

**UNIVERSIDADE FEDERAL DE MINAS GERAIS**  
**Escola de Engenharia**  
**Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica**

Mariana Pimenta Adaixo de Deus

**Detecção das ondas R de sinais de eletrocardiograma por meio da *Local Mean Decomposition* e da *Empirical Mode Decomposition***

Belo Horizonte  
2024

Mariana Pimenta Adaixo de Deus

**DETECÇÃO DAS ONDAS R DE SINAIS DE ELETROCARDIOGRAMA POR MEIO  
DA *LOCAL MEAN DECOMPOSITION* E DA *EMPIRICAL MODE DECOMPOSITION***

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica da Universidade Federal de Minas Gerais como requisito parcial para obtenção do título de Mestra em Engenharia Biomédica.

Orientador: Prof. Dr. Danilo Barbosa Melges,  
DEE/UFMG

Belo Horizonte  
2024

D486d

Deus, Mariana Pimenta Adaixo de.

Detecção das ondas R de sinais de eletrocardiograma por meio da Local Mean Decomposition e da Empirical Mode Decomposition [recurso eletrônico] / Mariana Pimenta Adaixo de Deus . - 2024.  
1 recurso online (93 f. : il., color.) : pdf.

Orientador: Danilo Barbosa Melges.

Dissertação (mestrado) - Universidade Federal de Minas Gerais, Escola de Engenharia.

Bibliografia: f. 71-93.

Exigências do sistema: Adobe Acrobat Reader.

1. Engenharia elétrica - Teses. 2. Eletrocardiografia - Teses.  
3. Arritmia - Teses. 4. Cardiopatias – Teses. I. Melges, Danilo Barbosa. II. Universidade Federal de Minas Gerais. Escola de Engenharia. III. Título.

CDU: 621.3(043)



UNIVERSIDADE FEDERAL DE MINAS GERAIS

ESCOLA DE ENGENHARIA  
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA ELÉTRICA

## "Detecção das Ondas R de Sinais de Eletrocardiograma por Meio da Local Mean Decomposition e da Empirical Mode Decomposition"

**Mariana Pimenta Adaixo de Deus**

Dissertação de Mestrado submetida à Banca Examinadora designada pelo Colegiado do Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica da Escola de Engenharia da Universidade Federal de Minas Gerais, como requisito para obtenção do grau de Mestre em Engenharia Elétrica.

Aprovada em 21 de junho de 2024.

Por:

Prof. Dr. Danilo Barbosa Melges  
DEE (UFMG) - Orientador

Profa. Dra. Gabriela Alves Trevizani  
Curso de Fisioterapia (Centro Universo Juiz de Fora)

Prof. Dr. Renan Fernandes Kozan  
DEE (UFMG)



Documento assinado eletronicamente por **Danilo Barbosa Melges, Professor do Magistério Superior**, em 02/07/2024, às 11:34, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento no art. 5º do [Decreto nº 10.543, de 13 de novembro de 2020](#).



Documento assinado eletronicamente por **Renan Fernandes Kozan, Professor do Magistério Superior**, em 05/07/2024, às 11:39, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento no art. 5º do [Decreto nº 10.543, de 13 de novembro de 2020](#).



Documento assinado eletronicamente por **Gabriela Alves Trevizani, Usuário Externo**, em 08/07/2024, às 06:39, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento no art. 5º do [Decreto nº 10.543, de 13 de novembro de 2020](#).



A autenticidade deste documento pode ser conferida no site

[https://sei.ufmg.br/sei/controlador\\_externo.php?acao=documento\\_conferir&id\\_orgao\\_acesso\\_externo=0](https://sei.ufmg.br/sei/controlador_externo.php?acao=documento_conferir&id_orgao_acesso_externo=0),

informando o código verificador **3339547** e o código CRC **15704065**.

## **Agradecimentos**

Chegar ao fim desta jornada não teria sido possível sem o apoio de muitas pessoas especiais. Primeiramente, gostaria de expressar minha profunda gratidão ao meu orientador, Danilo, cuja orientação sábia, paciência e disponibilidade foram fundamentais para alcançar este objetivo. Seu compromisso com a excelência acadêmica e sua capacidade de inspirar vão além das palavras. À minha família LEB, em especial Mayra, Henrico, Lucas, Letícia e mais uma vez, Danilo, que estiveram ao meu lado durante toda esta caminhada dando apoio emocional e intelectual. À minha família, especialmente ao meu marido, Felipe, e aos meus pais, Sônia e Marcos, agradeço por serem meu pilar de força. Suas palavras de ânimo nos momentos difíceis e a celebração das pequenas vitórias tornaram esta jornada não apenas possível, mas significativa. Vocês foram minha fonte de inspiração diária. Agradeço à UFMG por proporcionar um ambiente acadêmico estimulante e recursos excepcionais que enriqueceram minha formação. Agradeço também ao suporte financeiro concedido pela CAPES e PPGEE, o qual foi fundamental para viabilizar meus estudos. Este diploma não representa apenas uma conquista pessoal, mas sim o resultado de anos de esforço, sacrifício e colaboração. Estou profundamente grata a Deus, por todas as oportunidades, aprendizados e por ter colocado cada um de vocês no meu caminho.

## Resumo

A análise do sinal de Eletrocardiograma (ECG) é fundamental para a avaliação da atividade elétrica cardíaca de indivíduos, sendo importante para a identificação de arritmias e cardiopatias. Esta análise envolve a identificação das ondas características (P, Q, R, S e T), bem como do início e fim delas. A identificação da onda R, em particular, é fundamental para o cálculo da frequência cardíaca e sua variabilidade. Assim, este trabalho teve como objetivo a detecção de ondas R por meio das técnicas *Local Mean Decomposition* (LMD), *Empirical Mode Decomposition* (EMD) e Método de Pan-Tompkins (MPT) aplicados a quatro bases de sinais de ECG: MIT-BIH *Normal Sinus Rhythm Database* (indivíduos saudáveis), *Congestive Heart Failure RR Interval Database* (indivíduos com insuficiência cardíaca), MIT-BIH *Supraventricular Arrhythmia Database* (indivíduos com arritmia supraventricular) e *CU Ventricular Tachyarrhythmia Database* (indivíduos com taquiarritmia ventricular). A identificação correta ou incorreta das ondas R é verificada a partir da anotação de sua ocorrência realizada por especialista. Para cada técnica foi calculado o Tempo de Execução (TExec) médio. A MPT foi a mais rápida, seguida pela EMD, e, por último, a LMD. No entanto, a LMD apresentou TExec médio variando de 1 a 5 s para processamento de sinais de 8 ou 10 minutos; logo, mesmo esta técnica poderia ser aplicada para processamento *online*. Além disso, foram calculados os Verdadeiros Positivos (VP), os Falsos Positivos (FP) e os Falsos Negativos (FN) para cada técnica, e, a partir destes valores, obtidos os parâmetros Sensibilidade (Se), Valor Preditivo Positivo (VPP) e Taxa de Erro (Erro%). Para as bases de ritmo sinusal normal e insuficiência cardíaca, as três técnicas apresentaram desempenho excelente com Se e VPP muito elevados e Erro% muito baixas. Para os sinais de taquiarritmia ventricular, todas as técnicas apresentaram desempenho ruim, sendo a LMD a que obteve menor taxa de erro (cerca de 30%). E para a base de arritmia supraventricular, a MPT apresentou bom desempenho, seguida da LMD e da EMD (com sinal reconstruído a partir das *Intrinsic Mode Functions* IMF<sub>1</sub>-IMF<sub>2</sub> e IMF<sub>1</sub>-IMF<sub>3</sub>) com desempenhos intermediárias. Para a EMD (reconstruída com IMF<sub>1</sub>) a taxa de erro foi inaceitável (>40%), assim como a Sensibilidade baixíssima (cerca de 60%). Os resultados indicaram a técnica clássica MPT como a que obteve melhor desempenho geral. No entanto, os resultados da aplicação da LMD e EMD podem ser considerados promissores, visto que o desempenho destas técnicas é bastante dependente do critério utilizado para detecção. Neste trabalho, tanto para LMD, quanto para a EMD foram utilizados critérios baseados em limiar de amplitude; no entanto, há outros descritos na literatura que merecem investigação.

**Palavras-chave:** eletrocardiograma (ECG); detecção de ondas R; método de *Pan-Tompkins* (MPT); *Local Mean Decomposition* (LMD); *Empirical Mode Decomposition* (EMD).

## Abstract

The analysis of the Electrocardiogram (ECG) signal is fundamental for assessment of cardiac electrical activity in individuals, being important for the identification of arrhythmias and heart diseases. This analysis involves the identification of characteristic waves (P, Q, R, S, and T), as well as their beginning and end. The identification of the R wave, specially, is crucial for calculating heart rate and its variability. Thus, this work aimed at detecting R waves using Local Mean Decomposition (LMD), Empirical Mode Decomposition (EMD), and the Pan-Tompkins Method (PTM) applied to four ECG signal databases: MIT-BIH Normal Sinus Rhythm Database (healthy individuals), Congestive Heart Failure RR Interval Database (individuals with heart failure), MIT-BIH Supraventricular Arrhythmia Database (individuals with supraventricular arrhythmia), and CU Ventricular Tachyarrhythmia Database (individuals with ventricular tachyarrhythmia). The correct or incorrect identification of R waves is verified based on the annotation of their occurrence made by a specialist. For each technique, the average Execution Time (T<sub>Exec</sub>) was calculated. PTM was the fastest, followed by EMD, and lastly, LMD. However, LMD presented an average T<sub>Exec</sub> ranging from 1 to 5 seconds for processing 8 or 10-minute signals; thus, even this technique could be applied for online processing. Additionally, True Positives (TP), False Positives (FP), and False Negatives (FN) were calculated for each technique, and from these values, Sensitivity (Se), Positive Predictive Value (PPV), and Error Rate (Error%) were obtained. For the normal sinus rhythm and heart failure databases, all three techniques showed excellent performance with very high Se and PPV and very low Error%. For ventricular tachyarrhythmia signals, all techniques showed poor performance, with LMD having the lowest error rate (around 30%). For the supraventricular arrhythmia database, PTM showed good performance, followed by LMD and EMD (with signals reconstructed from the *Intrinsic Mode Functions* IMF<sub>1</sub>-IMF<sub>2</sub> and IMF<sub>1</sub>-IMF<sub>3</sub>) with intermediate performances. For EMD (reconstructed with IMF<sub>1</sub>), the error rate was unacceptable (>40%), as was the very low Sensitivity (around 60%). The results indicated the classical PTM technique as the one with the best overall performance. However, the results of applying LMD and EMD can be considered promising, as the performance of these techniques is highly dependent on the detection criterion used. In this work, amplitude threshold-based criteria were used for both LMD and EMD; however, other criteria described in the literature deserve investigation.

**Keywords:** electrocardiogram (ECG); R wave detection; Pan-Tompkins method (PTM); Local Mean Decomposition (LMD); Empirical Mode Decomposition (EMD).

## LISTA DE FIGURAS

Figura 2.1 – Anatomia do Coração	16
Figura 2.2 – Sistema de Excitação-Contração do Coração	18
Figura 2.3 – Ondas do ECG	18
Figura 2.4 – A relação entre o sistema de excitação-contração e sua associação com o sinal de ECG	19
Figura 2.5 – Derivações de Einthoven	21
Figura 2.6 – Ilustrações de traçados de Derivações de Einthoven	21
Figura 2.7 – Derivações de Aumentadas	22
Figura 2.8 – Triângulo de Einthoven	22
Figura 2.9 – Ilustrações de traçados de Derivações Aumentadas	23
Figura 2.10 – Derivações Pré-Cordiais	23
Figura 2.11 – Ilustrações de traçados de Derivações Pré-Cordiais	23
Figura 2.12 – Arritmias	25
Figura 3.1 – Segmento de sinal de ECG, médias locais e traçado de média suavizada	29
Figura 3.2 – LMD, Modificado de SMITH (2005)	30
Figura 4.1 – Diagrama do MPT	45
Figura 4.2 – Fluxograma da LMD	47
Figura 4.3 – Fluxograma da técnica LMD	48
Figura 5.1 – Etapas da técnica LMD	50
Figura 5.2 – Sinal puramente modulado em frequência da técnica LMD	51
Figura 5.3 – Instantes de ocorrência dos picos R para LMD	52
Figura 5.4 – Identificação de Ondas R duplicadas para LMD	52
Figura 5.5 – Sinal de ECG bruto do indivíduo CHF06	53
Figura 5.6 – Identificação das Ondas R duplicadas do indivíduo 801	54
Figura 5.7 – Sinal de ECG bruto do indivíduo 801	54
Figura 5.8 – Não identificação das Ondas R pela LMD no sinal CU02	55
Figura 5.9 – Sinal de ECG bruto do indivíduo CU02 e as ondas R identificadas pelos especialistas	55
Figura 5.10 – Etapas da EMD	56
Figura 5.11 – Identificação dos picos R com EMD	57
Figura 5.12 – Falha da EMD	58
Figura 5.13 – IMFs do indivíduo 808	59
Figura 5.14 – Picos R identificados com EMD no indivíduo 808	59
Figura 5.15 – Método MPT. Detecção deslocada por 1 amostra	60

Figura 5.16 – Método MPT. Informação do primeiro pico é Perdida	60
Figura 5.17 – Identificação errônea do pico R do MPT	61
Figura 5.18 – Sinal de ECG do indivíduo CU02	62
Figura 5.19 – Não identificação de diversos picos R pelo MPT	62
Figura 5.20 – Não identificação dos picos R no MPT	63

