventos pode ser o mais adequado, especialmente para a avaliação de pré-síncope; síncope e palpitações aleatórias. A utilização do Holter digital de 24 horas, na prática clínica, tem como objetivo caracterizar e diagnosticar ocorrências de comportamento elétrico anormal do coração durante atividades diárias. Assim, sua utilização é voltada principalmente, mas não exclusivamente, para arritmias cardíacas, sintomáticas ou não (FILHO et al., 2013). Uma limitação importante no Holter é a sua permanência por apenas 24 horas com o paciente, a chance da ocorrência de sintomas durante a monitorização é menor que a do sistema de monitorização de eventos, que permanece vários dias com o paciente.

## 1.2 OBJETIVOS

Esta seção apresenta o objetivo geral e os objetivos específicos do trabalho.

### 1.2.1 Geral

Desenvolver um sistema, de baixo custo, de monitoramento do sinal elétrico cardíaco para diagnóstico da fibrilação atrial.

### 1.2.2 Específicos

- Realizar o levantamento e análise dos algoritmos existentes para detecção da FA.
- Desenvolver um sistema que utilize sensores de eletrocardiografia de baixo custo e portáteis.
- Elaborar e desenvolver uma aplicação móvel para o monitoramento do ECG, e conseqüentemente o diagnóstico da FA.
- Aprimorar o sistema visando obter uma taxa de informações próxima a de projetos do estado da arte.
- Elaborar um cenário que permita a avaliação do sistema proposto.
- Avaliar e discutir os resultados obtidos a partir do sistema proposto.

### 1.3 JUSTIFICATIVA E MOTIVAÇÃO

A FA pode ser assintomática sendo cada vez mais comum em idades avançadas e implicando em muitos AVCs. A identificação precoce da FA pode diminuir a morbidade e mortalidade. Portanto, este trabalho trará como contribuição a tentativa de melhora do diagnóstico remoto de FA, além da utilização de dispositivo de aquisição do sinal ECG de baixo custo para uma solução de tecnologia assistida. Esta abordagem poderia ser considerada para triagem de FA na prática rotineira, particularmente nos pacientes de maior risco.

### 1.4 PROCEDIMENTOS METODOLÓGICOS

A metodologia de desenvolvimento deste trabalho é dividida em algumas etapas, das quais, a ordem cronológica e os detalhes são apresentados na sequência.

- Etapa 1: Análise e definição do escopo do trabalho.
- Etapa 2: Levantamento bibliográfico sobre FA e os algoritmos de detecção de FA, assim com possibilidade de implementação destes algoritmos.
- Etapa 3: Implementação dos algoritmos no MATLAB, utilizando como entrada o banco de dados de ECGs. Com isso, foi possível analisar a viabilidade deste trabalho.
- Etapa 4: O estudo sobre os dispositivos, do tipo hardware, vendidos comercialmente para a aquisição do sinal ECG.
- Etapa 5: Desenvolvimento de um protótipo funcional que integre as Etapas 3 e 4, ou seja, que utilize os sinais provenientes do dispositivos como entrada no desenvolvimento dos algoritmos da Etapa 3.
- Etapa 6: Implementação dos algoritmos de todo o trabalho na linguagem de programação JavaScript. Contudo, com relação aos algoritmos de detecção, há a comparação entre os códigos em JavaScript e MATLAB, verificando ambas as saídas.
- Etapa 7: Criação do protótipo, utilizando o dispositivo de aquisição, o módulo Wi-Fi e os códigos da Etapa 6.
- Etapa 8: Criação de um cenário de teste para avaliar o protótipo.
- Etapa 9: Avaliação e discussão dos resultados obtidos na Etapa 8.
- Etapa 10: Escrita do Trabalho de Conclusão de Curso.

## 1.5 ORGANIZAÇÃO DO TRABALHO

Este trabalho é fragmentado em sete capítulos. O **Capítulo 1** apresenta uma introdução, problemática do trabalho, os objetivos gerais e específicos, justificativa e procedimentos metodológicos.

O **Capítulo 2** trata sobre os conceitos essenciais para uma compreensão completa deste trabalho, no qual é realizada uma explicações sobre os temas envolvendo a área da saúde, tais como o funcionamento do coração e de um Eletrocardiograma (ECG), assim como a arritmia mais comum entre os humanos.

O **Capítulo 3** apresenta uma pesquisa sobre o estudo da arte considerando os algoritmos de detecção de FA mais citados, assim considerando os algoritmos de detecção do complexo QRS (picos R) no sinal ECG.

O **Capítulo 4** tem por objetivo detalhar os materiais utilizados para a realização deste trabalho.

O **Capítulo 5** apresenta todo o desenvolvimento juntamente com a aplicação de todos os materiais.

O **Capítulo 6** contém alguns cenários para demonstração dos resultados obtidos.

O **Capítulo 7** inclui as considerações finais e os trabalhos futuros.



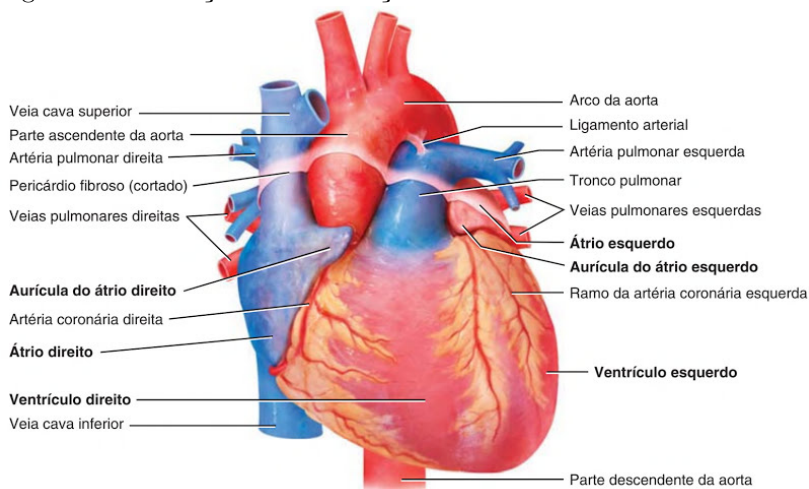
## 2 CONCEITOS BÁSICOS

Este capítulo tem como intuito fornecer uma ideia geral do funcionamento do coração, a visualização do seu funcionamento elétrico em um eletrocardiograma (ECG). Assim será possível compreender sobre a arritmia fibrilação atrial.

### 2.1 CORAÇÃO

O coração está localizado entre os dois pulmões, na cavidade torácica, com aproximadamente dois terços de sua massa situando-se à esquerda da linha mediana do corpo (TORTORA; DERRICKSON, 2016).

Figura 1 – Ilustração de um coração.



Fonte: Tortora e Derrickson (2016)

O coração contém quatro câmaras, as duas câmaras superiores são átrios e as duas inferiores são ventrículos, como demonstra na Figura 1 e posteriormente na Figura 2. O ventrículo direito bombeia sangue para a circulação pulmonar e o ventrículo esquerdo bombeia sangue para a circulação sistêmica. Os átrios necessitam apenas de tecido muscular cardíaco suficiente para entregar o sangue aos ventrículos.

O átrio direito recebe sangue venoso (pobre em oxigênio), por meio de vasos sanguíneos que retornam o sangue ao coração. Em seguida, o átrio direito entrega o sangue venoso ao ventrículo direito, que bombeia para o tronco pulmonar. Nos pulmões o sangue venoso descarrega dióxido de carbono ( $\text{CO}_2$ ) e capta oxigênio ( $\text{O}_2$ ). Esse sangue oxigenado entra no átrio esquerdo por meio de quatro veias pulmonares. Em seguida, o sangue entra no ventrículo esquerdo, que o bombeia para a parte ascendente da aorta. O sangue com  $\text{O}_2$  é transportado para circulação sistêmica (TORTORA; DERRICKSON, 2016).

À medida que cada câmara cardíaca se contrai, um volume sanguíneo é ejetado dos átrios para os ventrículos ou dos ventrículos para as artérias. Para impedir o refluxo do sangue, o coração possui quatro valvas. Essas valvas se abrem e fecham em respostas às mudanças de pressão quando o coração se contrai e relaxa (OLIVEIRA, 2015).

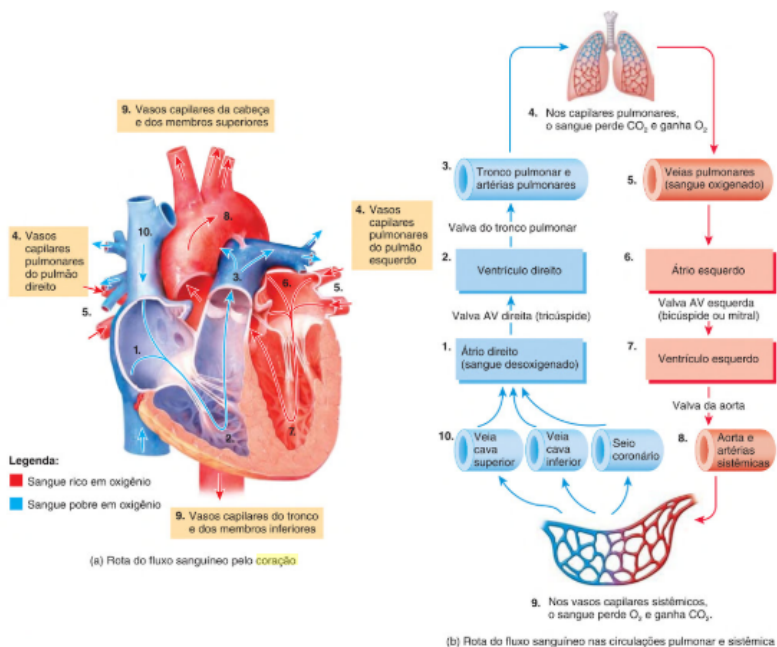
O sangue flui pelo coração a partir de áreas de alta pressão sanguínea para áreas de baixa pressão sanguínea. À medida que as paredes dos átrios se contraem, a pressão do sangue em seu interior aumenta. Esse aumento na pressão sanguínea força as valvas AV (atrioventriculares) a se abrirem, permitindo que o sangue atrial flua através das valvas AV para dentro dos ventrículos. Depois que os átrios finalizam a contração, as paredes dos ventrículos se contraem, aumentando a pressão sanguínea ventricular e impulsionando o sangue pelas válvulas semilunares para dentro do tronco pulmonar e da aorta. Ao mesmo tempo, o formato das valvas AV propicia que sejam impulsionadas a se fechar, impedindo o refluxo do sangue ventricular para o átrio. A Figura 2 demonstra o fluxo sanguíneo pelo coração.

Para que a corrente elétrica possa se propagar é preciso que as células do miocárdio estejam carregadas positivamente e negativamente, bem como é necessária a existência de uma carga inicial denominada de potenciais de ação, resultante "da diferença entre as concentrações de íons nos dois lados da membrana celular" (GONÇALVES, 1995). Tortora e Derrickson (2016) citam que essas células têm duas funções importantes: agem como um marcapasso natural, estabelecendo o ritmo para todo o coração, e forma o complexo estimulante do coração, a rota para os potenciais de ação por todo o músculo cardíaco. O complexo estimulante do coração assegura que as câmaras do coração sejam estimuladas a se contraírem de forma coordenada, o que faz do coração uma bomba eficiente. Os potenciais de ação cardíacos passam pelos seguintes componentes do complexo estimulante do coração, observados na Figura 3.

Normalmente, a excitação cardíaca começa no nó sinoatrial (SA),



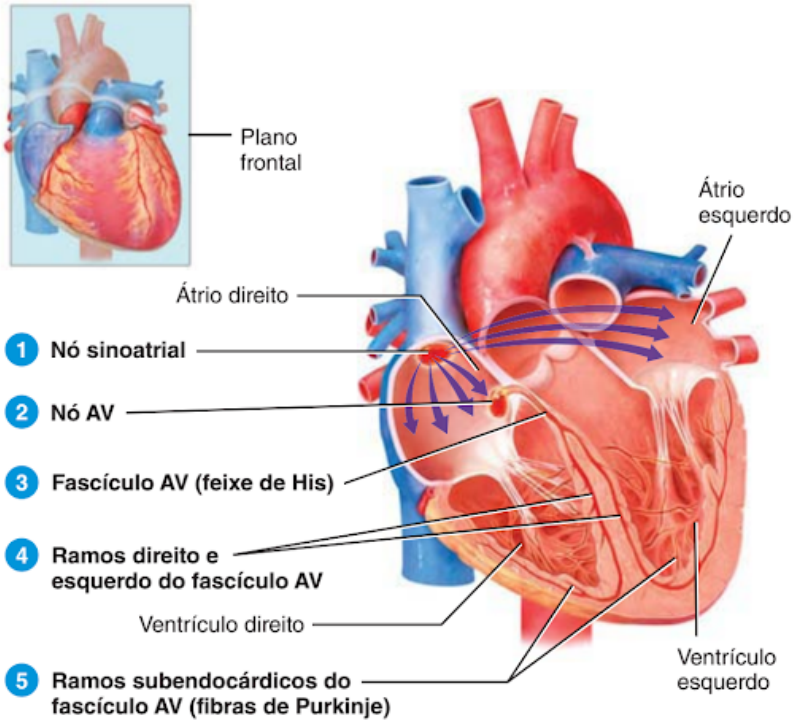
Figura 2 – Fluxo sanguíneo.



Fonte: Tortora e Derrickson (2016)

localizado na parede do átrio direito, que é o marcapasso natural do coração, iniciando os potenciais de ação cardíaco, geralmente de 60 a 100 vezes por minuto, que provocam a contração das câmaras do coração. Propagando-se ao longo das fibras musculares atriais, o potencial de ação também atinge o nó atrioventricular (AV), localizado no septo interatrial. No nó AV o potencial de ação desacelera significativamente, proporcionando tempo para os átrios esvaziarem seu sangue no interior dos ventrículos (TORTORA; DERRICKSON, 2016).

Figura 3 – Complexo estimulante do coração.



Fonte: Tortora e Derrickson (2016)

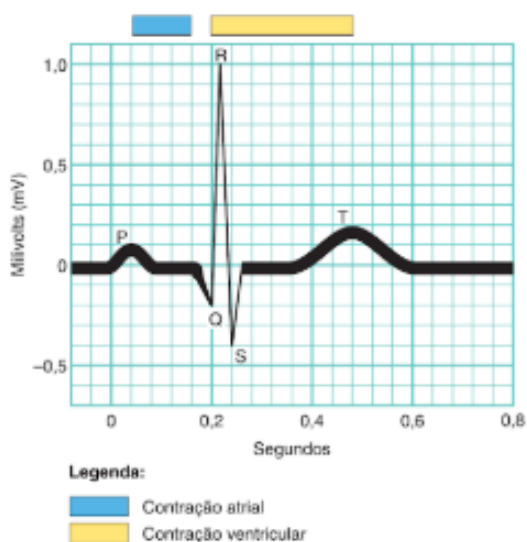
## 2.2 ELETROCARDIOGRAMA

A condução de potenciais de ação pelo coração gera correntes elétricas que são captadas por eletrodos posicionados na pele. Um registro das mudanças elétricas que acompanham os batimentos cardíacos é chamado de eletrocardiograma (ECG).

Três ondas reconhecíveis acompanham cada batimento cardíaco. A primeira, chamada de onda P, que representa a despolarização atrial, a fase despolarizante do potencial de ação cardíaco quando se propaga do nó SA em ambos os átrios. A depolarização provoca a contração. Portanto, uma fração de segundo após o início da onda P, os átrios se contraem. Sua amplitude deve ser aproximadamente de 2,5 mm e sua duração no máximo 0,10 segundos (OLIVEIRA, 2015). Em seguida,

ocorre o complexo QRS, conhecido como pico R. Representa o início da despolarização ventricular, quando o potencial de ação cardíaco se propaga pelos ventrículos. Logo após o início do complexo QRS, os ventrículos começam a se contrair, onde a duração normal deve estar entre 0,06 e 0,12 segundos. A terceira onda, onda T, indica a repolarização ventricular e ocorre logo antes do início do relaxamento dos ventrículos.

Figura 4 – ECG normal com um batimento cardíaco.