## LISTA DE TABELAS

Tabela 3.1 – Artigos que aplicaram a EMD para remoção de ruídos	36
Tabela 5.1 – Tempos de execução em segundos para LMD, EMD e MPT para base de indivíduos com ritmo sinusal normal	64
Tabela 5.2 – Tempos de execução em segundos para LMD, EMD e MPT para base de indivíduos com insuficiência cardíaca	64
Tabela 5.3 – Tempos de execução em segundos para LMD, EMD e MPT para base de indivíduos com arritmia supraventricular	65
Tabela 5.4 – Tempos de execução em segundos para LMD, EMD e MPT para base de indivíduos com taquicardia ventricular	65
Tabela 5.5 – Resultado da detecção de Ondas R para indivíduos com ritmo sinusal normal	67
Tabela 5.6 – Resultado da detecção de Ondas R para indivíduos com insuficiência cardíaca	68
Tabela 5.7 – Resultado da detecção de Ondas R para indivíduos com arritmia supraventricular	69
Tabela 5.8 – Resultado da detecção de Ondas R para indivíduos com taquicardia ventricular	70
Tabela 6.1 – Artigos que aplicaram a EMD, variantes e combinação de técnicas para identificação de Ondas do ECG	74

## LISTA DE ABREVIATURAS

ASMF	<i>Adaptive switching mean filtering</i>
CEEMDAN	<i>Complete Ensemble Empirical Mode Decomposition with Adaptive Noise</i>
CNN	<i>Convolution Neural Network</i>
CSP	<i>Common Spatial Patterns</i>
EEG	Eletronecefalografia
EMD	<i>Empirical Mode Decomposition</i>
EEMD	<i>Ensemble Empirical Mode Decomposition</i>
EMG	Eletroniografia
ICM	Interfaces Cérebro-Máquina
IM	Imagética Motora
LDA	<i>Linear Discriminant Analysis</i>
LMD	<i>Local Mean Decomposition</i>
MMO	<i>Mathematical Morphology Operator</i>
NLM	<i>Non Local Means</i>
PLV	<i>Phase Locked Value</i>
RF	<i>Random Forest</i>
SNC	Sistema Nervoso Central
SVM	<i>Support Vector Machine</i>
TWD	Transformada Wavelet Discreta
WPD	<i>Wavelet Packet Decomposition</i>

## SUMÁRIO

<b>Capítulo 1: Introdução</b> .....	13
<b>1.1 Objetivo Geral</b> .....	14
<b>1.2 Objetivos Específicos</b> .....	14
<b>1.3 Estrutura do texto</b> .....	15
<b>Capítulo 2: O Coração, o Eletrocardiograma e algumas Cardiopatias</b> .....	16
<b>2.1 O Músculo cardíaco e o Eletrocardiograma</b> .....	16
<b>2.2 Registro do ECG</b> .....	19
<b>2.3 Traçados do ECG em condições patológicas</b> .....	24
<b>2.3.1 Arritmias Cardíacas</b> .....	24
<b>2.3.2 Infarto do miocárdio, isquemia cardíaca e hipertrofia ventricular</b> ...	26
<b>Capítulo 3: Técnicas de Processamento aplicadas a sinais biomédicos</b> .....	28
<b>3.1 Local Mean Decomposition (LMD)</b> .....	28
<b>3.1.1 LMD aplicada a biosinais</b> .....	28
<b>3.1.2 LMD aplicada a sinais de ECG</b> .....	32
<b>3.2 Empirical Mode Decomposition (EMD)</b> .....	33
<b>3.2.1 EMD aplicada a biosinais</b> .....	33
<b>3.2.2 EMD para remoção de artefatos em sinais de ECG</b> .....	35
<b>3.2.3 EMD para detecção das ondas do ECG</b> .....	40
<b>3.2.4 EMD para classificação de sinais de ECG</b> .....	41
<b>3.2.5 Outras aplicações da EMD em sinais de ECG</b> .....	42
<b>Capítulo 4: Materiais e Métodos</b> .....	43
<b>4.1 Sinais de Eletrocardiograma</b> .....	43
<b>4.2 Método de Pan-Tompkins (MPT)</b> .....	43
<b>4.3 Local Mean Decomposition (LMD)</b> .....	45
<b>4.4 Empirical Mode Decomposition (EMD)</b> .....	47
<b>4.5 Identificação das Ondas R</b> .....	49
<b>Capítulo 5: Resultados: identificação das ondas R</b> .....	50
<b>5.1 LMD</b> .....	50
<b>5.1.1 EMD</b> .....	56
<b>5.1.2 MPT</b> .....	59
<b>5.1.3 Tempo de Execução</b> .....	63
<b>Capítulo 6: Discussão, Conclusão e Trabalhos Futuros</b> .....	71
<b>Referências Bibliográficas</b> .....	77

## Capítulo 1: Introdução

A detecção das ondas características de sinais de eletrocardiograma (ECG) – P, Q, R, S e T - é importante para sua análise quantitativa. A duração, amplitude e a morfologia das ondas são características utilizadas para diagnóstico de arritmias, anormalidades de condução, hipertrofia ventricular, infarto do miocárdio, dentre outras patologias (SHAH et al., 1998). Além disso, a forma dessas ondas difere de pessoa para pessoa e, por esse motivo, o ECG pode ser utilizado para identificação biométrica bem como para diferenciação de estados emocionais (KOUCHAKI et al., 2012).

O procedimento para identificação de ondas do ECG é complexo devido à presença de ruídos aditivos tais como interferência da linha de rede, artefatos eletromiográficos, flutuação da linha de base, irregularidades e variabilidade morfológica do sinal, que afetam a qualidade do registro. Assim, se faz necessário o uso de técnicas de processamento de sinais capazes de eliminar tais ruídos e que permitam identificar corretamente o início e o fim, bem como valores de máximo/mínimo das ondas características do ECG (ARAFAT; HASAN, 2009). O sinal de ECG pode ser considerado um sinal quase-periódico na normalidade e condição de repouso. Porém, em condições patológicas e devido à variabilidade da frequência cardíaca, pode ser analisado como um sinal estocástico não estacionário (NARSIMHA et al., 2011), sendo estudado no domínio do tempo (PAN; TOMPKINS, 1985), no da frequência (BRAGG-REMSCHEL et al., 1982) e em tempo-frequência (ALTAY; KREMLEV, 2018).

De fato, diversas técnicas de tempo-frequência vêm sendo aplicadas ao ECG e têm sido consideradas promissoras na identificação de picos relevantes deste sinal, tais como *Short-Time Fourier Transform* (ALTAY; KREMLEV, 2018), Transformada *Wavelet* (ALTAY; KREMLEV, 2018), Transformada de Hilbert (BENITEZ et al., 2001; MABROUKI; KHADDOUMI; SAYADI, 2014; VALLURAI AH; BISWAL, 2016), bem como técnicas derivadas da Transformada de Hilbert-Huang, como a *Empirical Mode Decomposition* (EMD) (ALTAY; KREMLEV, 2018; ARAFAT; HASAN, 2009; IZCI et al., 2018; KOUCHAKI et al., 2012; MABROUKI; KHADDOUMI; SAYADI, 2014; NARSIMHA et al., 2011; PAITHANE; BORMANE, 2015) e a *Local Mean Decomposition* (LMD) (GUO; NAIK; NGUYEN, 2013; HSUEH; CHIEN, 2014, 2015; PARK et al., 2011; SMITH, 2005; XIAO; DONG, 2017).

A técnica *Local Mean Decomposition* (LMD) pode ser utilizada para analisar sinais biológicos decompondo-os em componentes moduladas em amplitude e frequência (SMITH, 2005). A LMD já foi reportada na literatura como uma técnica promissora em aplicações como remoção de artefatos em sinais de ECG (HSUEH; CHIEN, 2014), separação cega de fonte de canal único (GUO; NAIK; NGUYEN, 2013), modelagem de série temporal de disparos de potencial de ação por neurônios (PARK et al., 2011), além de análise de sinais eletroencefalográficos durante experimento para avaliação de atenção e percepção visual (SMITH, 2005). Até mesmo sua implementação em um processador de baixo consumo (HSUEH; CHIEN, 2015) para decomposição de sinais ECG mostrou bom desempenho na execução *online*.

A *Empirical Mode Decomposition* (EMD) (HUANG et al., 1998) também vem sendo utilizada para analisar sinais não-lineares e não-estacionários, sendo amplamente empregada pra decompor sinais biomédicos em funções de modo intrínseco (IMFs, de *Intrinsic Mode Functions*) que contém informações oscilatórias em diferentes bandas de frequência. No contexto de sinais de ECG, a EMD apresentou bons resultados em aplicações como identificação dos picos R (HADJ SLIMANE; NAÏT-ALI, 2010), e outras ondas do ECG (ARAFAT; HASAN, 2009), remoção de artefatos como interferência da linha de rede e flutuação da linha da base (NARSIMHA et al., 2011), detecção de arritmias (IZCI et al., 2018), dentre outras aplicações.

No entanto, a literatura ainda não apresenta uma comparação entre estes métodos tempo-frequência – LMD e EMD – e o tradicional Método de Pan-Tompkins (MPT) (PAN; TOMPKINS, 1985), mais amplamente difundido e utilizado para identificação dos picos do ECG.

## **1.1 Objetivo Geral**

Assim, o presente trabalho visa a comparar o desempenho do MPT, da LMD e da EMD na identificação das ondas R de sinais de ECG de diversas bases de dados, incluindo traçados de indivíduos não cardiopatas e cardiopatas.

## **1.2 Objetivos Específicos**

Dentre os objetivos específicos, pode-se citar:

- i. Comparação do Tempo de Execução (TExec) das técnicas para detecção da onda R;

- ii. Cálculo dos parâmetros Sensibilidade (Se), Valor Preditivo Positivo (VPP) e Taxa de Erro% de detecção (Erro%) para a LMD, EMD e MPT e comparação entre as técnicas;
- iii. Comparação de Se, VPP e Erro% obtidos neste trabalho com os valores encontrados na literatura.

### **1.3 Estrutura do texto**

Este trabalho está dividido em 6 capítulos. O presente capítulo possui uma breve introdução sobre o foco do trabalho. O segundo capítulo traz um resumo sobre a fisiologia do músculo cardíaco e o Eletrocardiograma (ECG), além da descrição do método e derivações de registro deste sinal, e alterações associadas a algumas cardiopatias. O Capítulo 3 apresenta uma revisão sobre a aplicação da LMD e EMD a biosinais, em especial ao ECG. O quarto capítulo descreve as quatro bases de dados de sinais (3 de cardiopatas e 1 de indivíduos saudáveis) utilizadas neste trabalho. Além disso, uma descrição matemática detalhada das técnicas LMD, EMD e MPT é realizada, juntamente com a metodologia de comparação entre elas. O Capítulo 5 mostra os resultados referentes ao Tempo de Execução, Sensibilidade, Valor Preditivo Positivo e Taxa de Erro de detecção de cada técnica. E, finalmente, o sexto capítulo confronta os resultados do trabalho com os da literatura, apresentando também sugestões para trabalhos futuros.

## Capítulo 2: O Coração, o Eletrocardiograma e algumas Cardiopatias

Este capítulo apresenta uma revisão sobre o sinal de Eletrocardiograma (ECG) e sua relação com o ciclo cardíaco, bem com a metodologia de registro deste sinal e sua análise em condições patológicas.

### 2.1 O Músculo cardíaco e o Eletrocardiograma

O músculo cardíaco é composto por dois sistemas de bombeamento sanguíneo, denominados grande e pequena circulação. O coração direito é responsável pela pequena circulação e bombeia sangue para os pulmões, e o coração esquerdo é responsável pela grande circulação e bombeia sangue para os órgãos periféricos (GUYTON; HALL, 2006).

O coração é composto por dois átrios e dois ventrículos, conforme Figura 2.1, que são câmaras pulsáteis responsáveis pelo bombeamento sanguíneo. Os átrios propõem sangue para os ventrículos, e estes propõem sangue para os pulmões e órgãos periféricos. Uma sucessão de eventos de contração e relaxamento dessas câmaras, denominados sístole e diástole, respectivamente, produz os batimentos cíclicos do coração, chamado de ritmo cardíaco ou frequência cardíaca (GUYTON; HALL, 2006).

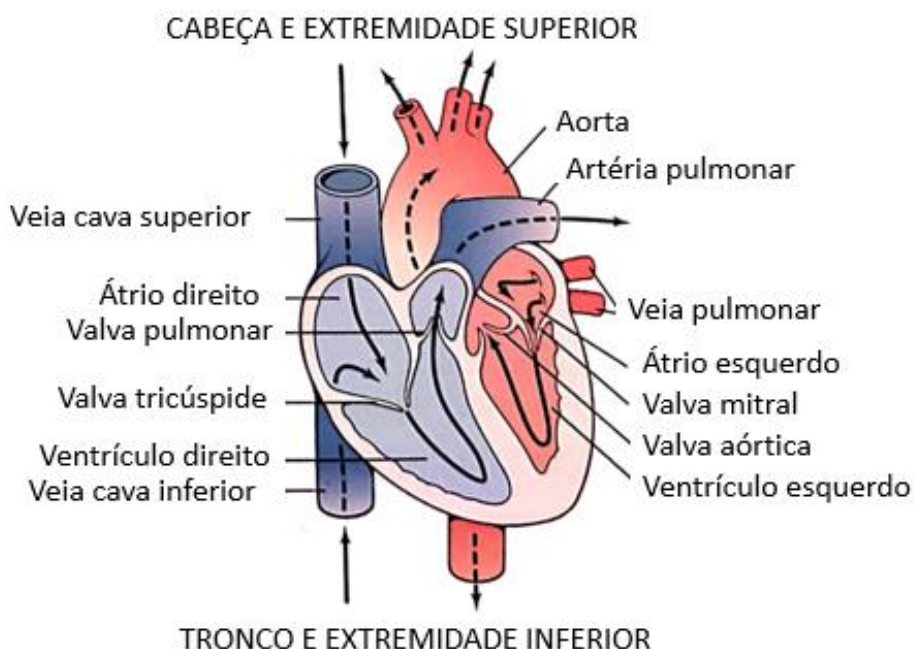


Figura 2.1: Anatomia do Coração (Modificada de GUYTON e HALL (2006)).