Fonte: Tortora e Derrickson (2016)

Um único ciclo cardíaco inclui todos os eventos associados a um batimento cardíaco. Em um ciclo cardíaco normal, os dois átrios se contraem enquanto os dois ventrículos relaxam; a seguir, enquanto os dois ventrículos se contraem, os dois átrios relaxam (TORTORA; DERRICKSON, 2016). Esse movimento de bombear o sangue, pode ser dividido em dois momentos principais: o primeiro, quando os ventrículos se contraem e ejetam o sangue, é denominado de sístole, e o segundo, quando este relaxamento volta ao estado de repouso se enchendo novamente, é conhecido como diástole (OLIVEIRA, 2015).

## 2.3 FIBRILAÇÃO ATRIAL

A FA é uma arritmia supraventricular em que ocorre uma completa desorganização na atividade elétrica atrial, fazendo com que os átrios percam sua capacidade de contração, não gerando sístole atrial. Essa desorganização elétrica é tamanha que inibe o nó SA enquanto a FA persistir. Ao ECG, é perceptível a ausência de despolarização atrial havendo a substituição das ondas P, características do ritmo sinusal, por um tremor na linha de base do ECG, que varia em sua forma e amplitude.

Normalmente, durante o episódio de FA, o nó AV é bombardeado por uma grande quantidade de estímulos elétricos que tentam passar aos ventrículos. Como uma característica elétrica importante do nó AV é proteger os ventrículos de frequências atriais muito elevadas, apenas uma determinada quantidade de estímulos elétricos, que normalmente não são capazes de comprometer importante a função ventricular, atingirão os ventrículos. Durante a FA, esse controle da frequência cardíaca ventricular se faz de forma irregular, devido ao não aparecimento de um ciclo que determine a chegada regular de estímulos ao nó AV. Portanto, é a irregularidade da passagem dos estímulos, através do nó AV, que imprime ao ECG a irregularidade peculiar do ciclo de RR na FA (ZIMERMAN et al., 2009).

O episódio de FA, no ECG, é caracterizado principalmente por dois aspectos: quanto à atividade atrial, observa-se a ausência das ondas P e uma alta variabilidade dos intervalos RR, que é a distância entre dois pontos de máximo de ondas R consecutivas (BRAMBILA, 2008).

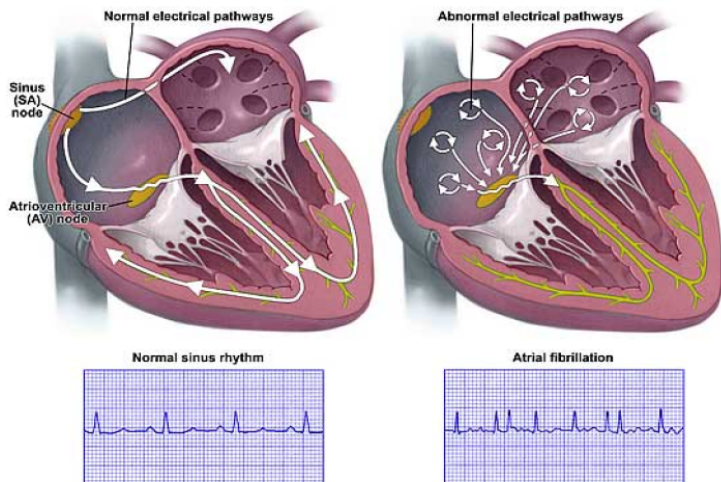
A classificação mais utilizada na prática clínica refere-se à forma de apresentação da FA. A fibrilação paroxística é aquela que é revertida naturalmente ou com intervenção médica em até 7 dias de seu início. Episódios com duração superior a 7 dias são caracterizados como FA persistente. Por fim, o termo de FA permanente é utilizado nos casos em que as tentativas de reversão ao ritmo sinusal não serão mais instituídas (MAGALHÃES et al., 2016).

Como sintomas, a FA pode causar sensação de palpitações, apresentar consequências hemodinâmicas diversas, provocar fenômenos tromboembólicos variados ou cursar com períodos assintomáticos de duração desconhecida. Gravações por monitorização ambulatorial ou por dispositivo implantável revelam que algumas pessoas podem apresentar tanto episódios sintomáticos quanto assintomáticos de FA. Com o tempo, as palpitações podem desaparecer, tipicamente naqueles pacientes nos quais a FA se tornou permanente. Isso ocorre com mais frequência

no paciente idoso. Pacientes com FA paroxística costumam ser mais sintomáticos, principalmente nos eventos mais prolongados. Quando presentes, os sintomas de FA variam com a irregularidade do ritmo sinusal e a frequência ventricular, o estado funcional do miocárdio, a duração do episódio de FA, além de fatores individuais (ZIMERMAN et al., 2009).

A FA é considerada a condição clínica isolada de maior risco relativo para a ocorrência de acidente vascular cerebral (AVC). Comparada a outros fatores, foi demonstrado que a ocorrência de AVC aumenta quase 5 vezes na presença de FA. A combinação desses fatores, assim como o avanço da idade, torna esses riscos ainda maiores. Na faixa etária de 50 a 59 anos, é de 1,5% ao ano; na faixa de 80 a 89 anos, é de 23,5%. Foram considerados fatores de risco preditores de AVC: FA, idade, história de hipertensão arterial, diabetes e evento tromboembólico prévio. Pacientes com menos de 65 anos e sem esses fatores apresentam incidência de AVC de apenas 1%/ano (FILHO et al., 2003).

Figura 5 – Comparação entre ritmo sinusal e fibrilação atrial.



Fonte: Extraído de Brambila (2008)

O diagnóstico da FA requer confirmação pelo registro de ECG. Em pacientes com marcapasso ou desfibriladores implantados, as funções diagnósticas e de memória permitem detecção automática e eficaz da FA. Uma radiografia de tórax é importante para a detecção de doença pulmonar além de avaliar a vascularização dos pulmões (ZIMER-

MAN et al., 2009). A Figura 5 demonstra a diferença de um sinal normal para um sinal com FA.

### 3 ALGORITMOS DE DETECÇÃO

#### 3.1 INTRODUÇÃO

Neste capítulo, serão apresentados alguns algoritmos de detecção dos picos R no ECG e algoritmos de detecção de FA.

É possível observar no exame de ECG as características de um sinal que apresenta a FA de duas formas: a ausência de despolarização atrial organizada reflete-se com a substituição das ondas P, por um tremor de alta frequência da linha de base do ECG e a irregularidade da passagem dos estímulo elétricos, através do nódulo atrioventricular, que imprime ao ECG a irregularidade peculiar do ciclo de RR (ZIMERMAN et al., 2009).

Portanto, alguns autores utilizam técnicas para detectar FA com base no intervalo RR, que é dado pela diferença temporal entre os picos da onda R ou pela ausência da onda P no ECG. Os métodos que serão apontados nesse capítulo são baseados na irregularidade dos picos R, devido sua fácil identificação. A detecção, em tempo real, da onda P no ECG constitui um desafio, devido à baixa amplitude relativa desta onda, à baixa relação sinal-ruído, e aos complexos QRS ou ondas T adjacentes (ZURRO; STELLE; NADAL, 1997).

Pesquisas clínicas frequentemente investigam a relação estatística entre sintomas (ou resultados de testes) e a presença de doenças. Quando informações significativas são encontradas, é útil expressar os dados de maneira clinicamente relevante. Portanto, Sensibilidade e Especificidade são usadas para medir a precisão do modelo e verificar se o classificador adquire a ação do sistema esperado a partir dos dados (GAO et al., 2005)

Sensibilidade é definida como a probabilidade de que um sintoma esteja presente, dado que a pessoa tem a doença. A especificidade é definida como a probabilidade de que uma condição não esteja presente, dado que a pessoa não possui a doença (GAO et al., 2005). Resumidamente, sensibilidade é a probabilidade de um teste dar positivo na presença da doença e especificidade é probabilidade de um teste dar negativo na ausência da doença.

A Figura 6 exhibe como é realizado o cálculo de sensibilidade e especificidade, características utilizadas neste trabalho, por meio das Equações 1 e 2. Em "Doença" o símbolo + significa que é um sinal que apresenta episódios de FA, em contrapartida o símbolo - significa que não há episódios de FA. Em "Teste" o símbolo + consiste em sinais que

Figura 6 – Sensibilidade e Especificidade.

|       |   | Doença                    |                           |
|-------|---|---------------------------|---------------------------|
|       |   | +                         | -                         |
| Teste | + | Verdadeiro Positivo<br>VP | Falso Positivo<br>FP      |
|       | - | Falso Negativo<br>FN      | Verdadeiro Negativo<br>VN |

Fonte: Elaborado pelo Autor

o teste deu positivo (com FA) e – em testes que o sinal não apresentou episódios de FA.

$$Sensibilidade = \frac{VP}{VP + FN} \quad (1)$$

$$Especificidade = \frac{VN}{VN + FP} \quad (2)$$

### 3.2 DETECÇÃO DE FIBRILAÇÃO ATRIAL

Através da revisão literária, foram selecionados alguns algoritmos que possuem valores razoáveis de sensibilidade e especificidade. A Tabela 1 foi gerada a partir dessa revisão.

Como a amplitude das ondas P é ruidosa e sua localização é difícil de determinar, os algoritmos de detecção de FA baseados nas ondas P não são amplamente aceitos. Subsequentemente, como mostra a Tabela 1 muitas pesquisas são baseadas em séries temporais dos picos R e os resultados mostram especificidade e sensibilidade acima de 90%.

Alguns dos métodos que se baseiam na ausência da onda P, são métodos de ABS (*Average Beat Subtraction* - Subtração da Média dos Batimentos), Espaço-temporal, Processamento Separado do QRS e T, métodos de separação de sinal. Dentre os métodos que utilizam a irregularidade dos intervalos RR do ECG podem ser citados modelos de Markov, parâmetro de variância simples, quadro estatístico, aplicação do Teste de Kolmogorov Smirnov, Modelo Auto-Regressivo, análise do histograma dos intervalos RR, redes neurais. Com objetivo de melho-



Tabela 1 – Algoritmos de detecção de FA.

| Autor                      | Método                | Se (%) | Sp (%) |
|----------------------------|-----------------------|--------|--------|
| Haddi et al. (2017)        | Intervalo RR          | 99,19  | 99,39  |
| Tateno e Glass (2001)      | Intervalo RR          | 94,40  | 97,20  |
| Hong-wei et al. (2009)     | Intervalo RR          | 97,8   | 99,00  |
| Ruan et al. (2011)         | Intervalo RR          | 100,0  | 98,3   |
| Yaghouby et al. (2010)     | Intervalo RR          | 99,11  | 98,91  |
| Huang et al. (2011)        | Intervalo RR          | 96,10  | 98,10  |
| Xia et al. (2017)          | Rede neural           | 98,79  | 97,87  |
| Lee et al. (2013)          | Intervalo RR          | 98,2   | 97,70  |
| Zhou et al. (2015)         | Frequência cardíaca   | 97,37  | 98,44  |
| Yuan et al. (2016)         | Intervalo RR          | 96,55  | 99,03  |
| Pürerfellner et al. (2014) | Intervalo RR e onda P | 97,80  | 99,30  |
| Acharya et al. (2017)      | Rede neural           | 99,13  | 81,44  |
| Babaeizadeh et al. (2009)  | Intervalo RR e PR     | 92,0   | 97,99  |
| Dash et al. (2009)         | Intervalo RR          | 94,4   | 95,1   |

Fonte: Elaborado pelo Autor

rar os resultados existem técnicas que combinam a irregularidade nos intervalos RR e a análise da onda P (PAULO et al., 2014). A seguir, serão apresentados alguns autores que propuseram algoritmos eficientes na detecção de FA.

Logan e Healey (2005) apresentam um método para detectar automaticamente a FA para monitoramento ambulatorial. Utiliza-se uma abordagem baseada na variância dos intervalos RR, uma vez que o pico QRS é a característica mais proeminente de um ECG em ambulatório e o menos confundido pelo ruído muscular. A detecção do complexo QRS é baseado no robusto algoritmo de Zong, Moody e Jiang (2003) com código-fonte aberto. Este algoritmo requer um sinal de entrada para calcular alguns parâmetros e obter o desempenho esperado, neste caso um comprimento mínimo inicial do sinal de entrada de pelo menos 1000 segundos é necessário. Os resultados utilizando o banco de dados MIT-BIH AF (AFDB) mostram que o algoritmo tem sensibilidade de 96% com especificidade de 89%.

Um método de detecção de FA é proposto por Hong-wei et al. (2009) para investigar a estrutura reconstruída dos intervalos RR. Através da construção de uma função densidade de probabilidade (PDF) da distância entre dois pontos no espaço da fase reconstruída dos intervalos RR do ritmo sinusal normal (NSR) e fibrilação atrial (FA), verifica-se que as distribuições da PDF dos intervalos NSR e AF apresentam di-

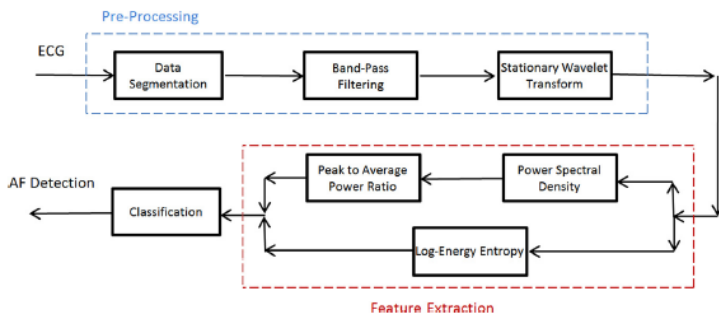
ferenças significativas. Aproveitando essas diferenças, um parâmetro característico  $kn$ , que representa a soma da inclinação de  $n$  pontos na curva PDF filtrada, é apresentado para detectar ambos os 400 segmentos de intervalos NSR e AF do banco de dados de Fibrilação Atrial do MIT-BIH. Parâmetros como número de intervalos RR, número de dimensões de incorporação e inclinação são otimizados para o melhor desempenho de detecção. Os resultados demonstram uma sensibilidade de 97,8% e uma especificidade de 99,0% no melhor desempenho de detecção.

Acharya et al. (2017) menciona que fibrilação atrial, flutter atrial (AFL) e fibrilação ventricular (VF) são arritmias recorrentes que ameaçam a vida e afetam a população idosa. A interpretação dos sinais de ECG é subjetiva e pode variar entre os especialistas para a detecção de doenças. Assim, um sistema de diagnóstico assistido por computador é proposto, onde há a utilização de uma técnica de rede neural convolucional (CNN) para detectar automaticamente os diferentes segmentos do ECG. Este algoritmo consiste em uma CNN profunda de onze camadas com a camada de saída de quatro neurônios, cada um representando a classe de ECG normal (NSR), FA, AFL e VF. Para isso, utilizam-se sinais de ECG de 2 segundos e 5 segundos de duração sem a detecção de QRS. Como resultado, este algoritmo alcançou sensibilidade e especificidade de 98,09% e 93,13%, respectivamente, para dois segundos de segmentos de ECG. Para 5 segundos alcançou-se sensibilidade de 99,13% e especificidade de 81,44%.

Asgari, Mehrnia e Moussavi (2015) propuseram um método inovador para detecção automática de FA. Foram empregados para detectar episódios de FA os métodos de transformada de *wavelet* e *support vector machine* (ZHANG; ZHOU; JIAO, 2004). O método proposto é o essencial para a detecção de pico-P ou pico-R (pré-processamento), etapa exigida por muitos algoritmos existentes e, portanto, seu desempenho (sensibilidade, especificidade) não dependem do desempenho da detecção de intervalos RR. Utilizando os valores ótimos dos parâmetros, o método permite alcance de sensibilidade e especificidade de 97,0% e 97,1%, respectivamente. Observe os passos para a realização deste algoritmo na Figura 7.

Assim como os outros autores, Couceiro et al. (2008) considera a detecção de FA decisiva na prevenção de ameaças cardíacas. Devido a isso, um algoritmo para detecção de FA baseado em arquitetura de algoritmo e métodos de extração de recursos é proposto. A arquitetura deste algoritmo baseada na análise das três principais características da FA: i) ausência da onda P ii) irregularidade da frequência cardíaca

Figura 7 – Diagrama dos passos do algoritmo de Asgari, Mehrnia e Moussavi (2015).



Fonte: Extraído de Asgari, Mehrnia e Moussavi (2015)

e iii) atividade atrial (AA). Para isso, a análise começa com a detecção das ondas características principais, nomeadamente os complexos QRS, ondas P e T. O classificador proposto consiste em uma rede neural de alimentação em três camadas com funções de ativação sigmoide, treinadas com o algoritmo de Levenberg-Marquardt. Com esse algoritmo, os resultados obtidos de sensibilidade e especificidade são 93,80% e 96,09% usando o MIT-BIH AF, respectivamente.

Neste algoritmo, Huang et al. (2011) propuseram um novo método para detecção da transição entre FA e ritmo sinusal baseado em intervalos RR. Primeiramente, obtém-se a curva de diferença de distribuição do intervalo RR a partir do histograma de densidade dos intervalos RR delta, e então são detectados seus picos, que representavam os eventos FA. Uma vez que um evento FA foi detectado, quatro etapas sucessivas foram usadas para classificar seu tipo e, assim, determinar o limite do AF: 1) análise do histograma; 2) análise de desvio padrão; 3) numeração de reconhecimento de ritmos aberrantes; e 4) teste de Kolmogorov-Smirnov (K-S) (LOPES, 2011). Um conjunto de dados de 24h Holter ECG e dois bancos de dados MIT-BIH (MIT-BIH AF banco de dados e MIT-BIH ritmo sinusal normal (NSR) banco de dados (GOLDBERGER et al., 2000)) foram utilizados para o desenvolvimento e avaliação. Utilizando as curvas características de operação do receptor para determinar o limiar do teste K-S, obteve-se o desempenho mais alto de sensibilidade e especificidade (SP) (96,1% e 98,1%, respectivamente) para o banco de dados MIT-BIH FA.

(BABAEIZADEH et al., 2009) menciona que algoritmo de detecção de FA em tempo real automatizado é parte integrante da monitoração

de ECG durante a terapia de FA. Portanto, um algoritmo de monitoramento FA em tempo real para eliminar alarmes FA falso-positivos foi desenvolvido. Inicialmente, projeta-se um algoritmo baseado em intervalos RR. Esse algoritmo usa uma abordagem de modelagem de Markov para calcular um escore R-R Markov. Esse escore reflete a probabilidade relativa de observar uma sequência de intervalos RR nos episódios de FA versus fazer a mesma observação fora dos episódios de FA. O aprimoramento do algoritmo AF é obtido pela adição de análise de atividade atrial. A variabilidade do intervalo PR e a medida de similaridade morfológica da onda P são utilizadas, além do escore RR Markov na classificação. Um grande banco de dados ambulatorial Holter ( $n = 633$ ) foi utilizado para o desenvolvimento de algoritmos e o banco de dados MIT-BIH FA publicamente disponível ( $n = 23$ ) foi utilizado para validação do algoritmo. Embora a irregularidade RR seja a principal característica e o mais forte discriminador do ritmo FA, ao adicionar análise de atividade atrial e técnicas para eliminar episódios de FA muito curtos, obteve-se 92% de sensibilidade e 97% de valor preditivo positivo na detecção de episódios de FA.

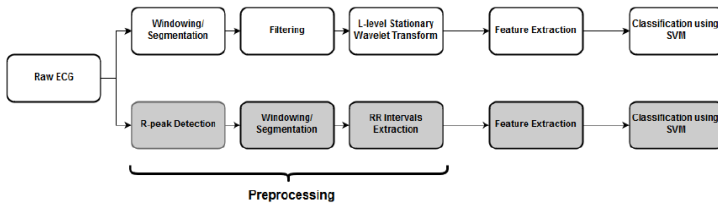
Kikillus et al. (2007) apresenta e compara três métodos diferentes para detecção automática de FA. Cada um desses algoritmos pode identificar pacientes que sofrem de fibrilação atrial, mesmo que não haja fibrilação atrial visível no ECG. Todos os métodos são baseados em intervalos RR; assim, apenas um único canal de ECG é necessário. Esses algoritmos foram testados usando o banco de dados de fibrilação atrial MIT-BIH e o banco de dados de ritmo sinusal normal MIT-BIH. A sensibilidade e especificidade do método 1 é de 91,5% e 96,9%, respectivamente. O método 2 resulta em uma sensibilidade de 93,3% e uma especificidade de 92,8% e o método 3 em uma sensibilidade de 94,1% e uma especificidade de 93,4%.

Bruun et al. (2017) sugere uma proposta por meio da combinação de atividade atrial e variabilidade da frequência cardíaca, que poderia ser usada como uma ferramenta de triagem para pacientes com suspeita de FA. O método inclui uma detecção automática do pico R antes da extração de recurso, bem como uma técnica de cancelamento de ruído. Estudos de simulação no banco de dados da MIT-BIH FA foram realizados para avaliar o desempenho do método proposto. Resultados atingiram sensibilidade média de 96,51%, uma especificidade de 99,19% e uma precisão geral de 98,22% (BRUUN et al., 2017).

Andersen, Poulsen e Puthusserypady (2017), propõe uma abordagem de detecção de picos R no sinal de ECG e permite um tempo de computação significativamente reduzido sem perda de desempenho.

Analisam-se dois métodos diferentes para a detecção de FA, como mostra a Figura 8, o primeiro método emprega o sinal de ECG inalterado do algoritmo de Asgari, Mehrnia e Moussavi (2015) para a extração de características e é denotado como a abordagem baseada em dados. O segundo método é uma abordagem utilizando as variações no intervalo de tempo entre os batimentos cardíacos e requer a extração da frequência cardíaca instantânea (abordagem HRV) e uma *Support Vector Machine*(SVM) é usada para classificação. Ambos os algoritmos são avaliados no Banco de dados do MIT-BIH FA resultando em desempenho de classificação igualmente alto, sensibilidade de 95%.

Figura 8 – Dois métodos no trabalho de Andersen, Poulsen e Puthusserypady (2017).



Fonte: Extraído de Andersen, Poulsen e Puthusserypady (2017)

A *deep learning* alcançou um grande sucesso nos campos de reconhecimento de imagem e áudio por evitar a extração de recursos explícitos e obter alta precisão de classificação. Neste algoritmo, proposto por Xia et al. (2017), aplica-se *deep convolutional neural networks* (DCNNs) para detecção automática de fibrilação atrial (FA). A estrutura de entrada do parâmetro de 2 dimensões é essencial para DCNNs e dezenas de milhares de amostras são também necessárias para o bom funcionamento. Além disso, adota-se o uso da transformada de *wavelet* estacionária (SWT) para pré-processamento de ECG e, em seguida, o sinal processado é reorganizado em estrutura de parâmetros bidimensionais para atender ao requisito de estrutura de entrada de DCNNs. Além disso, os sinais originais de ECG são divididos em segmentos de dados muito curtos (ou seja, segmentos de 5 segundos). Quanto aos DCNNs, múltiplas camadas convolucionais e camadas totalmente conectadas são usadas para aprendizado profundo. No conjunto de dados do MIT-BIH FA, o método proposto pode alcançar a sensibilidade de 98,79%, especificidade de 97,87% e precisão de 98,63%.

Um dos algoritmos mais citados, é o do Tatenno e Glass (2001), pois descreve um método para a detecção automática de FA, baseado na sequência de intervalos entre os batimentos cardíacos (intervalo RR). O

intervalo RR é o intervalo interbeativo e o  $\Delta RR$  é a diferença entre dois intervalos RR sucessivos. Assim, histogramas de densidade padrão dos intervalos RR e  $\Delta RR$  foram preparados como modelos para detecção de FA. Como os coeficientes de variação dos intervalos RR e  $\Delta RR$  foram aproximadamente constantes durante a fibrilação atrial, os coeficientes de variação nos dados do teste puderam ser comparados com os coeficientes de variação padrão (teste CV). Além disso, as semelhanças entre os histogramas de densidade dos dados de teste e os histogramas de densidade padrão foram estimados utilizando o teste de Kolmogorov-Smirnov. O teste CV baseado nos intervalos RR apresentou sensibilidade de 86,6% e especificidade de 84,3%. O teste CV baseado nos intervalos de  $\Delta RR$  mostrou que a sensibilidade e a especificidade são aproximadamente 84%. O teste de Kolmogorov-Smirnov baseado nos intervalos RR não melhorou o resultado do teste CV. Em contraste, o teste de Kolmogorov-Smirnov baseado nos intervalos de  $\Delta RR$  mostrou uma sensibilidade de 94,4% e uma especificidade de 97,2%.

Como mencionado acima, a partir dos histogramas serão calculados os coeficientes de variação. O coeficiente de variação do intervalo RR é o desvio padrão dos intervalos RR dividido pela média dos intervalos RR e o coeficiente de  $\Delta RR$  é definido como sendo o desvio padrão dos intervalos  $\Delta RR$  dividido pela média de intervalos RR. As fórmulas dos coeficientes de variação estão disponíveis abaixo, nas Equações 3 a 9, onde  $i$  significa o incremento até o número ( $n$ ) de picos R. Assim, Taten e Glass (2001) aplicam esse processo em blocos de sinais que possuem de 100 batimentos, ou seja 100 picos R. Assim, se o coeficiente de variação do trecho do sinal analisado estiver dentro do intervalo do coeficiente de variação padrão (índice calculado a partir de ECGs com fibrilação atrial) ele é rotulado como fibrilação atrial. De acordo com os autores os valores do teste CV para os intervalos RR contendo FA variam entre 0,156 e 0,324 e para os intervalos  $\Delta RR$  variam entre 0,221 e 0,459 (PAULO et al., 2014).

$$IntervaloRR[i] = R_{i+1} - R_i, i = 1 \dots n - 1 \quad (3)$$

$$\Delta RR[i] = IntervaloRR_{i+1} - IntervaloRR_i, i = 1 \dots n - 2 \quad (4)$$

$$\overline{IntervaloRR} = \frac{\sum_{i=1}^{n-1} IntervaloRR_i}{n - 1} \quad (5)$$

$$\sigma_{IntervaloRR} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{n-1} (IntervaloRR_i - \overline{IntervaloRR})^2}{n-1}} \quad (6)$$

$$\sigma_{\Delta RR} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{n-2} (\Delta RR_i - \overline{\Delta RR})^2}{n-2}} \quad (7)$$

$$CV_{IntervaloRR} = \frac{\sigma_{IntervaloRR}}{\overline{IntervaloRR}} \quad (8)$$

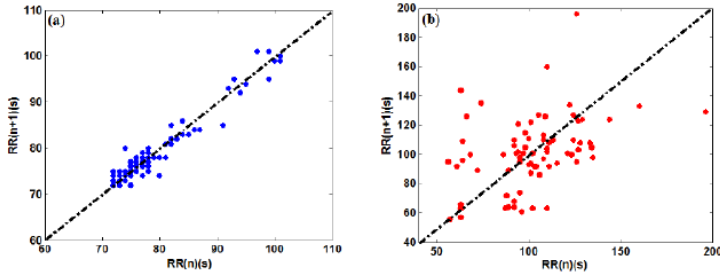
$$CV_{\Delta RR} = \frac{\sigma_{\Delta RR}}{\overline{IntervaloRR}} \quad (9)$$

Haddi et al. (2017) têm como objetivo detectar episódios de FA de curta duração através de séries temporais entre intervalos de batimentos (intervalo RR) para alcançar o monitoramento médico automático em tempo real. Quatro conjuntos de dados clínicos publicamente acessíveis foram utilizados para avaliação. Todas as séries temporais foram segmentadas em intervalos de um minuto, e então três características específicas foram calculadas, o Índice Angular Vetorial, o Índice de Comprimento de Vetores e a Dispersão de pontos ao longo da linha perpendicular à diagonal. As características do quatro bancos de dados foram mesclados para dar origem à enorme variabilidade e, portanto, melhor caracterizar o ritmo de FA. Análise de Componentes Principais (PCA) foi utilizada para elucidar se era possível discriminar entre a FA e Ritmo Sinusal Normal (NSR) e a Quantização de Vetor de Aprendizagem (LVQ) foi otimizada para desenvolver o modelo de classificação. A análise do PCA mostrou uma boa discriminação entre os ritmos estudados. Além disso, apesar de sua estrutura muito simples, a rede neural do LVQ apresentou melhor desempenho nas bases de dados analisadas do que os algoritmos existentes, com alta sensibilidade e especificidade, respectivamente, de 99.19% e 99.39%.

A Figura 9 representa o gráfico de dispersão de um sinal com amostras normais (NSR) e com FA. A partir deste gráfico, as características são calculadas. Para a construção deste gráfico, os intervalos RR foram calculados. O eixo horizontal pertence ao intervalo RR atual na posição  $n$ , e o eixo vertical representa um valor de intervalo RR a frente do eixo horizontal ( $n + 1$ ). A variável  $n$  estará sendo incrementada até que chegue ao número total de picos  $R$ .

As três características calculadas baseadas na Figura 9 são Índice do Vetor Angular (VAI), Índice do Tamanho do Vetor (VLI) e Disper-

Figura 9 – Gráfico de dispersão intervalo RR do NSR (a) e FA (b).



Fonte: Extraído de Haddi et al. (2017)

são de Pontos ao longo da Perpendicular à Linha Diagonal (SD1). Estas características foram utilizados pela primeira vez para uma análise univariada por (RUAN et al., 2011). Abaixo encontram-se as Equações para o cálculo delas.

- VAI é calculado como a média de todos os valores absolutos das diferenças angulares entre as linhas traçadas a partir de cada ponto de dispersão para o ponto inicial e a linha diagonal, ou seja, a medição da dispersão angular de todos os pontos.

$$VAI = \frac{\sum_{i=1}^N |\theta_i - 45|}{N} \quad (10)$$

- VLI é calculado como o desvio padrão de todas as distâncias de pontos de dispersão a partir do ponto inicial, ou seja, a medição da distância de dispersão de todos os pontos.

$$VLI = \frac{\sum_{i=1}^N (l_i - L)^2}{N} \quad (11)$$

- SD1 é calculado como o desvio padrão das distâncias de pontos de eixo  $y = x$ , medindo a largura da elipse e indicando a variabilidade de curto prazo.

$$SDI = STD\left(\frac{|RR_{n+1} - RR_n|}{\sqrt{2}}\right) \quad (12)$$

Para as Equações 11,12 e 13 as variáveis representadas são:  $\theta_i$  é o ângulo entre a linha plotada de cada ponto de dispersão para o ponto original e o eixo horizontal,  $l_i$  é o comprimento entre cada ponto de



dispersão e o ponto original,  $L$  é a média de todos os  $l_i$ ,  $N$  é o número de dispersão de pontos,  $RR_n$  é uma série de intervalos RR,  $RR_{n+1}$  é o mesmo que  $RR_n$  com índice deslocado em 1 e STD representa o desvio padrão.

As características aplicadas dos quatro bancos de dados foram fundidos para dar origem a enorme variabilidade e, portanto, para melhor caracterizar o ritmo de FA. Desta forma, foi utilizada a PCA para elucidar se era possível discriminar entre FA e sinal saudável.

A PCA (Análise de Componentes Principais) é um método sem supervisão frequentemente conhecido e utilizado no processamento de sinais de ECG. O objetivo principal do PCA consiste em expressar a informação contida em um conjunto de dados por um número menor de variáveis chamadas de componentes principais. Estes componentes principais são combinações lineares dos vetores de resposta original. As principais componentes são escolhidas para conter a variação máxima de dados e para ser ortogonais. Assim, o PCA permite a redução de dados multidimensionais para uma aproximação dimensional inferior, simplificando simultaneamente a interpretação dos dados pelos dois ou três primeiros componentes principais (PC1, PC2 e PC3) em duas ou três dimensões e preserva a maior parte da variância entre os dados (CASTELLS et al., 2007).

Por fim, utiliza-se a rede neural de aprendizagem de quantização vetorial (LVQ), para desenvolver o modelo de classificação. A análise em forma de PCA dos dados mostrou uma boa discriminação entre os ritmos com e sem FA.

### 3.3 DETECÇÃO DO COMPLEXO QRS

O complexo QRS é a forma de onda no eletrocardiograma (ECG), que reflete a atividade elétrica dentro do coração durante a contração ventricular, o tempo de sua ocorrência e sua forma fornecem muita informação sobre o estado atual do coração. Devido à sua forma característica servindo como base para a determinação automatizada da frequência cardíaca, como ponto de entrada para esquemas de classificação do ciclo cardíaco, e frequentemente também é usado em algoritmos de compressão de dados de ECG. Nesse sentido, a detecção de QRS fornece os fundamentos para quase todos os algoritmos automatizados de análise de ECG (KÖHLER; HENNIG; ORGLMEISTER, 2002).