O ciclo cardíaco se inicia com a geração espontânea de um potencial de ação no nó sinusal (Figura 2.2) e compreende o conjunto de eventos que ocorre entre o início de um batimento cardíaco e o início do próximo. Este nó está situado na parede lateral superior do átrio direito, e o potencial de ação se difunde a partir desse ponto rapidamente para toda a massa atrial a partir das fibras de condução atrial e, sequencialmente, pelo nó átrio-ventricular (AV), que produz um atraso na condução, seguindo pelo Feixe de His, em suas ramificações direita e esquerda, até atingir todo o território ventricular por meio das Fibras de Purkinje (Figura 2.2). Este atraso do potencial de ação, gerado no nó AV, garante o funcionamento efetivo do coração, permitindo que os ventrículos se encham de sangue primeiro antes de ocorrer a sístole (contração) ventricular (GUYTON; HALL, 2006).

A passagem do potencial de ação por todo o coração, durante o ciclo cardíaco, gera uma corrente elétrica que se propaga para os tecidos adjacentes e, parte dessa corrente, chega à superfície do corpo. Quando eletrodos são colocados sobre a pele, é possível fazer o registro dos potenciais resultantes de campos elétricos estabelecidos a partir da atuação desse sistema excitatório do coração. A esse registro, dá-se o nome de Eletrocardiograma (ECG).

O sinal de ECG apresenta morfologia conhecida, sendo possível o registro de ondas típicas, quais sejam, P, complexo QRS e T, conforme Figura 2.3. A onda U também está presente, mas, em geral, aparece com magnitude diminuta e não apresenta relevância clínica. A relação entre o sistema de excitação-contração e sua associação com o sinal de ECG é ilustrado na Figura 2.4. A onda P é caracterizada pela despolarização atrial – propagação do potencial de ação pelo átrio –, o complexo QRS pela despolarização ventricular e a onda T pela repolarização ventricular – retorno das fibras ao potencial de repouso que precede o relaxamento (BEREKSI-REGUIG; HADJ SLIMANE, 2000). Também é possível notar pela Figura 2.4 que o segmento PQ corresponde à condução através do nó e do fascículo átrio-ventricular e o segmento ST corresponde ao instante de contração ventricular. Estes segmentos apresentam relevância clínica, sendo utilizados na definição de determinadas condições patológicas.

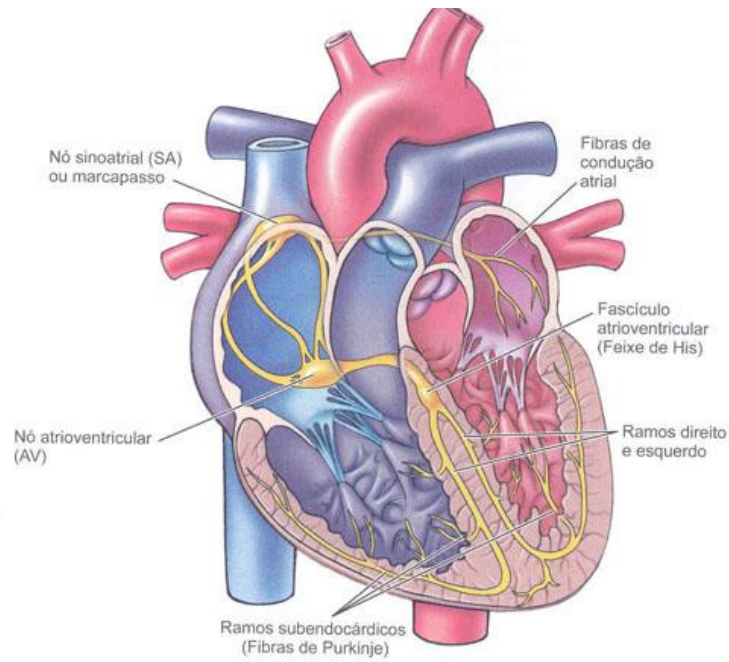


Figura 2.2: Sistema de Excitação-Contração do Coração (Extraída de GUYTON e HALL (2006)).

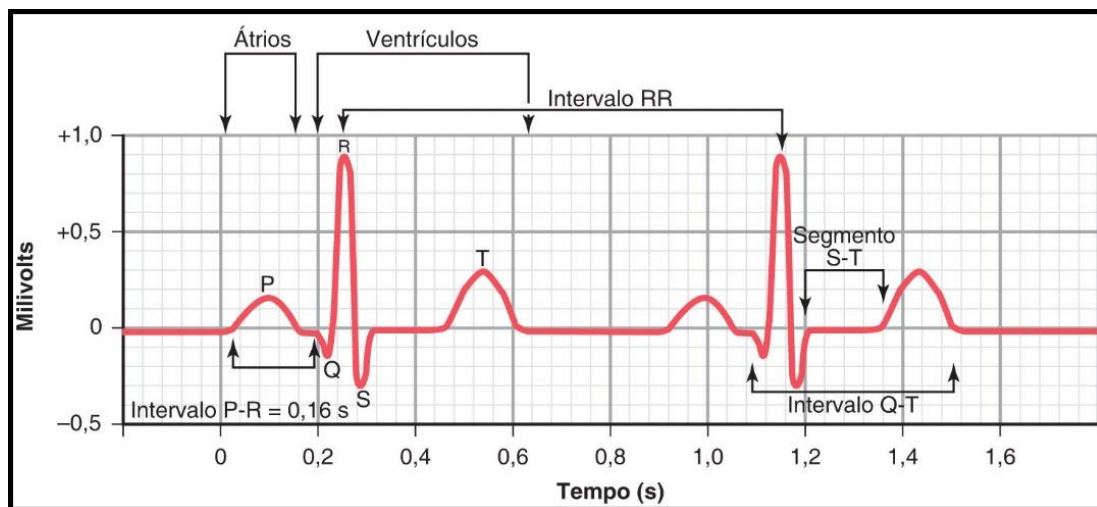


Figura 2.3: Ondas do ECG (Extraída de GUYTON e HALL (2006)).

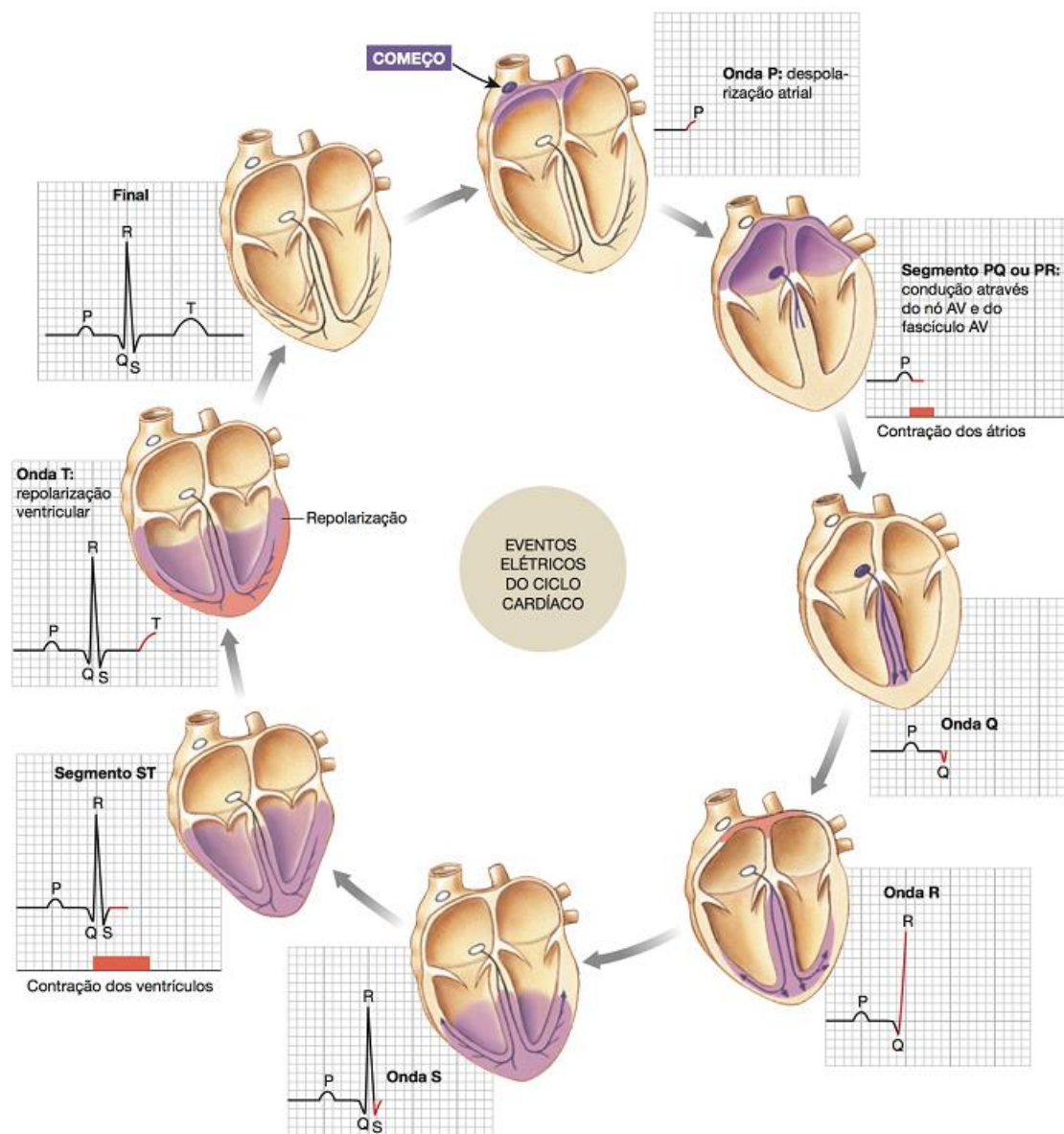


Figura 2.4: A relação entre o sistema de excitação-contracção e sua associação com o sinal de ECG (Extraída de SILVERTHORN (2010)).

## 2.2 Registro do ECG

Em 1989, o primeiro registro de ECG foi realizado, pelo fisiologista britânico Augustus Desiré Waller, em seu bulldog. Posteriormente, em 1903, Willem Einthoven, médico neerlandês nascido em Java, nas Ilhas Orientais Holandesas, realizou os primeiros registros de ECG em humanos. Einthoven trouxe diversas melhorias na eletrofisiologia ao introduzir o galvanômetro de corda (*string galvanometer*) para registro, ao sugerir a etiquetagem de ondas características (e.g.: P, QRS, T e U) e ao padronizar os sítios de posicionamento de eletrodos (nos braços e na perna esquerda). Além disso, realizou o

registro de ECG de pacientes com diversas anormalidades cardíacas, contribuindo para o conhecimento clínico com seus achados (BROZINO, 2000).

A padronização criada por Einthoven, inclui o posicionamento de eletrodos no braço direito ( $V_{RA}$ , de *right arm*), no braço esquerdo ( $V_{LA}$ , de *left arm*) e na perna esquerda ( $V_{LL}$ , de *left leg*), conforme mostrado na Figura 2.5. Considerando o tronco como puramente resistivo e os membros como fios conectados ao tronco, Einthoven criou o primeiro modelo teórico do coração como um dipolo variante no tempo, definindo as derivações bipolares I, II e III, a partir de operações com  $V_{RA}$ ,  $V_{LA}$ , e  $V_{LL}$ , - sendo aquelas chamadas de Derivações de Einthoven (BROZINO, 2000). Estas derivações são redundantes, pois  $II=I+III$ . Uma ilustração dos registros realizados com estas derivações é apresentada na Figura 2.6.

Além das Derivações de Einthoven bipolares, tem-se as chamadas Derivações Aumentadas, obtidas a partir de operações com  $V_{RA}$ ,  $V_{LA}$ , e  $V_{LL}$ , conforme Figura 2.7. Essas derivações recebem os nomes de aVR, aVL e aVF, onde V significa *vector* e R, L e F, significam, direita (*right*), esquerda (*left*) e pé (*foot*), indicando a direção e sentido para onde aponta o vetor no chamado Triângulo de Einthoven (Figura 2.8), que resume o modelo de coração como dipolo variante no tempo. Traçados das três Derivações Aumentadas são ilustrados na Figura 2.9.

Por fim, a Figura 2.10 mostra o posicionamento de 6 eletrodos para registro das chamadas Derivações Pré-Cordiais, de V1 a V6, sendo usual o referenciamento destes eletrodos ao chamado terminal de Wilson,  $V_W$ , que corresponde a uma média entre as derivações de Einthoven. Esta derivação recebe o nome de Frank Norman Wilson, fisiologista que a introduziu no registro de ECG. A Figura 2.11 ilustra os traçados obtidos com base nas derivações Pré-Cordiais. As derivações descritas compõem o ECG padrão de 12 derivações, sendo elas: 3 derivações de Einthoven, 3 derivações Aumentadas e 6 derivações Pré-Cordiais.