Como a maioria dos algoritmos citados na seção 3.2 utilizam o método baseado em intervalos RR, precisa-se de um algoritmo para

detecção dos picos R, para então haver a aplicação de um algoritmo de detecção de FA. Há diferentes abordagens para a detecção dos picos R, desde redes neurais artificiais ou algoritmos genéticos para transformadas *wavelet*, bancos de filtros, métodos heurísticos ou métodos de aprendizado de máquina, modelo de Hidden Markov, dentre outros. Portanto, abaixo serão listados alguns algoritmos de detecção de picos R para análise. A coluna de Sensibilidade mostra a porcentagem de sinais onde a FA estava presente e o teste com o algoritmo detectou a presença.

Tabela 2 – Algoritmos de detecção de complexo QRS.

| Algoritmo                        | Sensibilidade (%) |
|----------------------------------|-------------------|
| Afonso et al. (1999)             | 99,59             |
| Polk, Cagnoni e Valli (1995)     | 99,6              |
| Li, Zheng e Tai (1995)           | 99,8              |
| Coast et al. (1990)              | 97,25             |
| Arzeno, Deng e Poon (2008)       | 99,68             |
| Martínez, Alcaraz e Rieta (2010) | 99,81             |
| Abibullaev e Seo (2011)          | 97,2              |
| Pan e Tompkins (1985)            | 99,3              |

Fonte: Adaptado de Álvarez, Penín e Sobrino (2013)

O algoritmo de Pan e Tompkins (1985) foi um grande avanço na época da sua publicação. Além disso, é o artigo mais citado (mais de 4000 vezes) relacionado à detecção de QRS e ainda hoje, continua sendo um algoritmo que pode se adaptar rapidamente às mudanças de sinal e obter uma boa detecção mesmo em sinais ruidosos (ÁLVAREZ; PENÍN; SOBRINO, 2013). Devido à alta sensibilidade alcançada por Pan e Tompkins (1985) e por já existirem implementações computacionais confiáveis desse método, para este trabalho opta-se por aplicar esse algoritmo.

O algoritmo de Pan e Tompkins (1985) é dividido em dois estágios diferentes, pré-processamento e decisão. Na primeira fase, o sinal é filtrado, sendo preparado para uma detecção dos picos R. Posteriormente, na fase de decisão, os limiares são calculados para assim facilitar a remoção dos picos ruidosos e considerar apenas os picos R.

O algoritmo consiste em quatro etapas fundamentais: filtro digital linear passa-banda, passa-baixa e passa-alta em cascata, tendo como função a rejeição de ruído. Em seguida um filtro que se aproxima de uma diferenciação e depois de um processo de quadratura de amplitude, o sinal passa através de um integrador de janela em movimento

e por fim, uma comparação com limiares (PAN; TOMPKINS, 1985). Os três primeiros passos permitem determinar a energia do sinal, é a etapa de pré-processamento, o último passo é a detecção dos picos de maior energia, portanto do pico R (PAULO et al., 2014).

Na etapa de pré-processamento, o filtro de banda reduz diferentes fontes de ruído incluindo ruído muscular, artefatos devido ao movimento dos eletrodos durante a leitura do ECG, oscilações na linha de base, interferência da rede elétrica e da onda T. A banda passante desejável para maximizar a energia de QRS é aproximadamente 5-11 Hz. Por isso, coloca-se em cascata os filtros passa-baixa e passa-alta, para obter uma banda de passagem de 3 dB com a frequência desejada (PAN; TOMPKINS, 1985).

$$H(z) = \frac{(1 - z^{-6})^2}{(1 - z^{-1})^2} \quad (13)$$

$$H(z) = \frac{-1 + 32z^{-16} + z^{-32}}{1 + z^{-1}} \quad (14)$$

A Equação 13 é função de transferência do filtro passa-baixa do tipo IIR (Resposta ao Impulso Infinito) de segunda ordem, onde a frequência de corte é cerca de 11 Hz e o ganho é 36 dB. A Equação 14 é a função de transferência para um tal filtro passa-alta do tipo IIR com frequência de corte de cerca de 5 Hz e o ganho de 32 dB. E as saídas estão atrasadas em 6 e 16 amostras, respectivamente, em relação a entrada (OLIVEIRA, 2015).

Após a filtragem, o sinal é diferenciado para fornecer as informações de inclinação do complexo QRS. Essa diferenciação permite salientar a presença do complexo QRS. O filtro diferenciador não é recursivo como os filtros anteriores, portanto usa-se uma derivada de cinco pontos com mostra a sua função de transferência dada pela Equação 15, onde o T é o período de amostragem.

$$H(z) = \frac{1}{8}T(-z^{-2} - 2z^{-1} + 2z + z^2) \quad (15)$$

Em seguida o sinal do ECG é elevado ao quadrado, ponto a ponto. Uma vez que os picos QRS apresentam a maior variação do sinal, a quadratura deixa o sinal com entradas apenas positivas. A Equação 16 da potenciação é mostrada abaixo, sendo t o tempo e T o período de amostragem.

$$y(tT) = [x(tT)]^2 \quad (16)$$

Por fim, na etapa de pré-processamento, o objetivo do integrador *moving-window* é obter informações sobre a inclinação da onda R. O comprimento da *moving-window* é muito importante porque tem de conter sempre a largura máxima do complexo QRS, que podem ser de diferentes dimensões, para assim não ser misturado com outras ondas, tal como onda T (PAN; TOMPKINS, 1985). Segue a Equação 17 dessa etapa representando a equação de diferenças, onde N é a largura da janela de integração.

$$H(z) = \frac{1}{N}[x(tT - (N - 1)t) + x(tT - (N - 2)t) + \dots x(tT)] \quad (17)$$

Na etapa de decisão, primeiro são realizados os cálculos dos limiares, que são ajustados de forma a flutuarem sobre o ruído, o que só é possível devido a filtragem passa-banda que melhora a relação sinal-ruído do sinal de ECG. Essa etapa está dividida em três fases: aprendizagem 1 e 2 e fase de detecção. Para a fase de aprendizagem 1, é necessária a análise de 2 segundos do sinal ECG para inicializar os limiares de detecção dos picos de sinal e do ruído. Já a fase de aprendizagem 2 requer uma porção do sinal equivalente ao tempo de dois batimentos cardíacos para iniciar as médias dos intervalos RR e seus limites. Todos os limiares são alterados periodicamente para adequarem às mudanças características dos sinais (PAN; TOMPKINS, 1985).

Os dois primeiros limiares são calculados pelas Equações 20 e 21.

$$SPKI = 0,125PEAKI + 0,875SPKI \quad (18)$$

$$NPKI = 0,125PEAKI + 0,875NPKI \quad (19)$$

$$THRESHOLD1 = NPKI + 0,25(SPKI - NPKI) \quad (20)$$

$$THRESHOLD2 = 0,5THRESHOLD1 \quad (21)$$

As variáveis NPKI e SPKI representam os picos de ruído e sinal, respectivamente, sendo que são considerados picos de ruído todos os pontos de máximo locais, que não são aqueles das ondas R. Elas são definidas em função da variável PEAKI que armazena um pico (ponto extremo local) qualquer.

Assim que um novo pico é detectado pelo algoritmo, ele deve

decidir se este é um pico de sinal ou de ruído, sendo que caso seu valor exceda *THRESHOLD1* este é um pico de sinal. Quando um complexo QRS não é encontrado durante determinado período, uma pesquisa para trás é feita. Neste caso, para determinar se o pico é de sinal ou de ruído, utiliza-se o segundo limiar, *THRESHOLD2*, e atualiza-se a variável *SPKI* calculando a expressão da Equação 22.

$$SPKI = 0,25PEAKI + 0,75SPKI \quad (22)$$

Sobre a inicialização das variáveis *SPKI* e *NPKI* os autores Pan e Tompkins (1985) apresentam que os limites são baseados na execução de estimativas de *SPKI* e *NPKI*, ou seja, novos valores dessas variáveis são calculados em parte a partir de seus valores anteriores.

Uma vez que um complexo QRS válido é reconhecido, existem 200 ms período refratário antes que o próximo possa ser detectado. Os complexos QRS não podem ocorrer mais de perto do que isto fisiologicamente. Portanto, este algoritmo inclui uma outra técnica, que consiste na remoção de falsos positivos, que consiste na remoção de picos considerados como ondas T. Se depois de um pico R outro pico for detectado dentro de 200 ms é considerado para ser uma onda T, e se ele é travado entre 200 ms e 360 ms é feita uma decisão para decidir se é uma onda T ou um batimento anormal. É considerado como sendo uma onda T se o declive do sinal derivado é menos de metade do declive do pico anterior, caso contrário considera-se um pico de QRS (PAN; TOMPKINS, 1985).



## 4 MATERIAIS E MÉTODOS

Neste capítulo, serão abordados os materiais e métodos que são utilizados para a realização deste trabalho, assim como suas funcionalidades.

### 4.1 BASE DE DADOS

Para avaliar o desempenho do sistema serão aplicados sinais de eletrocardiograma das bases de dados do PhysioNet<sup>1</sup>, que oferece acesso gratuito à comunidade para grandes coleções de sinais fisiológicos registrados.

O PhysioNet é um concentrador de bases de dados na internet (PhysioBank<sup>2</sup>) onde existem vários eletrocardiogramas digitalizados, muitos deles com anotações de ritmos e doenças associadas. A frequência de amostragem varia para as diferentes bases. Neste trabalho três bases de dados foram aplicadas:

- AFTDB (*Atrial Fibrillation Termination Challenge Database*): nesta base de dados, há sinais de apenas 1 minuto (7680 amostras) e nesse intervalo de tempo a fibrilação atrial esta ocorrendo. A frequência de amostragem dessa base é de 128Hz.
- AFDB (*MIT-BIH Atrial Fibrillation Database*): consiste em 25 registros, cada um com 10 horas de duração, contendo cerca de 300 episódios de fibrilação atrial (MOODY; MARK; GOLDBERGER, 2001). A frequência de amostragem dessa base é de 250Hz.
- NSRDB (*MIT-BIH Normal Sinus Rhythm Database*): esta base de dados consiste em 18 gravações de ECG de duas derivações, cada um com 20 a 24 horas de duração, de indivíduos sem anormalidades cardíacas diagnosticadas, com anotações referentes ao batimento cardíaco (MOODY; MARK; GOLDBERGER, 2001). A frequência de amostragem dessa base é de 128Hz.

### 4.2 AQUISIÇÃO DO SINAL

Para aquisição do sinal cardíaco foi utilizado um dispositivo eletrônico de monitoração cardíaca, disponível comercialmente e cons-

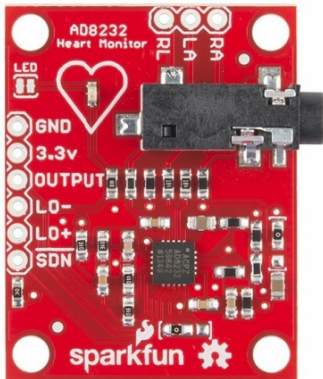
---

<sup>1</sup><https://physionet.org/>

<sup>2</sup><https://physionet.org/cgi-bin/atm/ATM>

truída pela SparkFun<sup>TM3</sup>. Esta placa contém um CI AD8232 produzido pela AnalogDevices<sup>TM4</sup>, específico para monitores de frequência cardíaca. A Figura 10 expõe o dispositivo utilizado neste trabalho.

Figura 10 – Dispositivo eletrônico de monitoração cardíaca.



Fonte: SparkFun<sup>TM</sup>, 2014

O AD8232 é um bloco de condicionamento de sinal integrado para aplicações de medição de ECG e monitoramento da frequência cardíaca. Ele é projetado para extrair, amplificar e filtrar pequenos sinais biopotenciais na presença de condições ruidosas, como aquelas criadas por movimento ou posicionamento de eletrodos remotos. Esse design permite que um conversor analógico-digital (ADC) de energia ultrabaixa ou um microcontrolador incorporado adquira facilmente o sinal de saída.

O CI consiste em um amplificador de instrumentação especializado (IA), um amplificador operacional (A1), um amplificador de acionamento para a perna direita (A2) e um buffer de referência de meio da frase (A3), observa-se na Figura 11. Além disso, o AD8232 inclui um circuito de detecção de derivações e um circuito de restauração rápida automática que retorna o sinal logo após a reconexão dos terminais. O AD8232 contém um amplificador de instrumentação especializado que amplifica o sinal de ECG enquanto rejeita o potencial de meia-célula do eletrodo no mesmo estágio. Isso é possível com uma arquitetura de feedback de corrente indireta, que reduz o tamanho e a potência em comparação com as implementações tradicionais (ANA-

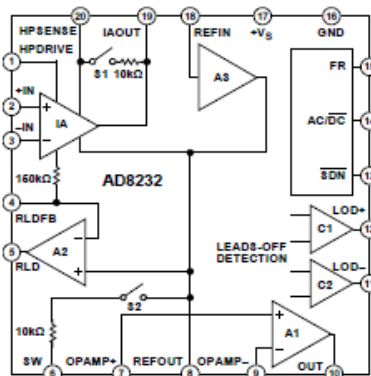
<sup>3</sup><https://www.sparkfun.com/>

<sup>4</sup><http://www.analog.com/en/products/ad8232.html>



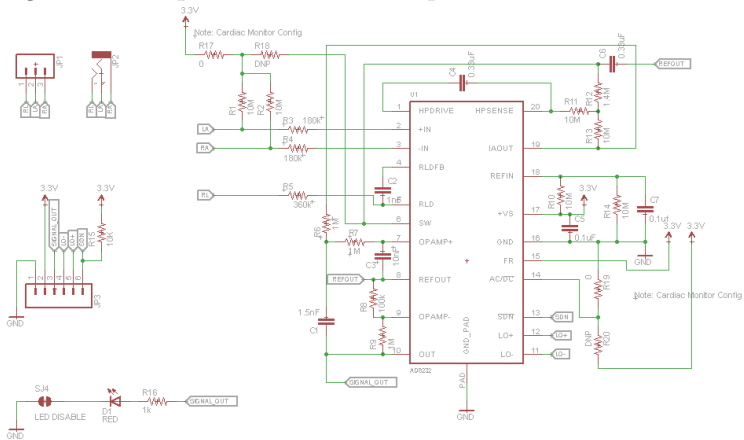
LOGDEVICES, 2013). A Figura 12 ilustra o esquemático criado pela SparkFun Electronics (2014) utilizando o CI AD8232.

Figura 11 – Diagrama de bloco funcional AD8232.



Fonte: ANALOGDEVICES (2013)

Figura 12 – Esquemático elétrico da placa cardíaca.



Fonte: SparkFun Electronics (2014)

### 4.3 ELETRODOS

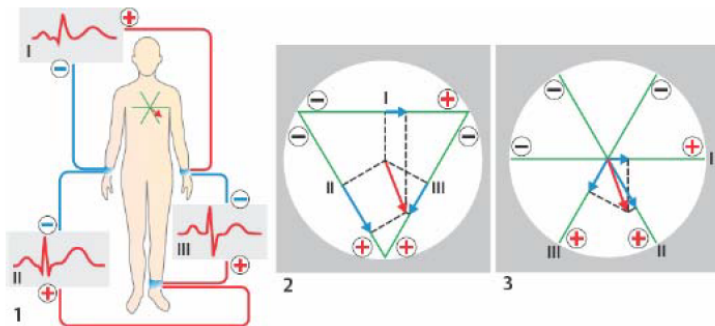
O eletrocardiograma (ECG) é o registro dos fenômenos elétricos que se originam durante a atividade elétrica proveniente do aparelho chamado eletrocardiógrafo.

O ECG é a medição dos potenciais elétricos gerados pela despolarização e repolarização das células do coração, atividade que gera o impulso bioelétrico responsável pela contração cardíaca. Os impulsos elétricos do coração são detectáveis na superfície do corpo mediante a aplicação de eletrodos.

Para medir a tensão diferencial dos impulsos cardíacos, os cardiologistas convencionaram diversas posições e configurações para os eletrodos, permitindo visualizar eletricamente o coração de vários ângulos. Estas combinações de eletrodos dois a dois são conhecidas como DERIVAÇÕES DE ECG e representadas como um vetor bidimensional (INSTRAMED, 2006). A Figura 13 ilustra as derivações DI, DII e DIII, conhecidas como as derivações de Einthoven.

As posições dos eletrodos mostradas na Figura 10 e 17 são definidas pelos pontos RA (abreviatura de Righth Arm, em português, braço direito), LA (Left Arm, braço esquerdo) e LL (Left Leg, perna esquerda). O dispositivo utiliza apenas 3 eletrodos: um positivo, um negativo e o terra. Para este trabalho, utilizam-se as derivações DI e DII.

Figura 13 – Derivações DI, DII, DIII.



Fonte: Schwarz (2009)

## 4.4 MÉTODO DE COMUNICAÇÃO

Para a etapa de comunicação, utiliza-se a placa de desenvolvimento WeMos D1 R2, uma placa compatível com o Arduino Uno, mas que possui um módulo do microcontrolador ESP8266EX, oferecendo conectividade Wi-Fi.

Uma rede sem fio é uma infraestrutura das comunicações sem fio que permite a transmissão de dados e informações sem a necessidade do uso de cabos. Isso quer dizer que o Wi-Fi, o Bluetooth ou satélite, por exemplo, são todas tecnologias sem fio. O Bluetooth e Wi-Fi usam ondas de radiofrequência para transmitir dados sem fio, por exemplo.

A WeMos D1 R2 tem conector micro USB e pode ser programada utilizando a IDE (*Integrated Development Environment* ou Ambiente de Desenvolvimento Integrado) do Arduino. Tem 11 pinos de I/O digitais e 1 entrada analógica (máximo de 3.3V), com programação compatível com Arduino e NodeMCU. Esse módulo ESP8266 é conhecido como um *shield*, uma placa de hardware contendo circuitos eletrônicos que pode ser plugada no Arduino, por exemplo, permitindo desempenhar as funções específicas.

O módulo citado é utilizado no desenvolvimento de rotinas computacionais do microcontrolador ATmega que compõe a plataforma de prototipagem eletrônica Arduino. O módulo ESP8266 envia dados de forma serial pela rede Wi-Fi, em que é conectada. Uma das principais vantagens desse módulo é que não há necessidade da conexão física com a porta serial do Arduino para o recebimento dos dados que serão transmitidos para a Internet (FERNANDES et al., 2017)

Neste trabalho, o módulo WeMos conecta-se na rede Wi-Fi local, em um roteador disponível e portanto, consegue acessar o IP do servidor utilizado e manter uma conexão entre o servidor e o módulo Wi-Fi.

## 4.5 PROCESSAMENTO DO SINAL

A função de um filtro é remover ou extrair componentes não desejados de um sinal (por exemplo ruídos) ou componentes desejados de um sinal (por exemplo uma faixa restrita de frequências). Há dois tipos principais de filtros: os analógicos e os digitais. Ambos são completamente diferentes em sua composição física e no modo como funcionam (VOLPATO, 2005).

Volpato (2005) explica que na implementação de filtros analógicos utilizam-se circuitos eletrônicos e também analógicos, que são

constituídos por componentes tais como resistores, capacitores e amplificadores.

No caso do dispositivo selecionado para a aquisição do sinal, os filtros analógicos já são existentes na placa formando filtros passa-alta e passa-baixa, assim esse conjunto de filtros realizam a filtragem por hardware no dispositivo.

Os filtros digitais utilizam um processador digital para executar cálculos numéricos em valores amostrados do sinal. O processador usado pode ser de propósito geral, tais como os presentes em um microcomputador ou então um chip especializado

O sinal de ECG é um sinal analógico sendo necessário proceder à digitalização e quantização deste tipo de sinal uma vez que os computadores e os dispositivos móveis operam no domínio discreto. Este tipo de sinal é susceptível a ruído proveniente de várias fontes, nomeadamente da rede elétrica, da deslocação dos eletrodos relativamente à sua posição inicial e de certos artefatos originados pela contração muscular. É necessário proceder a uma filtragem do sinal previamente à fase de detecção do complexo QRS. (VALENTE, 2014)

Alguns tipos de ruídos são comumente identificados como interferências comuns em sinais ECGs. Assim, diversas pesquisas chegaram a valores de banda de frequência onde as mesmas são sempre encontradas (FERNANDES et al., 2017). A Tabela 3 expõe as causas dos ruídos, os filtros aplicados de acordo com as frequências de corte.

Tabela 3 – Tipos de filtros para sinais de ECG.

| Justificativa dos filtros  | Tipo de filtro | Frequência de corte |
|--|----------------|---------------------|
| Interferências ocasionadas por sinais espúrios e ruídos musculares | Passa-alta     | 0,5 Hz              |
| Ruído causado pela rede elétrica                                   | Rejeita-faixa  | 60 Hz               |
| Banda de frequência para o monitoramento                           | Passa-baixa    | 40 Hz               |

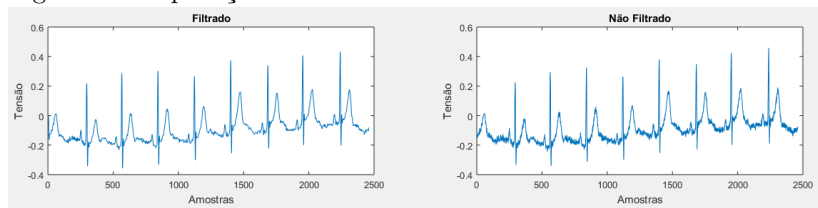
Fonte: Fernandes et al. (2017)

Para o cálculo da frequência de amostragem, baseou-se nas frequências da base de dados, que possui algumas amostras em 128Hz, 250Hz e 360Hz. Assim, os testes foram realizados nessas três frequências, porém uma fixa de 250Hz foi utilizada.

Inicialmente foi utilizado o MATLAB (*MATrix LABoratory*) para desenvolvimento de testes com filtros digitais, no qual foram testados vários tipos de filtros, tais como filtro digital do tipo “notch” nas componentes de 60Hz e harmônicas para o ruído da rede elétrica (60 Hz),

um filtro passa-alta de Butterworth com frequência de corte aos 0.5 Hz para oscilação da linha de base, e um filtro do tipo passa-baixas de Butterworth em 35 Hz. A Figura 14 mostra o resultado da aplicação desses testes em uma base de dados, MIT-BIH AFDB registro 04746.

Figura 14 – Aplicação dos filtros de testes.



Fonte: Elaborado pelo Autor

Para a realização deste trabalho, foi feita uma adaptação do algoritmo de Pan e Tompkins (1985) desenvolvido por Hooman Sedghamiz<sup>5</sup> no MATLAB, mas implementado em um novo cenário, em JavaScript. A filtragem e processamento do sinal são os mesmos que o algoritmo e a implementação em MATLAB.

A detecção de todos os picos foi aprimorada para uma versão mais simples que considera um pico como sendo uma amostra maior (valor de tensão) que as duas anteriores e as duas posteriores, a partir da detecção de todos os picos, é feita a separação dos picos que são considerados como picos R, que segue uma especificação citada apresentada por Pan e Tompkins (1985): Um pico será considerado pico R se acontecer após 200 ms do último pico R e se for maior que a média do sinal.

#### 4.6 ALGORITMOS DE DETECÇÃO

Como mencionado nas seções anteriores, os testes iniciais foram elaborados no MATLAB, para analisar a viabilidade do trabalho. Sendo assim, houve um estudo na literatura sobre os algoritmos de detecção da FA. De todos os citados no capítulo 3, os que tiveram sucesso na implementação foram:

- Algoritmo do Taten e Glass (2001): um método para a detecção automática de FA baseado na sequência de intervalos picos R

<sup>5</sup><https://www.mathworks.com/matlabcentral/fileexchange/45840-complete-pan-tompkins-implementation-ecg-qrs-detector>

(batimentos cardíacos). Para este algoritmo, o intervalo RR é o intervalo entre dois picos R (interbatidas) e  $\Delta RR$  é a diferença entre dois intervalos RR sucessivos.

- Algoritmo do Haddi et al. (2017): um método de detecção de episódios de (FA) em intervalos de batimentos em 1 minuto. Assim, três características específicas foram calculadas, por exemplo, índice angular vetorial (VAI), índice de comprimento de vetores (VLI) e dispersão de pontos ao longo da linha perpendicular à diagonal (SD1). Em complemento, utiliza-se um método para distinguir entre sinais com FA e com ritmo sinusal normal, análise de Componentes Principais (PCA). Após a distinção entre os sinais, há a utilização da rede neural Quantificação de Vetor de Aprendizagem (LVQ) para desenvolver o modelo de classificação.

Tabela 4 – Testes com 2 algoritmos de detecção de FA.

| Algoritmo             | Sensibilidade (%) | Especificidade (%) |
|-----------------------|-------------------|--------------------|
| Tateno e Glass (2001) | 91,66             | 94,44              |
| Haddi et al. (2017)   | 98,70             | 98,80              |

Fonte: Elaborado pelo Autor

Os testes da Tabela 4 foram realizados com 3 bases de dados de ECG do PhysioBank: AFDB, NSRDB e AFTDB. Para a realização dos testes do Tateno e Glass (2001) foram utilizadas intervalos de 100000 amostras da base AFDB e NSRDB, em seguida a execução do algoritmo de Pan e Tompkins (1985) para identificação dos picos R. Lembrando que foram retirados *buffers* de 100 picos R de cada amostra, já que o algoritmo de detecção atua com no mínimo 100 picos R. Para a realização dos testes com o algoritmo de Haddi et al. (2017), foram utilizadas amostras de 1 min da base NSRDB e AFTDB, lembrando que esta última já possui amostras de 1 min disponível no PhysioBank.

O algoritmo do Tateno e Glass (2001) foi escolhido para a continuação deste trabalho devido a sua simplicidade e capacidade de detecção de FA. Visando isso, opta-se por esse algoritmo de baixa complexidade para facilitar no desempenho do sistema embarcado. Comprovando a sua eficácia, Larburu, Lopetegi e Romero (2011) concluíram que o algoritmo possui sensibilidade de 91,2% e especificidade de 96,08% e em comparação com os principais métodos, apresentou o menor erro (5,32%). Como visto na Tabela 4 os resultados de Tateno e Glass (2001) são inferiores que os de Haddi et al. (2017), porém optou-se por este algoritmo já que a proposta deste trabalho é um monitoramento

constante, em algum momento espera-se que o algoritmo detecte FA em uma iteração de 100 picos R.

## 4.7 IMPLEMENTAÇÃO

Nesta seção, finaliza-se com alguns detalhes de implementação que serão necessários para um pré-conhecimento antes do Capítulo de desenvolvimento 5.

No desenvolvimento deste trabalho, utiliza-se um servidor conhecido como Node.js (é um servidor de ambiente JavaScript) para fazer o armazenamento dos sinais vindos do dispositivo e receber requisições da página *web*. Node.js é um ambiente de desenvolvimento (plataforma) do lado do servidor, de código aberto, multi-plataforma, que usa JavaScript como sua linguagem de programação (PEREIRA, 2014).

Como a ideia do projeto envolve portabilidade, nada melhor do que acessar as informações do dispositivo numa página *web*, é por isso que o JavaScript é a linguagem de programação escolhida para o desenvolvimento deste trabalho. JavaScript é a linguagem de programação *web*. A ampla maioria dos sites modernos usa JavaScript, fazendo parte da tríade de tecnologias que todos os desenvolvedores *web* devem conhecer: HTML, para especificar o conteúdo de páginas; CSS, para especificar a apresentação dessas páginas; e JavaScript, para especificar o comportamento delas. JavaScript é uma linguagem de alto nível, dinâmica, interpretada e não tipada, conveniente para estilos de programação orientados a objetos e funcionais (FLANAGAN, 2007).

Para que tudo funcione, precisa-se fazer requisições ao servidor, utilizando os métodos disponibilizados pelo HTTP (Hypertext Transfer Protocol). HTTP é um protocolo de camada de aplicação para transmitir documentos hipermídia. Ele foi projetado para comunicação entre navegadores da *web* e servidores da *web*, mas também pode ser usado para outras finalidades. O HTTP segue um modelo clássico de cliente-servidor, com um cliente abrindo uma conexão para fazer uma solicitação e aguardando até receber uma resposta (NIEDERAUER, 2011). Há dois métodos de troca de mensagens entre cliente-servidor que são utilizados neste trabalho, método HTTP POST para o envio do sinal (dados) para o servidor, pois os dados são enviados no corpo da requisição e método HTTP GET que é a requisição de solicitação de abertura de página entre cliente e servidor, dado que o GET solicita uma representação de recurso especificado enviado via URL.

Por fim, o uso de *websockets*, um protocolo que provê um canal

de comunicação de duas vias entre um agente de usuário e um host remoto, cujo objetivo é prover um mecanismo para aplicações *web* que necessitam de comunicação bidirecional sem ter que depender da abertura de múltiplas conexões HTTP (VARELA, 2012) se fez necessário. Em resumo, *websockets* é uma tecnologia avançada que torna viável abrir uma sessão de comunicação mútua entre o navegador do usuário (página) e um servidor.



## 5 DESENVOLVIMENTO DO PROTÓTIPO

Nesse capítulo será abordada a realização de todo o processo de desenvolvimento do protótipo.

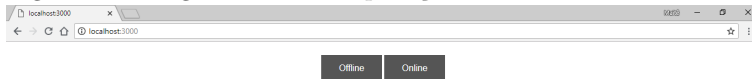
### 5.1 INTRODUÇÃO

As discussões nesse capítulo estão decompostas em duas partes, sendo elas:

- **Modo *online*:** Nesta parte, utilizou-se a placa cardíaca AD8232 para a aquisição do sinal e o ESP8266 para o envio do sinal. Dessa forma, o protótipo, hardware e software, foi demonstrado e verificado.
- **Modo *offline*:** Apresenta a importação dos arquivos do banco de dados PhysioBank para a análise e verificação da FA. Sendo assim, o software foi testado e avaliado.

A Figura 15 traz a página inicial da aplicação, onde os dois modos são exibidos e podendo ser acessados.

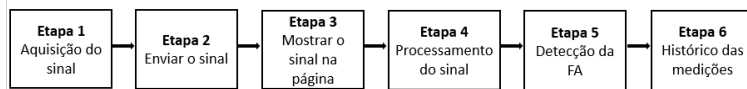
Figura 15 – Página inicial da aplicação.



Fonte: Elaborado pelo Autor

### 5.2 MODO *ONLINE*

Figura 16 – Fluxo de desenvolvimento do modo *online*.



Fonte: Elaborado pelo Autor

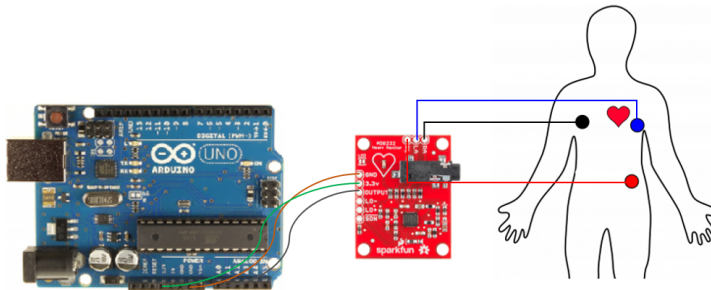
A Figura 16 demonstra a sequência de etapas utilizadas para o

desenvolvimento do modo *online*.

### 5.2.1 Etapa 1 - Aquisição do sinal

Nesta etapa realiza-se a aquisição do sinal, provindo do uso da placa cardíaca conectada a três eletrodos dispostos no tórax. Como mostrada na Figura 17.

Figura 17 – Dispositivo de monitoramento com os eletrodos.



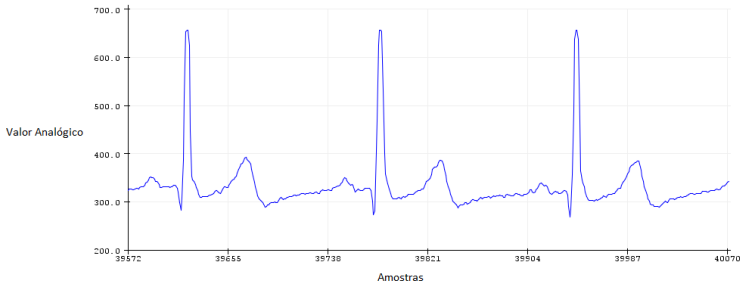
Fonte: Elaborado pelo Autor

A utilização da placa cardíaca fez com que fosse possível a obtenção de um sinal cardíaco de baixo ruído. Os passos iniciais aconteceram como na Figura 17, com a utilização de um Arduino UNO, servindo como microcontrolador e o dispositivo cardíaco. Foi conectado a um computador, permitindo visualizar o sinal elétrico cardíaco do usuário, autor deste trabalho, mediante a IDE do Arduino. O resultado obtido pode ser observado na Figura 18, sendo que a Figura 17 ilustra as conexões.