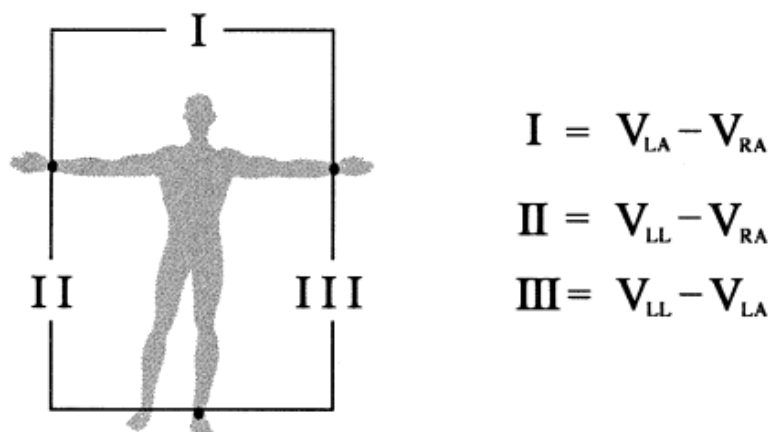


Figura 2.5: Derivações de Einthoven (Extraída de BRONZINO (2000)).

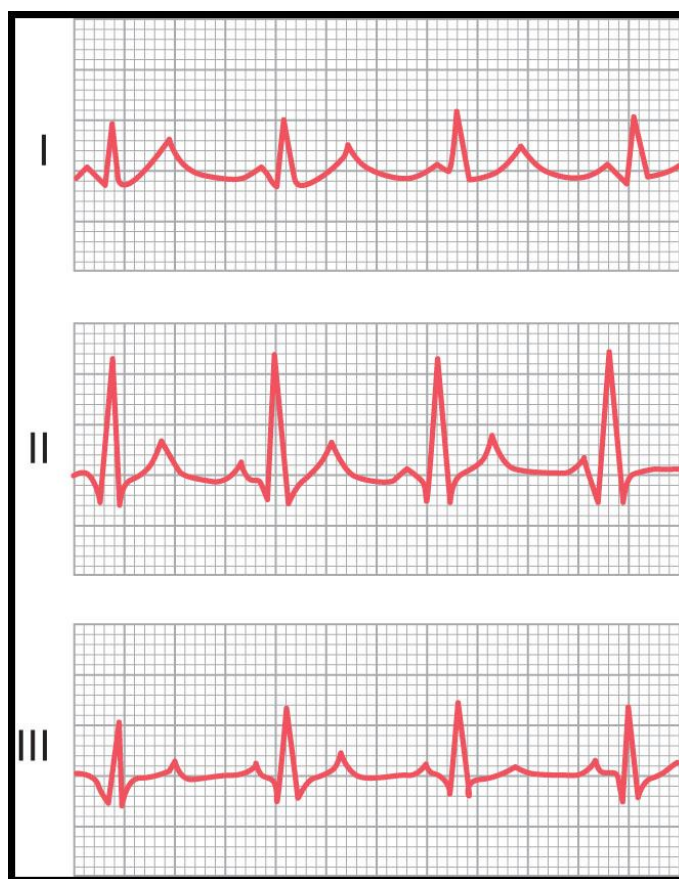


Figura 2.6: Ilustração de traçados de Derivações de Einthoven (Extraída de GUYTON e HALL (2006)).

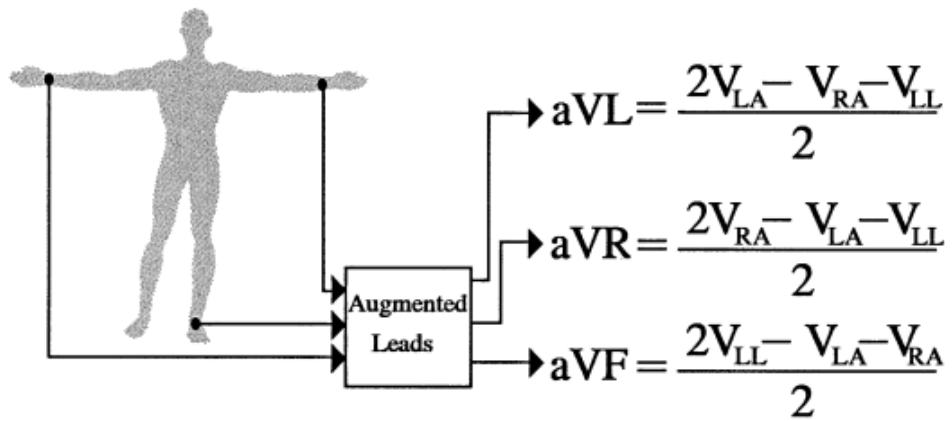


Figura 2.7: Derivações de Aumentadas (Extraída de BRONZINO (2000)).

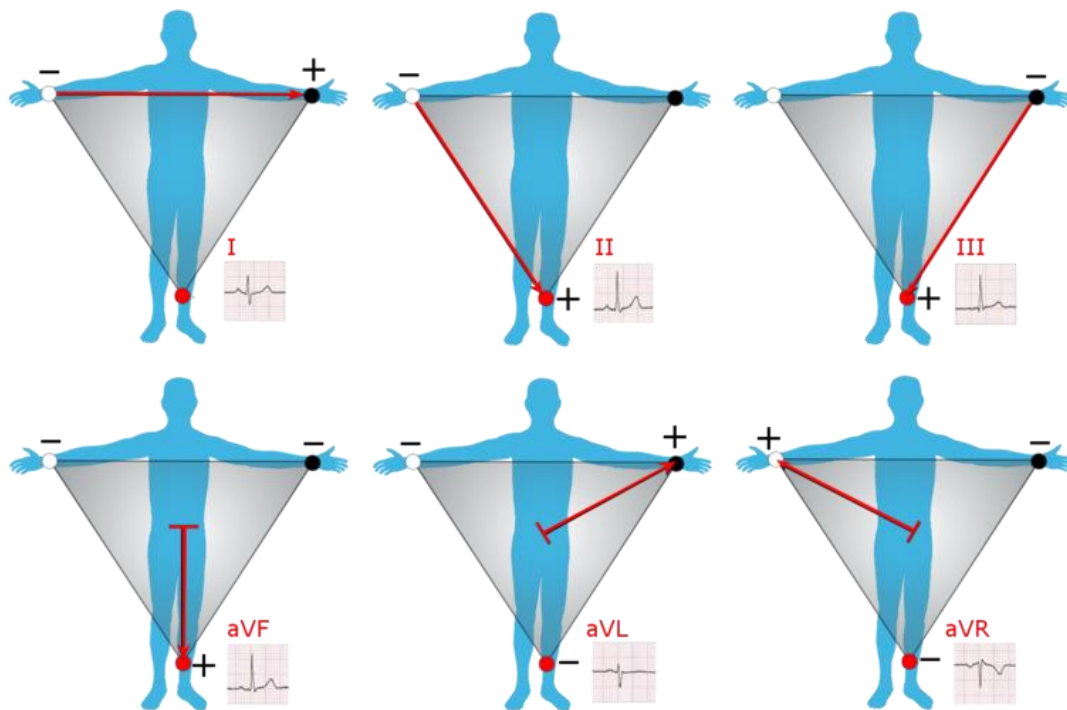


Figura 2.8: Triângulo de Einthoven (Extraída de Wikipedia).

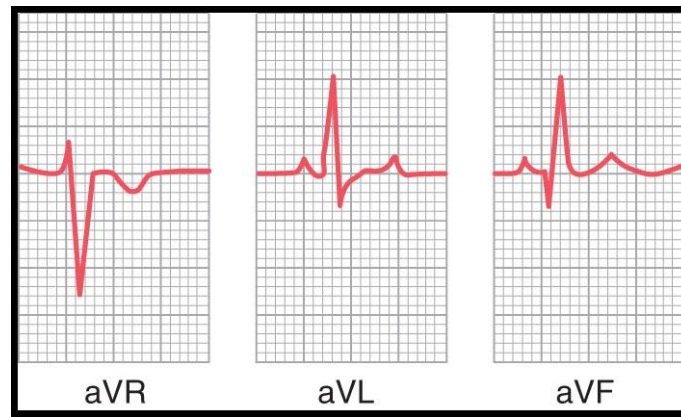


Figura 2.9: Ilustração de traçados de Derivações Aumentadas (Extraída de GUYTON e HALL (2006)).

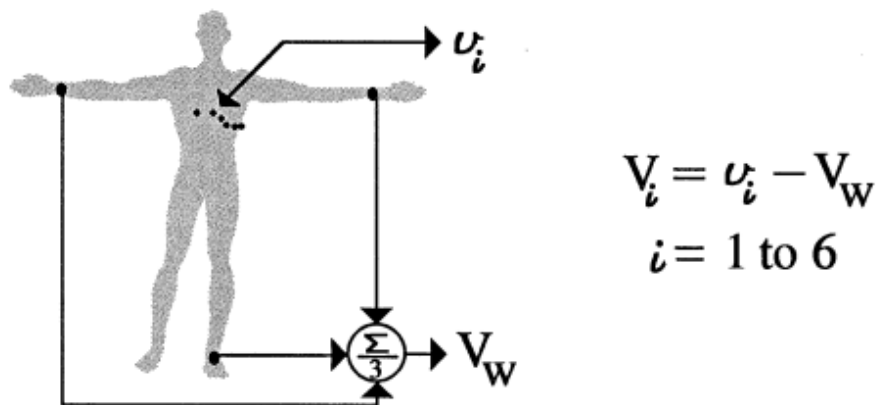


Figura 2.10: Derivações Pré-Cordiais (Extraída de BRONZINO (2000)).

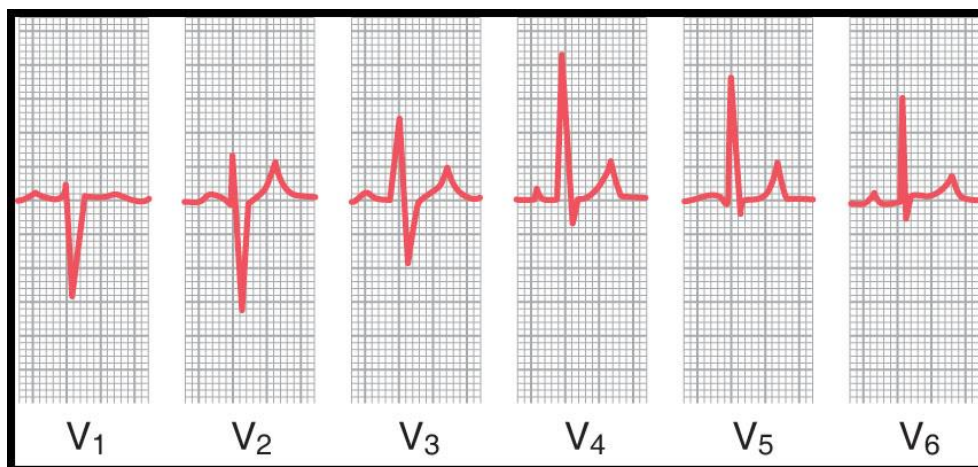


Figura 2.11: Ilustração de traçados de Derivações Pré-cordiais (Extraída de GUYTON e HALL (2006)).

## 2.3 Traçados do ECG em condições patológicas

A análise dos sinais de ECG se tornou um padrão para avaliação cardíaca devido à sua caracterização por formas de ondas organizadas temporalmente (PRZYSUCHA et al., 2020). Por meio do ECG, pode-se detectar muitos tipos de anormalidades tanto durante a evolução de um quadro clínico, quanto precocemente, no início de uma alteração funcional, por meio de diferenças nos padrões morfológicos. Dentre as anormalidades identificadas a partir do ECG, pode-se citar o infarto do miocárdio, arritmias, isquemia, hipertrofia ventricular, dentre outras (HADJ SLIMANE; NAÏT-ALI, 2010).

### 2.3.1 Arritmias Cardíacas

O ritmo normal do coração, que se origina no nó sinusal (uma espécie de “marca-passo” natural) é visualizado no ECG pela presença das ondas P, que precede o complexo QRS, com duração inferior a 110 ms e amplitude máxima de 3 mV. Essas características podem apresentar variações devido a alterações na frequência cardíaca, ou seja, num caso de arritmia cardíaca. As arritmias são caracterizadas por um ritmo anormal dos batimentos cardíacos. Elas são classificadas entre taquicardia (batimentos acelerados) e bradicardia (batimentos lentos), e são ocasionadas devido a alterações na origem e/ou condução do estímulo elétrico, alterações essas que são perceptíveis no ECG (PODRID; KOWEY, 2001).

Existem diversos tipos de arritmias detectáveis nos traçados de ECG. Algumas relacionadas ao nó sinusal são (PODRID; KOWEY, 2001):

- *Taquicardia Sinusal*: aumento da frequência de disparos de potencial de ação (Figura 2.12a);
- *Bradicardia Sinusal*: diminuição da frequência (Figura 2.12b);
- *Arritmia Sinusal*: variação na frequência do ritmo sinusal;
- *Bloqueio Sinoatrial de Segundo Grau Tipo I* - quando o ciclo PP diminui até não ser detectada a onda P no traçado de ECG (Figura 2.12c).

Cabe ressaltar que a taquicardia e a bradicardia podem ser fisiológicas. A taquicardia, por exemplo, pode ocorrer devido a algum estresse físico ou emocional. A bradicardia é comum em atletas com excelente condicionamento cardiovascular. Por outro lado, podem ocorrer em condições patológicas, como a taquicardia no hipertireoidismo.