### 5.2.2 Etapa 2 - Enviar o sinal

Nesta etapa, inicialmente as configurações do Wi-Fi, como nome e a senha da rede, são inseridos no código fonte conforme a rede disponível, assim como o IP do servidor e também sua porta. Com as configurações ajustadas, o envio do sinal funciona baseado em interrupções, que ocorrem a cada 4 ms, tempo estabelecido de acordo com a frequência de 250 Hz, enquanto o ESP8266 não está tratando as interrupções, é feita a verificação da quantidade de amostras medidas, afim de verificar se a quantidade mínima de amostras que constituem

Figura 18 – Sinal cardíaco proveniente do dispositivo pela IDE Arduino.



Fonte: Elaborado pelo Autor

um pacote (100 amostras) já foi atingida. Se o mínimo já foi atingido, é montado um pacote do tipo JSON contendo o vetor de amostras medidas, e enviado via requisição POST para o servidor, no endereço constituído pelo IP e porta.

Em suma, uma interrupção acontece a cada 4ms no microcontrolador, e quando essa interrupção ocorre e é tratada, outra interrupção é gerada para ocorrer novamente após 4 ms, dessa forma, o ciclo se estabelece e a cada 4 ms uma interrupção é tratada gerando uma nova interrupção. No tratamento da interrupção é feita a leitura do sinal pelo sensor, dessa forma, fazendo a obtenção do sinal a uma frequência de 250 Hz.

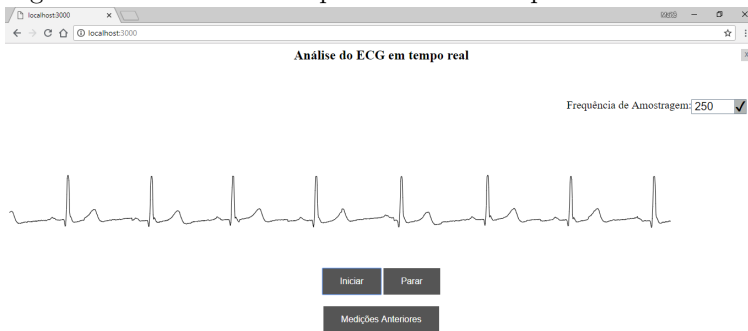
### 5.2.3 Etapa 3 - Mostrar o sinal na página

Nesta etapa cabe exibir o sinal, proveniente da placa, na página *web*, para que isso ocorra, o servidor recebe os dados do ESP8266 via método de requisição POST. O ESP não recebe respostas de conteúdo do servidor, apenas a resposta referente à requisição, por exemplo, sucesso ou sem sucesso.

O servidor "*escuta*" na porta 3000, nesta porta são recebidos os dados dos ESP, através de requisições POST e também é fornecida à página *web* via método GET, para o usuário que for solicitar a aplicação no navegador pelo IP do servidor. Quando a página é requisitada, ou seja, quando um usuário requisita a página com o IP e porta do servidor, uma mensagem GET chega para o servidor, e o mesmo responde com a página da aplicação.

O servidor *"escuta"* na porta 8080 utilizando *websockets*, sempre que alguém que estiver utilizando o navegador e acessar o modo *online* da aplicação, mais precisamente o botão Iniciar (Figura 19), se conectará com o servidor via *websockets* nessa mesma porta, canal por onde o servidor enviará os sinais para a página que foi requisitada pelo usuário. Resumidamente, a comunicação com a página acontece através de *websockets*, que abre uma sessão de comunicação interativa entre o navegador (página) e um servidor. Neste caso a página não envia nenhuma mensagem para o servidor, apenas recebe.

Figura 19 – Sinal cardíaco proveniente do dispositivo via Wi-Fi.



Fonte: Elaborado pelo Autor

A visualização em tempo real é feita da seguinte forma: quando uma mensagem é recebida do servidor, as amostras são tratadas, transformadas de analógico (0 - 1023) para digital (0 - 3.3), e são armazenadas num buffer de visualização, sempre que esse *buffer* possuir pelo menos 400 amostras, os dados serão mostrados na tela. A tela é composta por 4 elementos SVG (Gráficos de Vetor Escalável), elementos SVG são usados para mostrar graficamente o sinal, estes SVGs ficam enfileirados, sempre que o buffer atingir pelo menos 400 amostras, um novo SVG é criado com as novas amostras, esse SVG entra no final da fila, e o primeiro da fila é excluído, dessa forma, é possível manter uma grande quantidade de dados na tela, nesse caso 1600 amostras, sem precisar redesenhar os dados que já estavam na tela novamente, sendo assim economizando processamento. A Figura 19 mostra como fica o sinal oriundo do dispositivo de medição cardíaca.

## 5.2.4 Etapa 4 - Processamento do sinal

Para o processamento do sinal elétrico cardíaco, utiliza-se o algoritmo proposto por Pan e Tompkins (1985). Visto anteriormente, este algoritmo possui inicialmente modelos de filtros e posteriormente conforme a energia do sinal, os complexos QRS (picos R) são detectados. A implementação do algoritmo de Pan e Tompkins (1985) pode ser encontrado na página *online* do MathWorks <sup>®1</sup>, essa implementação foi realizada por Hooman Sedghamiz. Em JavaScript, foi implementado o algoritmo baseado na versão do MATLAB.

Inicialmente, através do MATLAB, criam-se todos os filtros possuindo seus coeficientes e condições iniciais para frequências de 100 a 500 Hz. O cálculo dos filtros é feito da seguinte forma:

- **Filtro passa-banda de 5 a 15 Hz:** O filtro é calculado pela função `butter` do MATLAB, ou seja, é um filtro Butterworth, de ordem 3.
- **Filtro passa-baixa de 35 Hz:** O filtro é calculado pela função `butter` do MATLAB, ou seja, é um filtro Butterworth. A ordem do filtro é 3.
- **Filtro derivativo:** é calculado conforme o algoritmo do MATLAB, para 200 Hz utiliza-se a função proposta por Pan e Tompkins (1985) e para as demais frequências, uma interpolação da função é feita, isso faz com que para frequências menores, a ordem do numerador seja menor, e para frequências maiores, seja maior.
- **Filtro de janela móvel:** A função de transferência é a mesma que a proposta por Pan e Tompkins (1985), o tamanho da janela é de 150 ms.

Para todos os filtros, são calculadas as condições iniciais, assim chamada de *status* do filtro, sendo utilizado para fazer a filtragem do sinal. No lugar da filtragem convencional, filtrar a partir do *status* do filtro permite fazer uma filtragem contínua do sinal. Sabendo que o sinal filtrado em partes, ou seja, filtrar um sinal completo e filtrar o mesmo sinal dividido em cinco partes, utilizando *status* do filtro, resultam na mesma saída, o que é bastante importante na aplicação, visto que a mesma ocorre em tempo real onde o sinal chega ao cliente dividido em vários pedaços.

Vale ressaltar que o sinal mostrado na tela da página no modo

---

<sup>1</sup><https://www.mathworks.com>

*online* não é filtrado. Para este trabalho, os filtros são meios utilizados apenas para a detecção dos picos R.

### 5.2.5 Etapa 5 - Detecção da FA

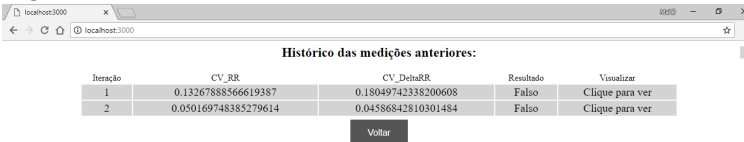
Nesta etapa, a detecção da FA é realizada por meio do algoritmo proposto por Tateno e Glass (2001), visto anteriormente.

Pode-se dizer que o modo *online* é dividido em três grandes partes: a visualização em tempo real, a realização dos algoritmos e visualização dos resultados. Para realizar os algoritmos, realiza-se o seguinte processo: os dados que chegam são armazenados em um *buffer*, sempre que o *buffer* possuir, pelo menos 2000 amostras, o algoritmo de Pan e Tompkins (1985) é executado, e seus picos são retornados. Esses picos são colocados em um outro *buffer*, e sempre que esse *buffer* atingir pelo menos 100 picos, que é o número indicado pelo autor do algoritmo, 100 deles serão separados como entrada para o algoritmo de Tateno e Glass (2001). Os resultados, assim como parte do sinal referente aos 100 picos, ficam disponíveis para serem visualizados na tela de medições anteriores.

### 5.2.6 Etapa 6 - Histórico das medições

A visualização dos resultados, em ambos os modos (*online* e *offline*), disponibiliza para cada resultado obtido pelo Tateno e Glass (2001), um gráfico, que mostra o sinal com os 100 picos detectados, referentes ao conjunto de picos provenientes do algoritmo de Pan e Tompkins (1985).

Figura 20 – Resultado do modo *online*.



| Iteração | CV_RR                | CV_DeltaRR          | Resultado | Visualizar      |
|----------|----------------------|---------------------|-----------|-----------------|
| 1        | 0.13267888566619387  | 0.18049742338200608 | Falso     | Clique para ver |
| 2        | 0.050169748385279614 | 0.04586842810301484 | Falso     | Clique para ver |

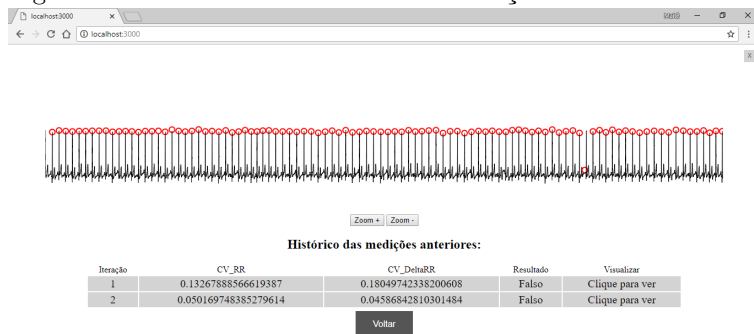
Voltar

Fonte: Elaborado pelo Autor

Os resultados apresentados na página da Figura 20 possuem os parâmetros de saída do algoritmo de Tateno e Glass (2001), que são os coeficientes de variação dos intervalos RR (CV\_RR) e coeficientes de

variação dos  $\Delta RR$  ( $CV\_ \Delta RR$ ) para 100 picos. Consequentemente, os resultados aparecem na terceira coluna, registrando se aquela iteração possui características típicas de FA. É possível visualizar o sinal de cada iteração clicando na linha da última coluna, "Clique para ver". Assim, a Figura 21 exibe esse último passo de visualização da iteração.

Figura 21 – Amostra do sinal de uma iteração.

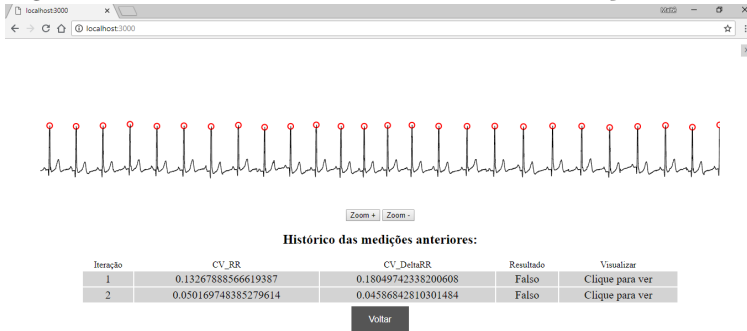


Fonte: Elaborado pelo Autor

Uma visualização mostra certa quantidade de dados, por exemplo, 1000 dados em um espaço de 1000 pixels, o botão *zoom* reduz pela metade a quantidade de dados mostrados, logo, 500 dados serão mostrados no mesmo espaço de 1000 pixels. Para esta etapa, um método de *zoom* foi implementado, o método consiste em estabelecer uma janela de amostras que é mostrada na tela, inicialmente (sem *zoom* aplicado) a janela é do tamanho total da quantidade de amostras do sinal. Quando uma aproximação é feita, o tamanho da janela reduz-se à metade, bem como a quantidade de amostras presentes na janela, sendo contadas a partir da primeira amostra anterior.

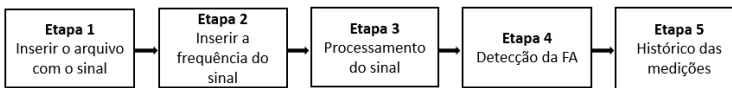
O similar acontece para o distanciamento, quando é feito um *zoom out*, a quantidade de amostras duplicam. A janela de amostras é deslocável (dentro do limite de amostras do sinal) desta forma, quando o *zoom* for aplicado, e a janela for diminuída, a mesma poderá ser deslocada, por uma barra de rolagem, ao longo do restante do sinal. A Figura 22 possui *zoom* no sinal da iteração 2, o mesmo sinal da Figura 21.

Figura 22 – Zoom na amostra do sinal de uma iteração.



Fonte: Elaborado pelo Autor

Figura 23 – Fluxo de desenvolvimento do modo *offline*.



Fonte: Elaborado pelo Autor

## 5.3 MODO *OFFLINE*

### 5.3.1 Etapa 1 - Inserir o arquivo com o sinal

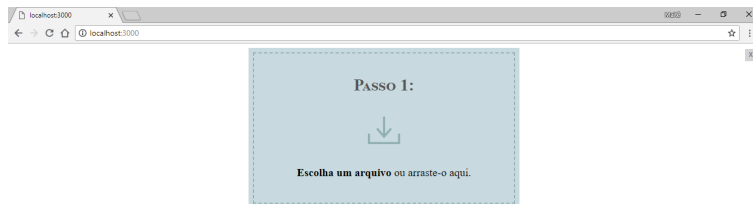
Nesta etapa, o sinal disponível em um arquivo do tipo texto, pode ser inserido na página. As amostras do sinal devem estar separados por ponto e vírgula ou quebra de linha. Estes arquivos podem ser provenientes do dispositivo de medição cardíaca, através de um método de captura do sinal, ou do banco de dados. A Figura 24 possui a tela onde o arquivo pode ser adicionado.

### 5.3.2 Etapa 2 - Inserir a frequência do sinal

Assim como no banco de dados, há diferentes frequências de amostragem dos sinais, tais como 180 Hz, 250 Hz e 360 Hz. Por isso, os filtros são construídos conforme a frequência de amostragem do sinal inserida. Como mencionado no modo *online*, é possível a inserir frequências entre 100 Hz e 500 Hz. A Figura 25 refere-se tela onde a



Figura 24 – Inserção de um arquivo contendo amostras de sinais elétricos cardíacos.



Fonte: Elaborado pelo Autor

frequência de amostragem do sinal é adicionada para eventuais mudanças nos filtros conforme a frequência do sinal.

Figura 25 – Inserção da frequência de amostragem do sinal.



Fonte: Elaborado pelo Autor

### 5.3.3 Etapa 3 - Processamento do sinal

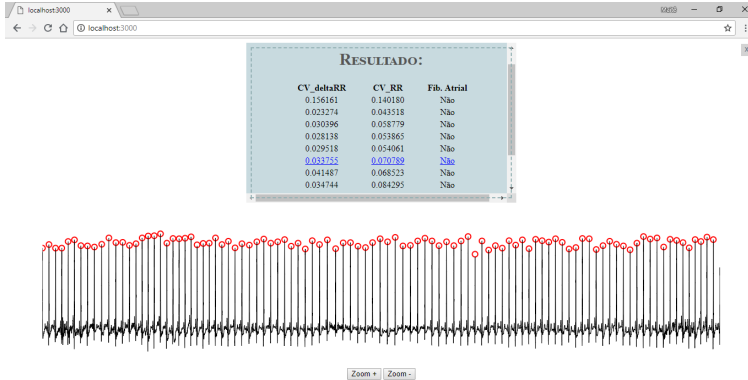
Esta etapa coincide com a etapa 4 do modo *online*, a implementação foi a mesma. A única diferença é que o algoritmo de Pan e Tompkins (1985) no modo *offline* é feito em todo o sinal e no modo *online* ele é feito sempre que houver 2000 amostras.

### 5.3.4 Etapa 4 - Detecção da FA

Esta etapa é equivalente à etapa 5 no modo *online*.

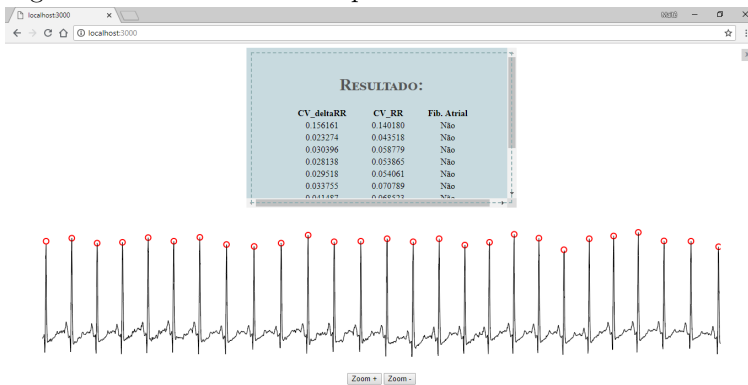
### 5.3.5 Etapa 5 - Histórico das medições

Figura 26 – Resultado da Etapa 5.



Fonte: Elaborado pelo Autor

Figura 27 – Resultado da Etapa 5 com zoom.



Fonte: Elaborado pelo Autor

Esta etapa é equivalente à etapa 6 no modo *online*, com algumas alterações na tela de históricos. As Figuras 26 e 27 demonstram a resposta conforme a entrada de um arquivo com o sinal da base de dados NSRDB 16265. As bolinhas vermelhas nas Figuras são os pontos de picos R detectados pela implementação do algoritmo de Pan e Tompkins (1985).

## 6 AVALIAÇÃO DO SISTEMA PROPOSTO

Neste capítulo, serão abordados os cenários de testes para a validação do protótipo proposto.

### 6.1 RESULTADOS DO MODO *ONLINE*

Os resultados desta seção são efetivamente os resultados finais deste trabalho. Seguindo os objetivos deste trabalho, têm-se abaixo as Figuras do protótipo e da aplicação desenvolvidos. A aplicação deste modo *online* é realizado somente com autor deste trabalho para verificação das funcionalidades do protótipo e verificação dos resultados.

A Figura 28 é o protótipo, a parte de hardware do trabalho, sendo este constituído de: uma bateria, um WeMos (ESP8266), um dispositivo com AD8232 e não visível na Figura e essencial, os três eletrodos dispostos no tórax do autor. Estes eletrodos estão na posição: negativo, no tórax lado direito; positivo, no tórax lado esquerdo e o terra na costela esquerda.

Assim que o servidor é ligado, as amostras coletadas pelo dispositivo são amostradas à 250Hz. Esse sinal é visualizado na Figura 29.

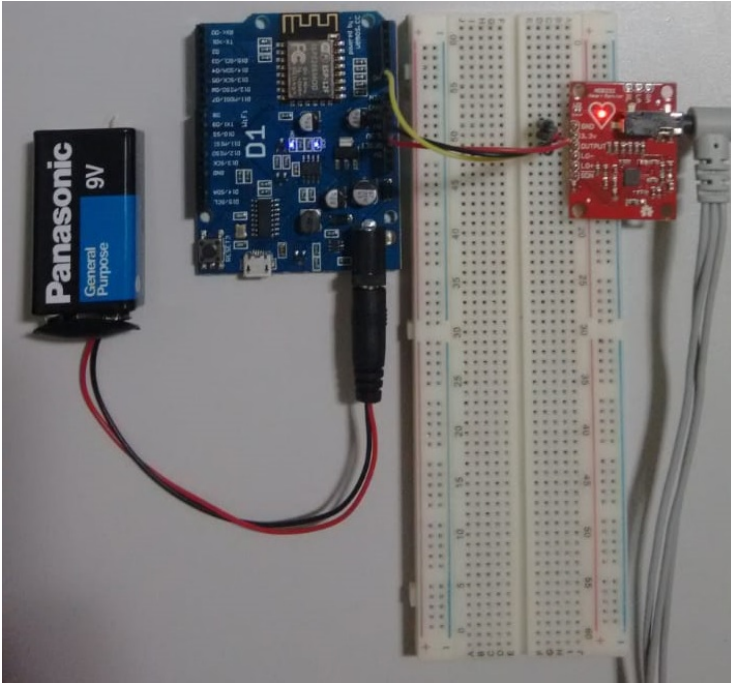
Após a coleta dos sinais, estes dados são processados pelo algoritmo do Pan e Tompkins (1985) e a cada iteração, ou seja, a cada 100 picos detectados, o Taten e Glass (2001) é executado, resultando em "Falso", caso nessa iteração não haja características típicas de FA ou "Verdade", se houver características típicas de FA. Dessa forma, a Figura 30 traz a página desse ponto.

Ao clicar em "Clique para ver" na coluna "Visualizar" da Figura 30 de alguma iteração, a imagem com o sinal aparecerá, para este cenário a iteração 1 foi selecionada, portanto a Figura 31 aparece, trazendo os 100 picos detectados plotados no gráfico. É possível alterar o sinal, ou seja, visualizar outra parte do sinal captado clicando na mesma coluna, porém em outra iteração.

Por fim, o sinal pode ser aproximado ao apertar "Zoom in" e retraído em "Zoom out". Como mostra na Figura 32, assim é possível visualizar mais detalhadamente o sinal e encontrar os picos detectados.

Os resultados do modo *online* são as imagens do protótipo e a aplicação apresentadas acima realizados no autor deste trabalho, isso conta como uma validação da funcionalidade do sistema. O teste em

Figura 28 – Protótipo do trabalho.

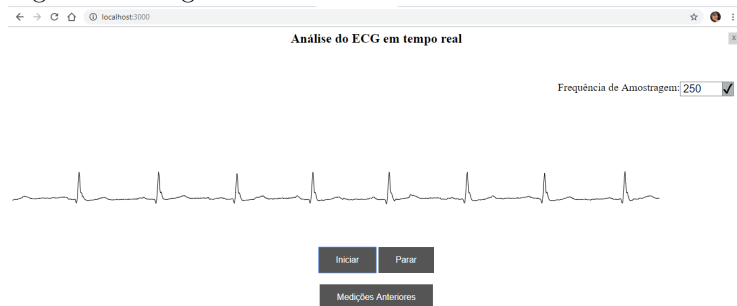


Fonte: Elaborado pelo Autor

pacientes que apresentam FA é objetivo de uma etapa posterior a este trabalho. Por fim, pode-se concluir que o objetivo deste trabalho foi atingido, uma ferramenta de monitoração de ECG e detecção de FA foi elaborado e concluído.

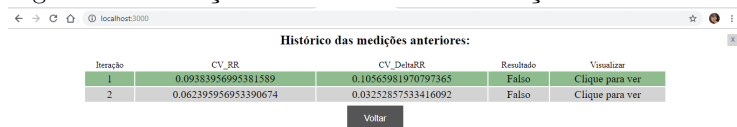
Vale ressaltar que a validação do exame de ECG é sempre feita por médicos cardiologistas, não existe calibração. Neste trabalho, os sinais detectados pelo dispositivos foram avaliados por um cardiologista e isso atesta a qualidade da medição.

Figura 29 – Página inicial com o sinal ECG.



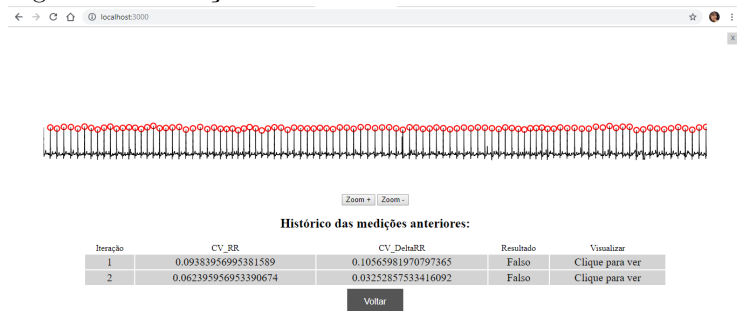
Fonte: Elaborado pelo Autor

Figura 30 – Medições anteriores com as iterações.



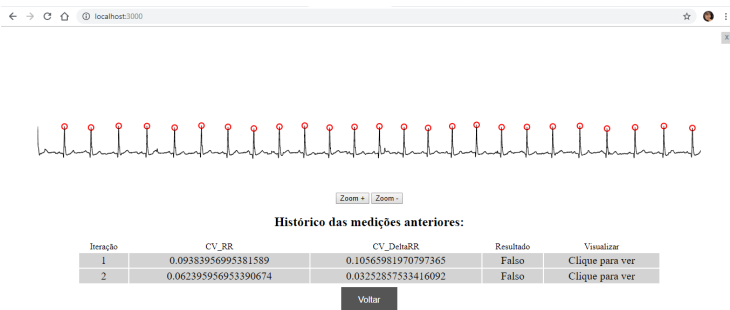
Fonte: Elaborado pelo Autor

Figura 31 – Medições anteriores mostrando o ECG de uma iteração.



Fonte: Elaborado pelo Autor

Figura 32 – Medições anteriores mostrando o ECG de uma iteração com zoom.



Fonte: Elaborado pelo Autor

## 6.2 RESULTADOS DO MODO *OFFLINE*

Para criação do cenário do modo *offline*, são utilizadas duas ferramentas: MATLAB e a própria aplicação desenvolvida neste trabalho (JavaScript). Assim como a utilização da base de dados AFDB e NSRDB do PhysioBank. No MATLAB estão implementados os algoritmos de Pan e Tompkins (1985) e Tatenó e Glass (2001), do mesmo modo como na aplicação. Ressalta-se que o algoritmo de Pan e Tompkins (1985) está com a fase de detecção dos picos R adaptada para a aplicação.

Na Tabela 5 as bases de dados utilizadas encontram-se na coluna "Registro", são 22 registros da base AFDB, onde estão disponibilizadas no site do PhysioBank. Há em forma de anotações no site, em quais amostras do sinal a FA começa a manifestar. Então, para a construção deste cenário foram coletados 200.000 amostras de cada registro de ECG, tendo como início das amostras, a amostra onde a FA ocorre. Na coluna "APLICAÇÃO" existem três subcolunas; "Iterações", "com FA" e "sem FA". A coluna "Iterações" significa quantos 100 picos foram detectados no sinal ECG pelo algoritmo do Pan e Tompkins (1985), para que o Tatenó e Glass (2001) seja capaz de ser aplicado posteriormente, pois este precisa de no mínimo 100 picos para ser executado. Na subcoluna "com FA" é o total de vezes que o algoritmo Tatenó e Glass (2001) identificou que uma iteração possui FA. Na subcoluna "sem FA" é o total de vezes que o algoritmo Tatenó e Glass (2001) identificou que uma iteração não possui FA.

Como os registros da Tabela 5 são de sinais que possuem alguma passagem de FA, conforme as anotações do banco de dados, é esperado que a saída desse conjunto de dois algoritmos implementados na aplicação seja assertiva, ou seja, que aponte como FA supostamente detectada. É possível observar na Tabela 5 que a detecção de FA geralmente ocorre em alguma iteração do registro, o que significa que em um monitoramento constante, em algum momento, em intervalos de 100 em 100 picos, a FA será identificada e posteriormente visualizada.

Na Tabela 6 as bases de dados utilizadas estão na coluna "Registro", são 18 registros da base NSRDB e suas amostras de sinais estão no site do PhysioBank. Para construção deste cenário foram coletados 200.000 amostras de cada registro de ECG. Na coluna "APLICAÇÃO" existem três subcolunas; "Iterações", "com FA" e "sem FA". Essas subcolunas significam o que já foi esclarecido na Tabela 5.

A saída dos algoritmos Tatenó e Glass (2001) e (PAN; TOMPKINS, 1985) para sinais normais é confiável, pois na subcoluna "sem FA" os

Tabela 5 – Resultados do modo *offline* com registros de FA.

| Registro  | APLICAÇÃO |        |        |
|-----------|-----------|--------|--------|
|           | Iterações | com FA | sem FA |
| afdb04015 | 12        | 9      | 3      |
| afdb04043 | 14        | 5      | 9      |
| afdb04048 | 10        | 4      | 6      |
| afdb04746 | 7         | 0      | 7      |
| afdb04908 | 13        | 7      | 6      |
| afdb04936 | 8         | 3      | 5      |
| afdb05091 | 7         | 2      | 5      |
| afdb05121 | 12        | 10     | 2      |
| afdb05261 | 10        | 2      | 8      |
| afdb06426 | 10        | 10     | 0      |
| afdb06453 | 8         | 6      | 2      |
| afdb06995 | 12        | 11     | 1      |
| afdb07162 | 8         | 6      | 2      |
| afdb07859 | 13        | 6      | 7      |
| afdb07879 | 15        | 13     | 2      |
| afdb07910 | 8         | 3      | 5      |
| afdb08215 | 10        | 8      | 2      |
| afdb08219 | 13        | 11     | 2      |
| afdb08378 | 11        | 11     | 0      |
| afdb08405 | 12        | 11     | 1      |
| afdb08434 | 12        | 10     | 2      |
| afdb08455 | 12        | 11     | 1      |

Fonte: Elaborado pelo Autor

valores ficaram próximos à quantidade de iterações. Isso significa que em todas as iterações, que contém 100 picos, o algoritmo do Tatenó e Glass (2001) não identificou FA, o que é válido, pois como entrada têm-se sinais normais. Na Tabela 6 3, casos apresentaram resultado 1 na subcoluna "com FA" pode-se concluir que é uma detecção incorreta, pois são sinais de indivíduos saudáveis, de qualquer maneira, a ideia é que todos os sinais sejam avaliados por cardiologistas. Essa detecção incorreta pode ter ocorrido devido ao algoritmo de detecção dos picos R, um pico identificado errado pode aferir no algoritmo de Tatenó e Glass (2001).

Para obtenção dos resultados quantitativos do protótipo, deve-se calcular sensibilidade e especificidade; a primeira identifica os pacientes doentes e a segunda identifica os saudáveis. Para o cálculo, é conside-



Tabela 6 – Resultados do modo *offline* com registros normais.

| Registro   | APLICAÇÃO |        |        |
|------------|-----------|--------|--------|
|            | Iterações | com FA | sem FA |
| nsrdb16265 | 24        | 0      | 24     |
| nsrdb16272 | 17        | 0      | 17     |
| nsrdb16273 | 22        | 0      | 22     |
| nsrdb16420 | 21        | 1      | 20     |
| nsrdb16483 | 23        | 1      | 22     |
| nsrdb16539 | 22        | 1      | 21     |
| nsrdb16773 | 18        | 0      | 18     |
| nsrdb16786 | 18        | 0      | 18     |
| nsrdb16795 | 16        | 0      | 16     |
| nsrdb17052 | 20        | 0      | 20     |
| nsrdb17453 | 21        | 0      | 21     |
| nsrdb18177 | 27        | 0      | 27     |
| nsrdb18184 | 23        | 0      | 23     |
| nsbr19088  | 26        | 0      | 26     |
| nsrdb19090 | 21        | 0      | 21     |
| nsrdb19093 | 17        | 0      | 17     |
| nsrdb19140 | 23        | 0      | 23     |
| nsrdb19830 | 27        | 0      | 27     |

Fonte: Elaborado pelo Autor

rado o sinal completo, com as 200.000 amostras. Por exemplo, os sinais da base AFDB, se em alguma iteração foi apontado com FA, este sinal está no grupo dos "VP" lá da Figura 6. Nessa mesma base, algum sinal em nenhum momento apresentou "com FA", então está no grupo "FN". Para as bases NSRDB, os sinais que possuem, mesmo que apenas uma iteração com FA, estão no grupo "FP", já os sinais que estão sem FA, e não possuem iterações com FA, então estão no grupo "VN". Assim, fazendo os cálculos baseado nas Tabelas 5 e 6, obtém-se a Tabela 7. Esta última Tabela é calculada conforme a Figura 6.

Tabela 7 – Resultados de sensibilidade e especificidade.

|              |   | <b>Doença</b> |    |
|--------------|---|---------------|----|
|              |   | +             | -  |
| <b>Teste</b> | + | 21            | 3  |
|              | - | 1             | 15 |

Fonte: Elaborado pelo Autor

Realizando os cálculos utilizando as Equações 1 e 2, tem-se como

resultados: sensibilidade de 95,45% e especificidade de 83,33%. Isso mostra que a saída dos algoritmos, de detecção de picos R e FA, nesse trabalho consegue fazer um monitoramento frequentemente correto, pois em algum momento a detecção vai ser apresentada, caso a FA esteja presente e poderá ser enviada ao cardiologista. Com isso, conclui-se que as implementações dos algoritmos são viáveis e o protótipo se mostrou eficiente. Então esse sistema é capaz de registrar a atividade elétrica do coração, assim como fornecer o pré-diagnóstico de FA.

## 7 CONSIDERAÇÕES FINAIS

Este trabalho teve como objetivo o desenvolvimento de um protótipo de baixo custo que facilitasse o dia a dia dos pacientes a partir da monitoração constante.