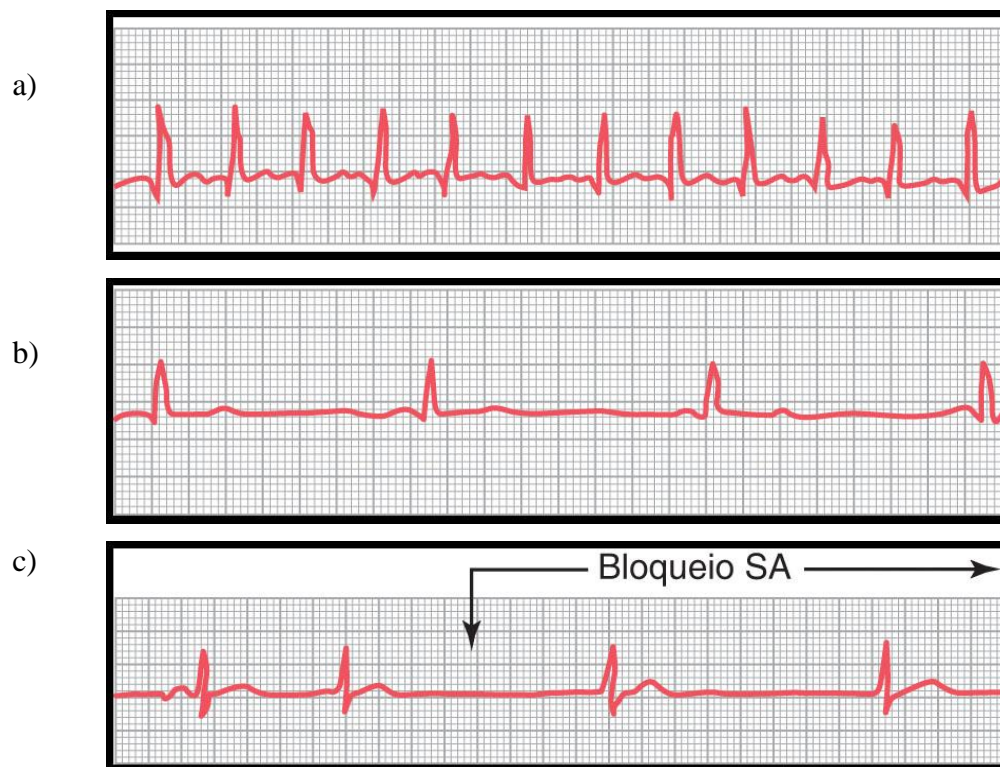


Figura 2.12: Arritmias - a) taquicardia sinusal; b) bradicardia sinusal; c) bloqueio sino-atrial (Extraída de GUYTON e HALL (2006)).

Outras arritmias de origem supraventricular são (BIGGER; GOLDREYER, 1970; JOSEPHSON; WELLENS, 1990; ALLESSIE; KIRCHHOF; KONINGS, 1996):

- *Extra-sístole Atrial não Conduzida*: quando um batimento ectópico (fora do tempo previsto) não é conduzido ao ventrículo, resultando na ausência do complexo QRS no traçado do ECG;
- *Taquicardia Atrial Focal Sustentada*: aumento da frequência superior a 100 bpm. Detectada no traçado de ECG pela presença de onda P de morfologia distinta da onda P de origem sinusal.
- *Fibrilação Atrial*: quando há uma linha de base no traçado de ECG que pode se apresentar isoelétrica com irregularidades finas e/ou grosseiras e ciclos RR inconstantes;
- *Taquicardia Bidirecional*: quando o complexo QRS aparece alternadamente ora positivo, ora negativo.

Algumas arritmias de origem ventricular são (ANTUNES et al., 1994; CHAPMAN; WETHERBEE; TROUP, 1986; SHAH et al., 1998; SMITH, 1989; WILSON, 1991):

- *Ritmo Idioventricular de Escape*: quando se tem um QRS alargado no traçado e a frequência cardíaca inferior a 40 bpm;
- *Ritmo Idioventricular Acelerado*: quando se tem um QRS alargado no traçado e a frequência cardíaca superior a 40 bpm;
- *Taquicardia Ventricular Sustentada Polimórfica*: quando o complexo QRS apresenta morfologia variável e a frequência cardíaca superior a 100 bpm.

Algumas arritmias devido à condução atrioventricular são (ANTUNES et al., 1994):

- *Bloqueio AV de Primeiro Grau*: quando o intervalo PR é superior a 0,20 s em adultos para uma frequência cardíaca inferior a 90 bpm;
- *Alternância Elétrica*: quando o traçado apresenta QRS com amplitudes maiores e menores alternadamente a cada batimento;
- *Repolarização Precoce*: alteração detectável a partir de mudanças no segmento ST e que pode desencadear uma arritmia futura de baixa frequência.

Cabe destacar que o diagnóstico de uma dada condição patológica é dado a partir de uma avaliação abrangente do paciente, composta de anamnese, exame físico e exames complementares no qual se enquadra o eletrocardiograma.

### **2.3.2 Infarto do miocárdio, isquemia cardíaca e hipertrofia ventricular**

O infarto do miocárdio, também detectável no ECG, é a condição em que o coração tem seu fluxo sanguíneo bloqueado, podendo causar morte de parte do tecido cardíaco ou até mesmo dano irreversível. Eletrocardiograficamente, o *Infarto Agudo do Miocárdio* é caracterizado pela presença de um supradesnivelamento do ponto J (localizado no final do complexo QRS e início da onda T) e do segmento ST nas derivações que compreendem a área do infarto. O infarto pode causar uma inflamação no pericárdio chamada *Pericardite*, que também é detectada no traçado de ECG pelo supradesnivelamento do segmento ST com a diferença de que ele se inicia na porção média da fase descendente da onda R e ainda há uma ausência da onda Q. É possível localizar qual região sofreu um infarto através de derivações específicas. Por exemplo, um supradesnivelamento do segmento ST nas derivações precordiais direitas indica

*Infarto do Miocárdio de Ventrículo Direito* (ANDERSN; FALK; NIELSEN, 1987; HARNETT; LAHAYE; WILKINSON, 2016).

Já a isquemia do miocárdio ocorre quando há uma oferta insuficiente de sangue e oxigênio para coração devido a uma obstrução das artérias coronárias, aumentando as chances de infarto. Por essa razão, é de suma importância detectar precocemente uma isquemia no ECG. Eletrocardiograficamente, alterações na repolarização ventricular, onda T negativa, pontiaguda e simétrica, sugerem *Isquemia Subepicárdica*. E alterações na repolarização ventricular, onda T positiva, pontiaguda e simétrica, sugerem *Isquemia Subendocárdica*. Ambas localizadas na região compreendida pelos eletrodos (BRUCE; SPODICK, 1980).

Por fim, outra condição também detectável no ECG é a hipertrofia ventricular, na qual ocorre um espessamento excessivo das paredes musculares do coração devido à uma sobrecarga de pressão ou volume (SAMESINA; AMODEO, 2001). Eletrocardiograficamente, a *Hipertrofia Ventricular Esquerda* é marcada pelo aumento na duração do complexo QRS, particularmente na duração da onda R, por alterações da repolarização ventricular caracterizadas pela onda T achatada, desnivelamento do segmento ST e onda T negativa e assimétrica, além de presença da onda P negativa na derivação V1. Algumas características da *Hipertrofia Ventricular Direita* são: onda S profunda e complexos QRS do tipo RS ou rS (onda S mais alta que onda R) nas derivações opostas V5 e V6, QRS mais largo nas derivações direitas e ondas T positivas na derivação V1 de indivíduos com idade entre 3 a 6 anos. Na *Hipertrofia Biventricular*, tem-se ECG típico da hipertrofia ventricular direita acrescido das seguintes características: complexos QRS isodifásicos (quando a altura da maior onda positiva e a profundidade da maior onda negativa são semelhantes) nas derivações precordiais intermediárias, ondas Q profundas e ondas R com amplitudes elevadas nas derivações V5 e V6 (BAXLEY; DODGE; SANDLER, 1968; CASALE et al., 1985; DEVEREUX et al., 1983; FOWLER; WESTCOTT; SCOTT, 1952).

## Capítulo 3: Técnicas de Processamento aplicadas a sinais biomédicos

Este capítulo apresenta uma breve revisão sobre técnicas tempo-frequência empregadas na literatura para análise do ECG, com especial destaque para as técnicas estudadas neste trabalho (LMD e EMD).

### 3.1 *Local Mean Decomposition* (LMD)

A técnica LMD foi desenvolvida por SMITH (2005) para analisar sinais não-lineares e não-estacionários. Ela tem como objetivo decompor um sinal em uma série de funções-produto (PFs), que correspondem à multiplicação de um sinal modulado em amplitude (sinal de envelope) por um sinal modulado em frequência. A partir do sinal PF, pode-se extrair informações de frequência e fase instantâneas. Ao traçar as informações de envelope e frequência instantânea, tem-se uma representação tempo-frequência. Logo, a LMD é uma técnica muito interessante de ser aplicada a sinais biomédicos, especialmente aqueles que apresentam características não-estacionárias, ou que possam ser categorizados como transitórios (e.g.: ECG e potenciais relacionados a evento registrados a partir do eletroencefalograma).

#### 3.1.1 LMD aplicada a biosinais

Devido à complexidade dos sinais de eletroencefalograma (EEG), a decomposição em PFs pode ser útil para sua análise, visto que estes apresentam alterações de potência em bandas de frequência específicas de acordo com tarefas cognitivas realizadas (BAŞAR et al., 1999). Esta aplicação é particularmente interessante, porque, no caso da LMD, a decomposição é feita com base nas características do próprio sinal e não com base na separação das bandas de forma arbitrária, como numa filtragem aplicada ao espectro de magnitude.

No seu trabalho seminal sobre LMD, SMITH (2005) a aplicou justamente a sinais EEG coletados durante um experimento de percepção visual, em que um sujeito observava uma tela com uma imagem em movimento composta por pontos pretos em um fundo branco. Além dos pontos formando a imagem, foram adicionados pontos pretos com movimento aleatório (distratores), visando dificultar a visualização da imagem em movimento. Quando o indivíduo conseguisse visualizar a imagem, apertava um botão e passava para outra “fase” do experimento, com um ponto distrator a mais, ou seja, a tarefa ia se tornando mais difícil. A LMD foi aplicada a cada ensaio (*trial*), realizando a

decomposição em PFs. A Figura 3.1 ilustra um segmento de sinal de EEG (traçado em preto), médias locais ente picos e vales (traços horizontais em preto) e a média suavizada (traçado vermelho). A Figura 3.2 apresenta a decomposição da PF1 até a PF4 (traçados em preto na coluna da esquerda) com a sobreposição da respectiva envoltória (em verde). Os traçados da coluna da direita mostram as respectivas frequências instantâneas.

Como se pode verificar, a decomposição característica do método LMD leva a PFs com conteúdo de frequências decrescentes. As barras inferiores de cada traçado indicam o período em que o estímulo da imagem em movimento era apresentado. É interessante notar que, no início do estímulo, ocorre uma elevação da envoltória da PF1 e PF2 (Figura 3.2a e 3.2c) concomitante com uma redução na frequência instantânea (Figura 3.2b e 3.2d). Tais características coincidem com resultados reportados por WITTE *et al.* (1991) e MELGES *et al.* (2004, 2006) para a envoltória e frequência instantânea calculadas a partir da Transformada de Hilbert e analisadas para sinais de EEG de epiléticos e EEG de recém-nascidos, respectivamente.

Deste modo, a LMD, assim como outros métodos derivados das Transformadas de Hilbert e Hilbert-Huang, permite avaliar informações sobre a estrutura de frequência e potência (ou energia) do EEG e de outros sinais biológicos (SMITH, 2005), por meio da evolução temporal do parâmetro em frequência de interesse.

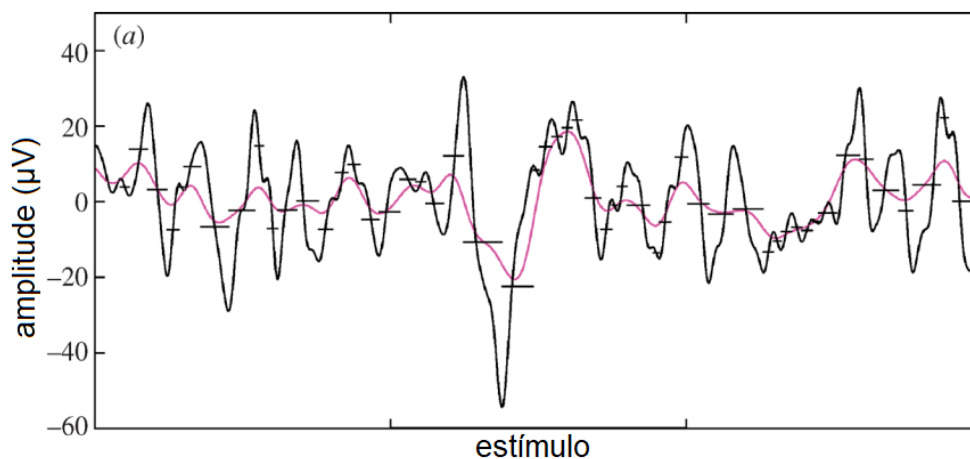


Figura 3.1: Segmento de sinal de EEG (traçado preto), médias locais (traços horizontais pretos) e traçado da média suavizada (traçado vermelho) (Modificado de SMITH (2005)).

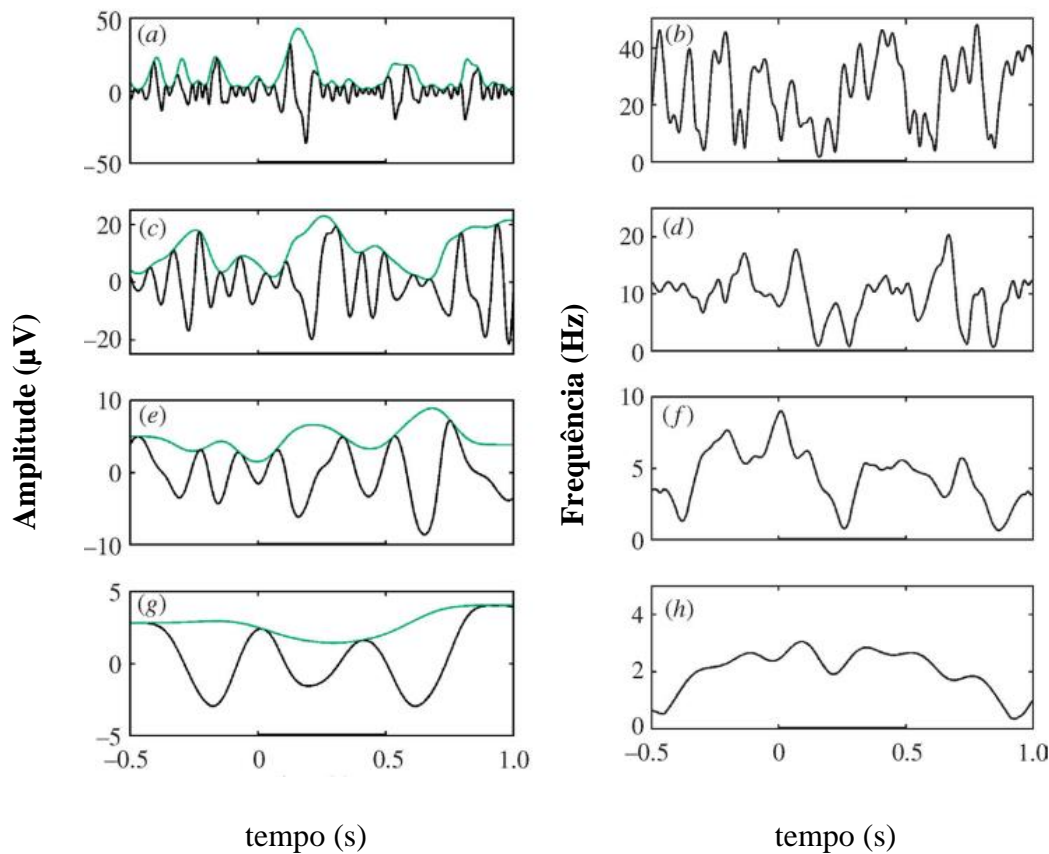


Figura 3.2: Coluna da esquerda: PF<sub>1</sub> até PF<sub>4</sub>; (traçados pretos) com suas respectivas envoltórias (traçados verdes); Coluna da direita: frequência instantânea das respectivas PFs à esquerda. (Modificado de SMITH (2005)).

Em 2017, ZHANG & CHEN aplicaram a LMD a traçados de EEG para a detecção automática de crises epilépticas. Após a obtenção de várias PFs, calcularam características estatísticas e não-lineares (e.g.: assimetria, curtose, dimensão fractal etc.) das 5 primeiras PFs e utilizaram estes parâmetros como entrada de classificadores (*backpropagation neural network* – BPNN, *K-Nearest Neighbor* - KNN, *Linear Discriminant Analysis* – LDA, *Support Vector Machine* -SVM e SVM otimizada por Algoritmo Genético – SVM-AG), atingindo acurácia média igual ou superior a 98,10%.

Também no contexto de detecção automática, YU *et al.* (2018) utilizaram uma combinação de LMD e *Dictionary Pair Learning* para classificação de traçados de EEG durante crises e traçados de “não-crise” (*non-seizure*). Para tanto, calcularam, a partir das PF1 a PF3, características como energia relativa, média e desvio-padrão e índice de flutuação, parâmetros usados para classificação que atingiu sensibilidade de 95,89% com especificidade de 95,10%.

Resultados um pouco inferiores (93,61% de sensibilidade média e 91,85% de especificidade média) foram obtidos por HU *et al.* (2020) para detecção de atividade epiléptica, também empregando parâmetros estatísticos obtidos das 3 primeiras PFs e classificação por um método chamado *Deep Bidiretional Long Short-Term Memory Network* (Bi-LSTM).

A LMD também foi empregada no contexto de reconhecimento de emoções a partir de sinais EEG. WANG *et al.* (2022) utilizaram uma base de sinais de EEG coletados durante a visualização de vídeo clips musicais de 1 minuto com conteúdo emocional apresentados para os voluntários. Os conteúdos eram classificados como Alta Valência Alta Excitação (AVAE) para emoção positiva, Baixa Valência Baixa Excitação (BVBE) para emoção negativa, e Alta Valência Baixa Excitação (AVBE) e Baixa Valência Alta Excitação (BVAE) para emoções neutras. A LMD foi utilizada para obtenção das PFs, um algoritmo baseado na entropia fuzzy para seleção de características e a SVM para classificação, atingindo-se uma acurácia de 91,87%.

PUSARLA, SINGH & TRIPATHI (2022) também utilizaram sinais de EEG decompostos por LMD para classificação de emoções. Neste trabalho, as PFs foram modeladas por parâmetros da função densidade de probabilidade Normal Inverse Gaussian, os quais alimentaram um classificador Adaboost. O método proposto foi aplicado a três bases de dados, duas com sinais registrados durante apresentação de estímulos classificados como positivo, negativo ou neutro, e outra base durante estímulos classificados nas seguintes emoções: feliz, triste, medo e neutro. Os resultados indicaram acurácias variando de 93,23% a 98,6%.

A aplicação da LMD também vem sendo realizada para o desenvolvimento de Interfaces Cérebro-Máquina (ICM). HU *et al.* (2021), por exemplo, extraíram características das PFs utilizando-as com as técnicas Wavelength Optimal Spatial Filter (WSOF) e Multiscale Entropy para a classificação de sinais EEG em 4 classes de imagética motora (IM). A IM consiste em imaginar movimentos de forma a produzir alterações identificáveis no EEG e empregá-las para controlar de dispositivos, no desenvolvimento de tecnologias assistivas. Neste trabalho, o método foi testado em EEG tanto de indivíduos saudáveis, quanto de pacientes hemiplégicos, chegando-se a acurácia média de classificação de 82,55%.

LI & HE (2023) aplicaram uma variante da LMD, a *Complementary White Noise and Extremum Extension LMD* (CEELMD) para obtenção das PFs, seguida da filtragem espacial *Common Spatial Patterns* (CSP) e da classificação pelo algoritmo *Random Forest* (RF), atingindo, no entanto, uma acurácia de classificação mais baixa (75,27%). Por outro lado, PENG & HUI (2024) empregaram a LMD seguida do *Filter Bank Common Spatial Patterns* (FBCSP) e classificação por SVM otimizada por algoritmo genético (SVM-AG), atingindo acurácia média de 91,07%.

### 3.1.2 LMD aplicada a sinais de ECG

Poucos artigos podem ser encontrados na literatura com aplicações da LMD a sinais de eletrocardiografia (ECG). Dentre estes, GUO; NAIK; NGUYEN (2013) utilizaram a LMD como etapa de pré-processamento, anterior à aplicação da Análise de Componentes Independentes (ICA, de *Independent Component Analysis*) para a Separação Cega de Fontes (BSS, de *Blind Source Separation*) de canal único para remover ruído de sinais de ECG. A BSS tem como objetivo separar informações provenientes de fontes distintas que se encontram misturadas em um registro de sinal, sem a necessidade de se conhecer, *a priori*, as fontes individualmente. Particularmente, neste trabalho, a obtenção das componentes independentes a partir das PFs permitiu separar sinais de ECG e EMG, o que é uma tarefa complexa para o caso em que se tem somente um registro.

Em 2014, HSUEH & CHIEN propuseram uma variante da LMD, chamada de *extended Sliding LMD* (eSLMD), para remoção de ruído. Esta técnica, que associa a LMD a um filtro média móvel para processamento *online* foi validada por meio de sinais semi-simulados, obtidos pela soma de diferentes tipos de ruídos a sinais de ECG da base de dados *MIT-BIH Arrhythmia Database* (Physionet.org). Foram adicionados três tipos de ruídos: flutuação da linha de base por um sinal senoidal de 0,333Hz, interferência de rede mimetizada por um sinal senoidal de 50 Hz (a frequência de rede na China é de 50 Hz, não de 60 Hz, como no Brasil) e artefato eletromiográfico (EMG) modelado por números pseudoaleatórios seguindo uma distribuição Gaussiana. Para realizar a remoção de ruído, foram aplicados os seguintes passos: 1) decomposição do sinal de ECG ruidoso em funções-produto (PFs) e resíduo; 2) cálculo da Densidade Espectral de Potência (DEP) das PFs e do resíduo; 3) identificação de componentes associadas ao ruído e reconstrução do sinal a partir das demais componentes (HSUEH; CHIEN, 2014). Como os ruídos de rede e de flutuação de linha de base são sinais concentrados em banda,

tornou-se fácil associar as PFs com potência elevada em torno de 0,333 e 50 Hz aos ruídos, eliminando-as na reconstrução do sinal de ECG (HSUEH; CHIEN, 2014).

No ano seguinte, HSUEH e CHEN (2015) implementaram a eSLMD em um processador de baixo consumo. A arquitetura desenvolvida, contou com os seguintes elementos/etapas: i) um detector para identificar os valores extremos (mínimos e máximos); ii) cálculo das médias e magnitudes locais; iii) dois filtros média móveis de tamanho variável para calcular a média suavizada e a estimativa da envoltória; iv) circuitos combinacionais e *buffers* para cálculo e armazenamento temporário de operações; v) uma máquina de estados finita para controle do sistema em geral; e vi) seis *buffers* circulares para armazenamento de cinco PFs e o resíduo.

Em 2017, GUO *et al.* (2017) propuseram uma variante da LMD que chamaram de *Optimized Local Mean Decomposition* (OLMD), que consiste no acréscimo de mais uma etapa no processamento na técnica proposta por GUO; NAIK; NGUYEN (2013). A OLMD consistia na aplicação em sequência das técnicas LMD, PCA e ICA.

### **3.2 Empirical Mode Decomposition (EMD)**

A técnica EMD, introduzida por Huang (HUANG *et al.*, 1998), é uma ferramenta poderosa para analisar sinais não-lineares e não-estacionários. O objetivo da EMD é decompor o sinal em uma soma de funções de modo intrínseco (IMFs), que contém informações oscilatórias dos sinais. Ela é um método direto e adaptativo, ou seja, dispensa uma base de funções definida *a priori* para decomposição do sinal, sendo o próprio sinal utilizado como fonte da base de funções. As primeiras IMFs, de ordem inferior, são formadas pelas frequências mais altas e escalas temporais menores, e as IMFs posteriores, de ordem superior, por frequências mais baixas e escalas temporais maiores. E o somatório de todas as IMFs mais o resíduo corresponde ao sinal original. A EMD tem sido utilizada em diversas aplicações biomédicas que serão abordadas nesta seção.

#### **3.2.1 EMD aplicada a biosinais**

Comparando-se com a LMD, a EMD foi aplicada de forma mais ampla e mais abrangente a sinais biomédicos. No contexto de identificação de estados emocionais, por exemplo, CARELLA *et al.* (2018) extraíram, a partir das IMFs de sinais de EEG, a primeira derivada no tempo, a primeira derivada de suas fases instantâneas e as energias normalizadas. A acurácia média de classificação de valência e excitação foram, respectivamente, de 75,86% e 75,31%.

Em 2018, DEGIRMENCI *et al.* (2018) extraíram, das IMFs de sinais EEG, parâmetros como densidade espectral de potência e estatísticas de ordem elevada (*Higher Order Statistics*), para classificação de estados emocionais durante a apresentação de figuras agradáveis e desagradáveis. A acurácia variou de 76 a 87% para o classificador com melhor desempenho (SVM).

Além disso, variantes da EMD, como *Fast EMD* (FEMD) (ASGHAR *et al.*, 2020) e *Ensemble Median EMD* (EMEMD) (SAMAL & HASHMI, 2023), também foram aplicadas ao EEG, respectivamente, com acurácias de 72,9% a 91,6% e 74,3% a 78,0%.

A EMD também foi empregada em diversos trabalhos para classificação de imagética motora (EEG durante imaginação de movimento), extraído-se das IMFs uma grande variedade de características: amplitude e frequência instantâneas e Espectro Marginal de Hilbert (GUO, WU & ZHANG, 2008); *Hilbert-Huang Time-Frequency Spectrum* (WEI, LI & LI, 2009); soma das IMF3 a IMF7 (KUO *et al.*, 2011); *Phase-Locked Value* entre pares de IMFs (LIANG *et al.*, 2014); parâmetros de Hjorth e potência do sinal reconstruído a partir de IMFs associadas aos ritmos sensório-motores (GAUR *et al.*, 2015); Variância, Assimetria, Curtose, *Spectral Flux*, *Spectral Flatness* e Entropia de Rényi das IMF1 a IMF3 (ALAZRAI *et al.*, 2017); e características extraídas das IMFs por meio de uma Rede Neural Convolutiva (CNN, de *Convolutional Neural Network*) (TAO *et al.*, 2022). Variantes da EMD, *Masking EMD* (CHEN & YOU, 2017) e *Noise-assisted EMD* (NAEMD) (ZHANG *et al.*, 2021), também foram empregadas para classificação de IMs.

Ainda tratando de sinais de EEG, a EMD foi aplicada para remoção de diversos tipos de ruído (*denoising*), tais como: piscadas e artefato oculomotor (KIAMINI *et al.*, 2009; SHAHBAKHTI, KHALILI & KAMAEE, 2012; SHAHBAKHTI, NAJI & ZAREEI, 2013; WANG *et al.*, 2016; EGAMBARAM *et al.*, 2016; ZAHAN, 2016; PATEL *et al.*, 2016), artefato eletrocardiográfico (NAVARRO, PORÉE & CARRAULT, 2012), ruído eletromiográfico (TENG, ZHANG & WANG, 2014) e flutuações de linha de base (HADIYOSO & WIJAYANTO, 2019).