Para atingir o objetivo geral, inicialmente, os testes de algoritmos foram validados no MATLAB, analisando assim sua factibilidade. Assim, definiu-se o escopo do projeto, bem como, todos os seus componentes: dispositivo de aquisição, módulo Wi-Fi, a base de dados, algoritmos de detecção e, por fim, demais componentes para a programação deste trabalho.

Com os testes no MATLAB validados, estes foram implementados em JavaScript para verificação e validação das saídas em ambas as implementações, principalmente se as amostras que possuíam picos detectados no MATLAB eram os mesmos detectados na aplicação. Com os algoritmos validados, a parte de hardware foi validada com o auxílio do Arduino UNO, devido a compatibilidade entre ambas.

Com as partes desenvolvidas, o envio do sinal para o servidor foi elaborado, a fim de conseguir a mobilidade deste trabalho. Com isso, o processamento do sinal e a detecção dos picos R foram executados com o sinal de entrada, oriundo do dispositivo de aquisição e envio via Wi-Fi.

Juntamente com essas partes, as páginas eram criadas para dispor das necessidades deste trabalho, tais como, visualização do sinal real e visualização do sinal possuindo 100 picos. Assim, aplicando a cada iteração de 100 picos, o algoritmo de detecção de FA.

Ao final, o sistema foi capaz de captar o sinal ECG, enviar este sinal para um servidor, mostrar em uma página *web* o sinal real, processar o sinal com filtros para detecção dos picos R e posteriormente a detecção de FA. Sendo possível visualizar o sinal com as medições anteriores na página *web*.

Como forma de avaliar o sistema implementado elaborou-se um cenário de testes para cada modo, *online* e *offline*. O cenário do primeiro modo, aplicou-se no próprio autor desse trabalho, construindo apenas um cenário. Por fim, o resultado deste cenário foi relevante, pois é possível visualizar todo o processo deste trabalho, a aquisição do sinal, envio, processamento e as páginas *web*. O cenário do segundo modo teve registros de ECGs obtidos online pelo PhysioNet, foram 22 registros da base AFDB e 18 registros da base NSRDB. Cada registro contém 200.000 amostras, de 250 Hz e 128 Hz, respectivamente.

Ao final, o sistema concluiu com o objetivo geral deste trabalho, a aplicação se portou capaz de detectar uma suposta FA em um humano, no caso o autor. E a validação dos algoritmos usados foram realizados através do modo *offline*. Durante a implementação do trabalho algumas dificuldades foram encontradas. A principal delas se refere ao ruído que o sinal ECG sofre devido interferências provenientes de ruídos de artefatos e musculares.

## 7.1 TRABALHOS FUTUROS

- Implementar e testar outros algoritmos de detecção de picos R e de FA.
- Implementar novos filtros para melhorar o sinal ECG.
- Gravar o sinal ECG no servidor e a possibilidade de acesso após longo tempo de gravação.
- Envio do sinal e pré-diagnóstico para o cardiologista responsável via e-mail.
- Melhorias no sistema de hardware do protótipo.
- Aplicação do protótipo em pacientes que apresentam FA.

## REFERÊNCIAS

ABIBULLAEV, B.; SEO, H. D. A new QRS detection method using wavelets and artificial neural networks. **Journal of Medical Systems**, v. 35, n. 4, p. 683–691, 2011. ISSN 01485598.

ACHARYA, U. R. et al. Automated detection of arrhythmias using different intervals of tachycardia ECG segments with convolutional neural network. **Information Sciences**, v. 405, n. April, p. 81–90, 2017. ISSN 00200255.

AFONSO, V. X. et al. ECG beat detection using filter banks. **IEEE Transactions on Biomedical Engineering**, v. 46, n. 2, p. 192–202, 1999. ISSN 0018-9294. Disponível em:  
<<http://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/9932341>>.

ÁLVAREZ, R. A.; PENÍN, A. J. M.; SOBRINO, X. A. V. A Comparison of Three QRS Detection Algorithms Over a Public Database. **Procedia Technology**, v. 9, p. 1159–1165, 2013. ISSN 22120173. Disponível em:  
<<http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S2212017313002831>>.

ANALOGDEVICES. **Data Sheet AD8232**. 2013.

ANDERSEN, R. S.; POULSEN, E. S.; PUTHUSSERYPADY, S. A novel approach for automatic detection of Atrial Fibrillation based on Inter Beat Intervals and Support Vector Machine. **2017 39th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC)**, n. 1, p. 2039–2042, 2017. ISSN 1557-170X. Disponível em:  
<<http://ieeexplore.ieee.org/document/8037253/>>.

ARZENO, N. M.; DENG, Z. D.; POON, C. S. Analysis of first-derivative based QRS detection algorithms. **IEEE Transactions on Biomedical Engineering**, v. 55, n. 2, p. 478–484, 2008. ISSN 00189294.

ASGARI, S.; MEHRNIA, A.; MOUSSAVI, M. Automatic detection of atrial fibrillation using stationary wavelet transform and support vector machine. **Computers in Biology and Medicine**, Elsevier, v. 60, p. 132–142, 2015. ISSN 18790534. Disponível em:  
<<http://dx.doi.org/10.1016/j.compbiomed.2015.03.005>>.

BABAEIZADEH, S. et al. Improvements in atrial fibrillation detection for real-time monitoring. **Journal of Electrocardiology**, Elsevier Inc., v. 42, n. 6, p. 522–526, 2009. ISSN 00220736. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1016/j.jelectrocard.2009.06.006>>.

BRAMBILA, A. N. A. P. **Detecção automática de fibrilação atrial através De Modelos Markovianos**. Tese (Doutorado), 2008.

BRUUN, I. H. et al. Automatic Atrial Fibrillation detection: A novel approach using discrete wavelet transform and heart rate variability. **2017 39th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC)**, p. 3981–3984, 2017. ISSN 1557-170X. Disponível em: <<http://ieeexplore.ieee.org/document/8037728/>>.

CASTELLS, F. et al. Principal component analysis in ecg signal processing. **EURASIP Journal on Advances in Signal Processing**, Springer, v. 2007, n. 1, p. 074580, 2007.

COAST, D. A. et al. An approach to cardiac arrhythmia analysis using hidden Markov models. **IEEE Transactions on Biomedical Engineering**, v. 37, n. 9, p. 826–836, 1990. ISSN 00189294.

COUCEIRO, R. et al. Detection of Atrial Fibrillation using model-based ECG analysis. **2008 19th International Conference on Pattern Recognition**, p. 1–5, 2008. ISSN 1051-4651. Disponível em: <<http://ieeexplore.ieee.org/document/4761755/>>.

DASH, S. et al. Automatic real time detection of atrial fibrillation. **Annals of biomedical engineering**, Springer, v. 37, n. 9, p. 1701–1709, 2009.

FERNANDES, A. C. et al. Sistema de aquisição de sinais ECG processado pelo LabVIEW com comunicação wi-fi por meio do módulo ESP8266. **Revista Principia**, v. 34, p. 62–68, 2017. Disponível em: <<http://periodicos.ifpb.edu.br/index.php/principia/article/download/1337/667>>.

FILHO, A. L. et al. Recomendações da sociedade brasileira de arritmias cardíacas para serviços de holter. **Arquivos Brasileiros de Cardiologia**, Directory of Open Access Journals, v. 101, n. 2, p. 101–105, 2013.

FILHO, M. M. et al. Diretriz de fibrilação atrial. **Arquivos Brasileiros de Cardiologia**, Directory of Open Access Journals, v. 81, n. 1, p. 2–24, 2003.

FLANAGAN, D. **JavaScript: O guia definitivo**. [S.l.]: Bookman Editora, 2007.

GAGLIARDI, R. J. Fibrilação atrial e acidente vascular cerebral. **Revista Neurociências**, p. 144–148, 2014.

GAO, D. et al. Bayesian ann classifier for ecg arrhythmia diagnostic system: A comparison study. In: IEEE. **Neural Networks, 2005. IJCNN'05. Proceedings. 2005 IEEE International Joint Conference on**. [S.l.], 2005. v. 4, p. 2383–2388.

GOLDBERGER, A. L. et al. Physiobank, physiotoolkit, and physionet: components of a new research resource for complex physiologic signals. **Circulation**, Am Heart Assoc, v. 101, n. 23, p. e215–e220, 2000.

GONÇALVES, M. A. B. Noções básicas de eletrocardiograma e arritmias. In: **Noções Básicas de Eletrocardiograma e Arritmias**. [S.l.: s.n.], 1995.

HADDI, Z. et al. A Robust Detection Method of Short Atrial Fibrillation Episodes. v. 44, p. 1–4, 2017. Disponível em: <<http://www.cinc.org/archives/2017/pdf/097-365.pdf>>.

HEINISCH, R. H. et al. Perfil clínico e epidemiológico de pacientes com fibrilação atrial. **ACM arq. catarin. med**, v. 42, n. 1, 2013.

HONG-WEI, L. et al. A probability density function method for detecting atrial fibrillation using R-R intervals. **Medical Engineering and Physics**, v. 31, n. 1, p. 116–123, 2009. ISSN 13504533.

HUANG, C. et al. A novel method for detection of the transition between atrial fibrillation and sinus rhythm. **IEEE Transactions on Biomedical Engineering**, v. 58, n. 4, p. 1113–1119, 2011. ISSN 00189294.

INSTRAMED. Manual do usuário Cardioversor HS 03. p. 1–2, 2006.

KIKILLUS, N. et al. Three different algorithms for identifying patients suffering from atrial fibrillation during atrial fibrillation free

phases of the ECG. **Computers in Cardiology**, v. 34, p. 801–804, 2007. ISSN 02766574.

KÖHLER, B. U.; HENNIG, C.; ORGLMEISTER, R. The principles of software QRS detection. **IEEE Engineering in Medicine and Biology Magazine**, v. 21, n. 1, p. 42–57, 2002. ISSN 07395175.

LARBURU, N.; LOPETEGI, T.; ROMERO, I. Comparative study of algorithms for Atrial Fibrillation detection. **2011 Computing in Cardiology (CinC)**, p. 265–268, 2011. ISSN 0276-6547.

LEE, J. et al. Time-varying coherence function for atrial fibrillation detection. **IEEE Trans. Biomed. Engineering**, v. 60, n. 10, p. 2783–2793, 2013.

LI, C.; ZHENG, C.; TAI, C. Detection of ECG characteristic points using wavelet transforms. **IEEE Trans Biomed Eng**, v. 42, n. Bmei, p. 21–28, 1995. ISSN 00189294. Disponível em: <7851927>.

LOGAN, B.; HEALEY, J. Robust Detection of Atrial Fibrillation for a Long Term Telemonitoring System. **Computers in Cardiology**, p. 619–622, 2005.

LOPES, R. H. Kolmogorov-smirnov test. In: **International encyclopedia of statistical science**. [S.l.]: Springer, 2011. p. 718–720.

MAGALHÃES, L. et al. II Diretrizes Brasileiras de Fibrilação Atrial. **Arquivos Brasileiros de Cardiologia**, v. 106, n. 4, 2016. ISSN 0066-782X. Disponível em: <<http://www.gnresearch.org/doi/10.5935/abc.20160055>>.

MARTÍNEZ, A.; ALCARAZ, R.; RIETA, J. J. A new method for automatic delineation of ECG fiducial points based on the Phasor Transform. **2010 Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, EMBC'10**, p. 4586–4589, 2010. ISSN 09673334.

MOODY, G. B.; MARK, R. G.; GOLDBERGER, A. L. Physionet: A web-based resource for the study of physiologic signals. **IEEE Engineering in Medicine and Biology Magazine**, v. 20, n. 3, p. 70–75, 2001. ISSN 07395175.

MOREIRA, R. S. L. et al. Reprodutibilidade e confiabilidade do questionário de qualidade de vida em portadores de fibrilação atrial. **Arq Bras Cardiol**, v. 106, n. 3, p. 171–181, 2016.



NIEDERAUER, J. **Desenvolvendo Websites com PHP-2ª Edição: Aprenda a criar Websites dinâmicos e interativos com PHP e bancos de dados.** [S.l.]: Novatec Editora, 2011.

OLIVEIRA, B. R. d. Detecção de complexos qrs em eletrocardiogramas baseada na decomposição em valores singulares em multirresolução. Universidade Estadual Paulista (UNESP), 2015.

PAN, J.; TOMPKINS, J. W. A Real-Time QRS Detection Algorithm. **IEEE Transaction on Biomedical Engineering**, v. 32, n. 3, p. 230–236, 1985.

PAULO, M. F. D. et al. ALGORITMO DE DETECÇÃO DA FIBRILAÇÃO ATRIAL A PARTIR DOS INTERVALOS RR. 2014.

PEREIRA, C. R. **Aplicações web real-time com Node. js.** [S.l.]: Editora Casa do Código, 2014.

POLK, R.; CAGNONI, S.; VALLI, G. [1], [4], [6]. v. 42, n. November, 1995.

PÜRERFELLNER, H. et al. P-wave evidence as a method for improving algorithm to detect atrial fibrillation in insertable cardiac monitors. **Heart Rhythm**, Elsevier, v. 11, n. 9, p. 1575–1583, 2014. ISSN 15563871. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1016/j.hrthm.2014.06.006>>.

RUAN, X. et al. Automatic detection of atrial fibrillation using R-R interval signal. **The 4th International Conference on Biomedical Engineering and Informatics (BMEI 2011)**, p. 644–7, 2011. Disponível em: <<http://ieeexplore.ieee.org/lpdocs/epic03/wrapper.htm?arnumber=6098492>>.

SCHWARZ, L. Artigo de revisão: Eletrocardiograma. **Ilha Digital**, v. 1, p. 3–19, 2009.

SparkFun Electronics. **AD8232 Heart Rate Monitor.** 2014. Disponível em: <[https://github.com/sparkfun/AD8232\\\_Heart\\\_Rate](https://github.com/sparkfun/AD8232\_Heart\_Rate)>.

TATENO, K.; GLASS, L. Automatic detection of atrial fibrillation using the coefficient of variation and density histograms of RR and  $\Delta$ RR intervals. **Medical & Biological Engineering & Computing**, v. 39, 2001.

TORTORA, G. J.; DERRICKSON, B. **Corpo Humano-: Fundamentos de Anatomia e Fisiologia**. [S.l.]: Artmed Editora, 2016.

VALENTE, J. H. R. **Monitorização de ECG de Pacientes em Mobilidade**. 137 p., 2014.

VARELA, T. D. Implementação e análise da utilização de websockets em sistemas computacionais. **Universidade Luterana do Brasil (ULBRA), Rio Grande do Sul**, 2012.

VOLPATO, E. C. Processamento Digital de Eletrocardiograma: Estudo e Implementação de um Detector de Arritmias Cardíacas. 2005.

XIA, Y. et al. Atrial fibrillation detection using stationary wavelet transform and deep learning. **Computing**, v. 44, p. 1, 2017.

YAGHOUBY, F. et al. Towards automatic detection of atrial fibrillation: A hybrid computational approach. **Computers in Biology and Medicine**, Elsevier, v. 40, n. 11-12, p. 919–930, 2010. ISSN 00104825. Disponível em:  
<<http://dx.doi.org/10.1016/j.compbimed.2010.10.004>>.

YUAN, C. et al. Automated atrial fibrillation detection based on deep learning network. In: IEEE. **Information and Automation (ICIA), 2016 IEEE International Conference on**. [S.l.], 2016. p. 1159–1164.

ZHANG, L.; ZHOU, W.; JIAO, L. Wavelet support vector machine. **IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B (Cybernetics)**, IEEE, v. 34, n. 1, p. 34–39, 2004.

ZHOU, X. et al. A real-time Atrial fibrillation detection algorithm based on the instantaneous state of heart rate. **PLoS ONE**, v. 10, n. 9, p. 1–16, 2015. ISSN 19326203.

ZIMERMAN, L. et al. Diretrizes brasileiras de fibrilação atrial. **Arq Bras Cardiol**, v. 92, n. 6 supl. 1, p. 1–42, 2009.

ZONG, W.; MOODY, G.; JIANG, D. A robust open-source algorithm to detect onset and duration of qrs complexes. In: IEEE. **Computers in Cardiology, 2003**. [S.l.], 2003. p. 737–740.

ZURRO, V. R.; STELLE, Á. L.; NADAL, J. DETECÇÃO  
AUTOMÁTICA DE ONDAS P SINUSAIS DO  
ELETROCARDIOGRAMA. **RBE - Caderno de Engenharia  
Biomédica**, v. 13, p. 23-40, 1997.