As variantes *Multivariate EMD with Canonical Correlation Analysis* (MEMD-CCA) (TAVILDAR & ASHRAFI, 2016) e *Noise Assisted Least Square Multivariate EMD* (NALSMEMD) (LIU *et al.*, 2020) foram empregadas para remoção de artefato de movimento – decorrente do deslocamento do eletrodo; e a *Ensemble EMD* (EEMD) para

remoção de ruído branco gaussiano adicionado a sinais de Potencial Relacionado a Evento com razões sinal-ruído variando em 0dB, -5dB e -10dB, para avaliação do desempenho da técnica (SUN, CHENG & MA, 2018).

Assim como a LMD, a EMD também foi aplicada na detecção automática de crises epiléticas com base em diferentes parâmetros: energia das 3 primeiras IMFs (OROSCO *et al.*, 2009); frequência média das IMFs (REHMAN, XIA & MANDIC, 2010); amplitude e frequência médias e instantâneas, assimetria, curtose e entropia de Shannon (GUARNIZO & DELGADO, 2010), largura de banda de modulação em amplitude e largura de banda de modulação em frequência (BAJAJ & PACHORI, 2012) Tsallis Entropy, Entropia de Rényi, Entropia Relativa e coerência (YOL *et al.*, 2018); média, variância, assimetria, curtose, desvio padrão e intervalo interquartil das IMF1-IMF5 (WIJAYANTO *et al.*, 2019); e valor máximo, valor mínimo, valor RMS (*Root Mean Square*), dentre outros (NASSIR *et al.*, 2023). Variantes da EMD também foram utilizadas na detecção automática de atividade epilética: EEMD (BIZOPOULOS *et al.*, 2013), EMD-Modified Peak Selection (EMD-MPS) (KALEEM, GUERGACHI & KRISHNAN, 2013) e NA-MEMD (CHO *et al.*, 2017).

### 3.2.2 EMD para remoção de artefatos em sinais de ECG

Uma grande quantidade de trabalhos pode ser encontrada na literatura, com o uso da EMD para redução de ruídos de sinais de ECG. A Tabela 3.1 apresenta um sumário destes trabalhos, indicando tipos de ruídos removidos, técnica utilizada (EMD, variante da EMD ou combinação de técnicas), bem como se os trabalhos utilizaram: A. sinais ECG reais; B. sinais semi-simulados: ECG reais somado a ruído simulado; ou C. sinais simulados: ECG simulado somado a ruído simulado. A remoção dos ruídos, em todos os casos, se baseia na identificação de quais IMFs tem predomínio de ruído, eliminando-as na reconstrução dos sinais de ECG.

A EMD também foi implementada em um microcontrolador ARM STM32F429ZI (da STMicroelectronics) para remoção de flutuações de linha de base e ruído eletromiográfico (WU *et al.*, 2016). Mais recentemente, uma combinação de TWD e EMD foi implementada em uma FPGA (*Field Programmable Gate Array*) Xilinx Artix-7 para remoção de ruído aleatório (CHINMAYI & PADMAJA, 2023).

**Tabela 3.1: Artigos que aplicaram a EMD para remoção de ruídos. Classes de Sinais: A. Sinais ECG reais. B. Sinais semi-simulados: ECG reais somado a ruído simulado; C. Sinais simulados: ECG simulado somado a ruído simulado.**

Artigo	Sinais	Técnica	Flutuações de linha de base	Ruído de rede (50 Hz ou 60 Hz)	EMG	Artefato de Movimento	Ruído aleatório ou ruído de “alta frequência”
<b>Blanco-Velasco, Weng &amp; Barner (2006)</b>	B	EMD	X				X
<b>ZHAO &amp; CHEN (2006)</b>	A	EMD	X	X			
<b>WENG, BLANCO-VELASCO &amp; BARNER (2006)</b>	A e B	EMD					X
<b>TANG <i>et al.</i> (2007)</b>	A	EMD	X				X
<b>NIMUNKAR &amp; TOMPKINS (2007)</b>	B	EMD		X			X
<b>PAN <i>et al.</i> (2007)</b>	B	EMD					X
<b>TANG &amp; QIN (2008)</b>	B	EMD					X
<b>XING &amp; HOU (2009)</b>	B	EMD-ICA			X		
<b>LI &amp; LI (2009)</b>	B	EMD-Wavelet					X
<b>CHANG (2010)</b>	C	EMD e EEMD		X	X		X

<b>SHE <i>et al.</i> (2010)</b>	B	EMD-MMO						X
<b>ASHFANOOR KABIR &amp; SHAHNAZ (2011)</b>	B	EMD-Wavelet						X
<b>CHACKO &amp; ARI (2012)</b>	B	EMD						X
<b>PRADEEP KUMAR, BALAMBIGAI &amp; ASOKAN (2012)</b>	B	EMD-Wavelet						X
<b>JENITTA &amp; RAJESWARI (2013)</b>	B	EMD e EEMD	X	X				
<b>ANAPAGAMINI &amp; RAJAVEL (2013)</b>	B	EMD	X	X				
<b>SONALI, SINGH &amp; SUNKARIA (2013)</b>	B	EMD						X
<b>SAMADI &amp; SHAMSOLLAHI (2014)</b>	B							X
<b>SINGH, KAUR &amp; KUMAR (2014)</b>	B	EMD e EEMD	X					X

<b>TAGHAVI, SHAMSOLLAHI &amp; SENHADJI (2015)</b>	B	EEMD					X
<b>ATRISANDI <i>et al.</i> (2015)</b>	B	EEMD	X		X	X	
<b>CHOUDHRY, PURI &amp; KAPOOR (2016)</b>	B	EMD-MMO	X				
<b>VERMA, PRATIK &amp; PRADHAN (2016)</b>	B	Wavelet-EMD					X
<b>VARDHAN &amp; GUPTA, 2016</b>	A	EMD-Expoente de Hurst					X
<b>SINGH, SHAHNAWAZUDDIN &amp; PRADHAN (2017)</b>	B	M-EMD-NLM					X
<b>RAKSHIT &amp; DAS (2017)</b>	B	EMD-TWD-ASMF					X
<b>DLIOU <i>et al.</i> (2018)</b>	B	EMD, EEMD E TWD					X
<b>RACHAKONDA &amp; MAHESH (2019)</b>	A	CEEMD e WPD					X

<b>YIN et al. (2020)</b>	A	EEMD-NLM						X
<b>KHAN et al. (2020)</b>	A	EMD						X
<b>ZEBIN et al. (2020)</b>	A	EMD-Wavelet						X
<b>ZAHIA et al. (2022)</b>	C	EMD-Expoente de Hurst						X
<b>IMMACULATE JOY, VENKATESH &amp; BHARGAV (2023)</b>	B	EMD-Wavelet						X

MMO: *Mathematical Morphology Operator*, M-EMD-NLM: *Modified EMD-Non Local Means*, TWD: *Transformada Wavelet Discreta*, ASMF: *Adaptive switching mean filtering*, CEEMD: *Complete Ensemble Empirical Mode Decomposition* e WPD: *Wavelet Packet Decomposition*.

Em outros trabalhos, a EMD e variantes foram implementadas visando ao cálculo eficiente das IMFs. WANG *et al.* (2010) o fizeram em uma FPGA Cyclone II EP2C70F896C6N (da Altera), CHEN *et al.* (2018) implementaram a EEMD em uma FPGA da Xilinx e FANG & CHEN (2019) em uma FPGA não especificada.

### 3.2.3 EMD para detecção das ondas do ECG

A identificação de ondas características do ECG é outra aplicação em que a EMD foi investigada. Um dos primeiros trabalhos neste contexto foi o de NIMUNKAR & TOMPKINS (2007) que substituiu a etapa de filtragem passa-baixas do Método de PAM-TOMPIKINS (MPT) pela filtragem usando a EMD e realizou a detecção dos picos R. Para tanto, após o cálculo das IMFs, eliminou-se a IMF1, que continha a maior contribuição de ruído de “frequência elevada”, obtendo-se desempenho similar ao MPT, para sinais semi-simulados (soma de um *template* de ECG real com ruído branco gaussiano).

Visando à detecção do complexo QRS, XING & HUANG (2008) aplicaram a EMD a 46 sinais de ECG da base de dados MIT-BIH *Arrhythmia* (<https://physionet.org/content/mitdb/1.0.0/>). Realizando a decomposição por EMD e utilizando somente as IMF1-IMF3 na reconstrução, chegaram a uma taxa de erro de detecção de 0,66%, considerando falsos positivos e falsos negativos.

YANG & TANG (2008) compararam o desempenho da EMD com o da TWD para detecção de ondas R. Usando também as IMF1-IMF3 para uma casuística muito menor (6 sinais de ECG) da mesma base de dados, chegaram a uma taxa de erro de 0,2% contra 0,39% para a TWD.

ARAFAT & HASAN (2009) também utilizaram somente as 3 primeiras IMFs para detecção das ondas P e T, e complexo QRS, bem como para identificação de seus início e fim (*onsets* e *offsets*), empregando duas bases de dados, a *QT Database* (<https://physionet.org/content/qtdb/1.0.0/>) e a *MIT-BIH Arrhythmia Database*. No entanto, os resultados não foram apresentados com base em informações como falsos positivos, falsos negativos e taxa de erro. O desempenho do método proposto foi avaliado a partir dos valores temporais (em milissegundos) dos pontos fiduciais dos batimentos comparados às medidas-padrão, referência para análise quantitativa do ECG (The CSE Working Party, 2008).

Utilizando 48 sinais da base de dados de arritmias, ZHU, ZHAO & CHEN (2010) obtiveram uma taxa de erro de detecção de 0,38%. Neste trabalho, calcularam a razão da energia da IMF1 pela energia do sinal ECG e, caso esta razão fosse maior do que 5%, o sinal era reconstruído com IMF1-IMF3; caso contrário, a reconstrução era feita considerando-se IMF2-IMF4.

No mesmo ano, PAL & MITRA (2010) investigaram a detecção do complexo QRS de sinais da base de arritmia e da base PTB *Diagnostic ECG Database* (<https://physionet.org/content/ptbdb/1.0.0/>), usando IMF2 e IMF3 e obtendo taxa de erro de 1,33%. Neste trabalho, os sinais foram processados para duração equivalente a cerca de 500 batimentos apenas.

NARSIMHA *et al.* (2011) avaliaram somente 5 sinais da base de arritmia com duração de 5000 amostras para detecção do QRS, atingindo uma taxa de erro de 0,54%, com emprego da IMF1 e IMF2. BOUABIDA, SLIMANE & REGUIG (2011) também analisaram somente 5 sinais da mesma base com curta duração (2000 amostras), atingindo sensibilidade, apurada por indivíduo, variando de 77,84% a 99,56%.

Uma associação de EMD e Transformada de Hilbert foi proposta por MABROUKI, KHADDOUMI & SAYADI (2014) para detecção do complexo QRS, para a qual se atingiu taxa de erro de 8,84% utilizando IMF1-IMF3 e 60 segundos de 45 sinais da MIT-BIH *Arrhythmia Database*. Empregando as mesmas IMFs, mesma duração e 45 sinais, KUMARI, SAHU & SINHA (2018) obtiveram uma taxa de erro de 3,99% ao combinar EMD e *Shannon Energy Envelope* para detecção de ondas R.

Além disso, NGUYEN, NGUYEN & LE (2022) utilizaram a EEMD combinada à Transformada de Hilbert para a detecção de ondas R em sinais de 1 minuto de ECG da base de arritmias, chegando a uma taxa de erro de 2,8% (usando IMF1-IMF3). Outros trabalhos, REZGUI & LACHIRI (2015), SAFARI *et al.* (2016), SAHOO, DAS & SABUT (2016) e HOSSAIN *et al.* (2019) investigaram a aplicação da EMD ou variantes para múltiplas bases de dados visando à identificação das ondas características do ECG.

### **3.2.4 EMD para classificação de sinais de ECG**

A EMD também tem sido amplamente utilizada para extração de características para classificação de traçados de ECG nas categorias pessoas saudáveis vs pessoas com patologias. Neste contexto, pode-se citar a identificação arritmias (ICZI *et al.*, 2018),

taquicardia ventricular e fibrilação ventricular (HOTRADAT *et al.*, 2018), fibrilação atrial (SHIVARAM *et al.*, 2018; EKHLASI & AHMADI, 2022; SERHAL *et al.*; 2023), regurgitação mitral (QI *et al.*, 2023), apneia do sono (SUNDARAM *et al.*, 2018), e até a predição de crises epiléticas a partir do ECG (NAIR *et al.*, 2023).

### **3.2.5 Outras aplicações da EMD em sinais de ECG**

Por fim, vale mencionar que a extração das IMFs de sinais de ECG, por meio da EMD (KOUCHAKI *et al.*, 2012; REZGUI & LACHIRI, 2016; KHAN *et al.*, 2019; ZEHIR *et al.*, 2023) e EEMD (DENG *et al.*, 2017; SINGH & JOSHI, 2019), tem sido utilizada para emprego como assinatura eletrográfica na construção de sistemas de biometria.

Como se pode notar a partir das seções anteriores, não há trabalhos que tenham empregado a LMD para detecção de ondas características do ECG. Além disso, a EMD foi aplicada para este propósito em uma variedade de bases de sinais de pacientes cardiopatas, tendo sua performance comparada a TWD e Transformada de Hilbert. No entanto, não há trabalhos que realizem comparação entre os desempenho da LMD, EMD e MPT, na detecção de ondas R, conforme proposto na presente pesquisa.

## Capítulo 4: Materiais e Métodos

Este capítulo contém informações sobre as bases de sinais ECG, as etapas de pré-processamento, bem como as técnicas de processamento empregadas neste trabalho.

### 4.1 Sinais de Eletrocardiograma

Para comparação das técnicas LMD, EMD e MPT, primeiramente foram utilizados sinais de ECG de quatro bases de sinais disponíveis no site da *Physionet* ([physionet.org](http://physionet.org)). O primeiro abrange sinais de pessoas em condições normais de saúde e os outros três correspondem a sinais de cardiopatas.

A primeira base foi a *MIT-BIH Normal Sinus Rhythm Database* (<https://physionet.org/content/nsrdb/1.0.0/>) que contém 18 sinais de ECG de longa duração (taxa de amostragem  $f_s = 128$  Hz) de indivíduos com ritmo sinusal normal, em repouso. Foram utilizados 15 sinais de 10 minutos, tomados aleatoriamente da base.

A segunda corresponde à *Congestive Heart Failure RR Interval Database* (<https://physionet.org/content/chf2db/1.0.0/>) que conta com 29 sinais de ECG de longa duração ( $f_s = 250$  Hz) de indivíduos com insuficiência cardíaca nas classes I, II e III da New York Heart Association (NYHA). Foram utilizados 12 sinais de 10 minutos, tomados aleatoriamente da base.

A terceira base foi a *MIT-BIH Supraventricular Arrhythmia Database* (<https://physionet.org/content/svdb/1.0.0/>) que contém 78 sinais de 30 minutos de duração ( $f_s = 128$  Hz) de pessoas que apresentam arritmias supraventriculares. Foram utilizados 10 sinais com 10 minutos de duração, tomados aleatoriamente da base.

Por fim, a quarta corresponde à *CU Ventricular Tachyarrhythmia* (<https://physionet.org/content/cudb/1.0.0/>) com 35 sinais de 8 minutos de duração ( $f_s = 250$  Hz) de pessoas que apresentaram episódios de taquicardia ventricular sustentada. Foram utilizados 10 sinais de 8 minutos, tomados aleatoriamente da base.

### 4.2 Método de Pan-Tompkins (MPT)

O algoritmo de Pan-Tompkins detecta de forma confiável os complexos QRS através da análise de inclinação (etapa de derivação), da amplitude (etapa de potenciação) e da largura (etapa de integração) do sinal de ECG (PAN; TOMPKINS, 1985), sendo a técnica mais amplamente empregada.

Assim, seguindo os passos do MPT (PAN; TOMPKINS, 1985), a primeira etapa consiste em aplicar um filtro passa-banda de 5 a 15 Hz para reduzir as interferências no sinal, como artefato muscular, artefato por deslocamento do eletrodo, interferência da linha de rede, flutuações da linha de base e até mesmo ondas T de potência mais elevada. Para isso, aplica-se primeiro um filtro passa-baixa calculado a partir da seguinte equação de diferenças:

$$y(nT) = 2y(nT - T) - y(nT - 2T) + x(nT) - 2x(nT - 6T) + x(n - 12T) \quad (4.1)$$

Onde T representa o período de amostragem. E depois, aplica-se um filtro passa-alta de acordo com a equação de diferenças:

$$y(nT) = 32x(nT - 16T) - [y(nT - T) + x(nT) - x(nT - 32T)] \quad (4.2)$$

A segunda etapa consiste em aplicar uma diferenciação sobre o sinal, a fim de suprimir as atividades de baixa frequência e destacar as atividades de frequência e amplitude mais elevadas, tais como as ondas R, o que é realizado a partir da seguinte operação:

$$y(nT) = (1/8T) [-x(nT - 2T) - 2x(nT - T) + 2x(nT + T) + x(nT + 2T)] \quad (4.3)$$

Na terceira etapa, elevam-se os valores de amplitude ao quadrado, o que intensifica a inclinação do QRS e ajuda a restringir os falsos positivos causados por ondas T com maior amplitude:

$$y(nT) = [x(nT)]^2 \quad (4.4)$$

Na quarta etapa, aplica-se a integração de uma janela móvel, seguida de um procedimento de busca que permite identificar os instantes de ocorrência das ondas R. Esse processo é realizado por:

$$y(nT) = (1/N) [x(nT - (N - 1)T) + x(nT - (N - 2)T) + \dots + x(nT)] \quad (4.5)$$

onde N é o número de amostras na janela de integração. Levando-se em consideração que o processo de filtragem introduz um atraso, é realizado um ajuste para encontrar o momento de ocorrência das ondas R de forma adequada.

Para o MPT, utilizou-se a implementação do algoritmo (Pan & Tompkins 1985) obtida no próprio site da *Physionet*, cujas etapas estão resumidas na Figura 4.1.

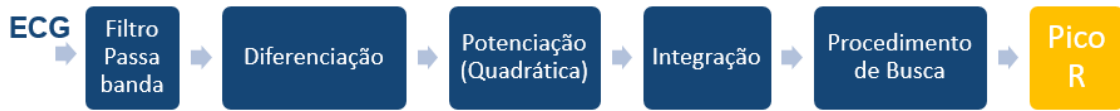


Figura 4.1: Diagrama do MPT.

### 4.3 *Local Mean Decomposition (LMD)*

De acordo com SMITH (2005), a LMD tem o objetivo de decompor um sinal em um produto de um sinal puramente modulado em frequência por um sinal de envoltória (ou envelope) - puramente modulado em amplitude -, compondo um sinal resultante, denominado função-produto (PF, de *Product Function*). O cálculo da LMD segue as etapas descritas em detalhes adiante.

**Etapa 1:** consiste em encontrar os pontos de máximos e mínimos do sinal original e calcular a média entre eles:

$$m_i = \frac{n_i + n_{i+1}}{2} \quad (4.6)$$

Onde  $n_i$  e  $n_{i+1}$  representam os valores de amplitude correspondentes a um máximo (ou mínimo) e um mínimo (ou máximo) consecutivos do sinal.

**Etapa 2:** A envoltória do sinal é encontrada de forma semelhante, sendo calculada por:

$$a_i = \frac{|n_i - n_{i+1}|}{2} \quad (4.7)$$

Aplica-se aos sinais de média e envoltória uma interpolação cúbica por partes que preserva o número de amostras do sinal original e, em seguida, um filtro média móvel de duas amostras, obtendo versões suavizadas dos sinais.

A segunda etapa consiste em subtrair do sinal original o sinal de média

$$h_{11}(t) = x(t) - m_{11}(t) \quad (4.8)$$

e dividir o resultado pela envoltória estimada:

$$s_{11}(t) = \frac{h_{11}(t)}{a_{11}(t)} \quad (4.9)$$

Se a envoltória do sinal  $s_{11}(t)$ ,  $a_{12}(t)$ , for diferente de 1, as Etapas 1 e 2 se repetem para um novo sinal, sendo ele o  $s_{11}(t)$ . O primeiro processo iterativo continua  $n$  vezes até que se obtenha um sinal puramente modulado em frequência,  $s_{1n}(t)$ , e um sinal de envoltória com amplitude aproximadamente unitária.

**Etapa 3:** A terceira etapa é encontrar a envoltória total, que consiste na multiplicação de todas as envoltórias calculadas devido às iterações,

$$a_1(t) = a_{11}(t)a_{12}(t)a_{13}(t) \dots a_{1n}(t) \quad (4.10)$$

para assim calcular o sinal da PF, ou seja:

$$PF_1(t) = a_1(t)s_{1n}(t) \quad (4.11)$$

Com o sinal da PF é possível obter a frequência instantânea, a partir do sinal puramente modulado em frequência  $s_{1n}(t)$ . Inicialmente, calculamos a fase instantânea,

$$\varphi_1 = \arccos(s_{1n}(t)) \quad (4.12)$$

a qual é derivada para obter-se a frequência instantânea:

$$\omega_1(t) = \frac{d\varphi_1(t)}{dt} \quad (4.13)$$

É possível obter, então, uma representação tempo-frequência em gráficos que mostram o sinal da  $PF_1(t)$ , a envoltória total  $a_1(t)$  e a frequência instantânea  $\omega_1(t)$  associada a  $s_{1n}(t)$ .

A última etapa consiste em subtrair a  $PF_1(t)$  do sinal original, obtendo  $u_1(t)$ . O segundo processo iterativo se repete  $k$  vezes, com o novo sinal original sendo  $u_k(t)$ , até que ele não apresente oscilações, ou seja:

$$\begin{cases} u_1(t) = x(t) - PF_1(t), \\ u_2(t) = u_1(t) - PF_2(t), \\ \vdots \\ u_k(t) = u_{k-1}(t) - PF_k(t). \end{cases} \quad (4.14)$$

Ao se atingir a condição de parada (amplitude de  $a_k(t)$  aproximadamente unitária), os picos R são encontrados a partir dos pontos em que o sinal de  $PF_k(t)$  toca o sinal de ECG original. O resumo da técnica está ilustrado no fluxograma da Figura 4.2.

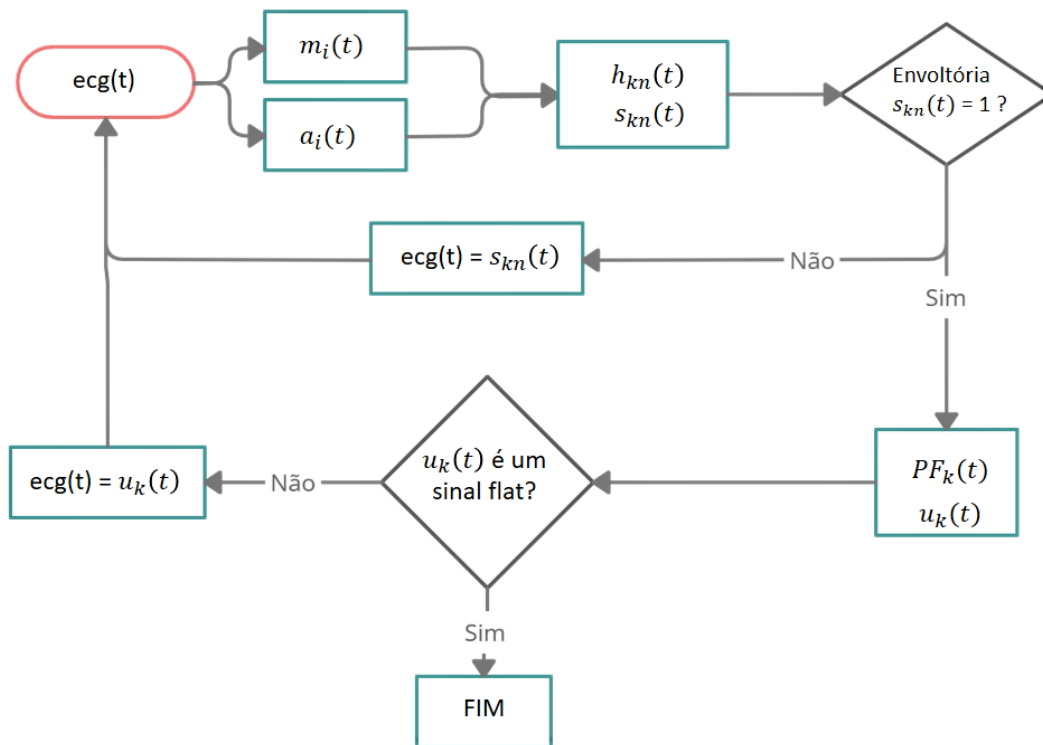


Figura 4.2: Fluxograma da LMD.

#### 4.4 Empirical Mode Decomposition (EMD)

De acordo com HUANG *et al.* (1998), a EMD se baseia na decomposição de um sinal associada à extração da potência para várias escalas temporais. O sinal é decomposto em um conjunto de Funções de Modo Intrínseco (IMFs, de *Intrinsic Mode Functions*) que apresentam conteúdo em bandas de frequências mais elevadas até frequências mais baixas. A EMD pode ser calculada, conforme descrito por HADJ SLIMANE; NAÏT-ALI (2010), pelas seguintes etapas:

**Etapa 1:** consiste em encontrar os pontos de máximos e de mínimos locais do sinal original ( $x(t)$ ).

**Etapa 2:** consiste em encontrar as envoltórias superior ( $Sup(t)$ ) e inferior ( $Inf(t)$ ) a partir dos pontos de máximos e mínimos, respectivamente, aplicando uma interpolação cúbica por partes, e realizar a média entre as duas:

$$m(t) = \frac{Sup(t) + Inf(t)}{2} \quad (4.15)$$

**Etapa 3:** consiste em subtrair do sinal original o sinal de média e analisar se o sinal resultante ( $h(t)$ ) é uma IMF:

$$h(t) = x(t) - m(t) \quad (4.16)$$

O sinal  $h(t)$  será uma IMF se o número de cruzamentos por zeros for igual ao número de extremos e se o sinal  $m(t)$  for igual a zero. Caso não se cumpram as duas condições, as Etapas 1-3 são repetidas para  $x(t) = h(t)$  até que se obtenha uma IMF ( $d(t)$ ).

**Etapa 4:** Uma vez obtida a IMF, calcula-se o resíduo:

$$r(t) = x(t) - d(t) \quad (4.17)$$

Se  $r(t)$  for uma função monotônica, o algoritmo chega no fim. Caso contrário, o algoritmo volta à primeira etapa com  $x(t) = r(t)$ . O sinal  $r(t)$  será considerado uma função monotônica quando tiver menos de dois pontos de mínimos ou de máximos. As IMFs de ordem inferior (maiores frequências) carregam informações dos complexos QRS, possibilitando a identificação dos picos R em seus pontos de máximos. Assim, soma-se as primeiras IMFs para encontrar os pontos de máximo do sinal, que serão correspondentes aos picos R. O resumo da técnica está ilustrado no fluxograma da Figura 4.3.

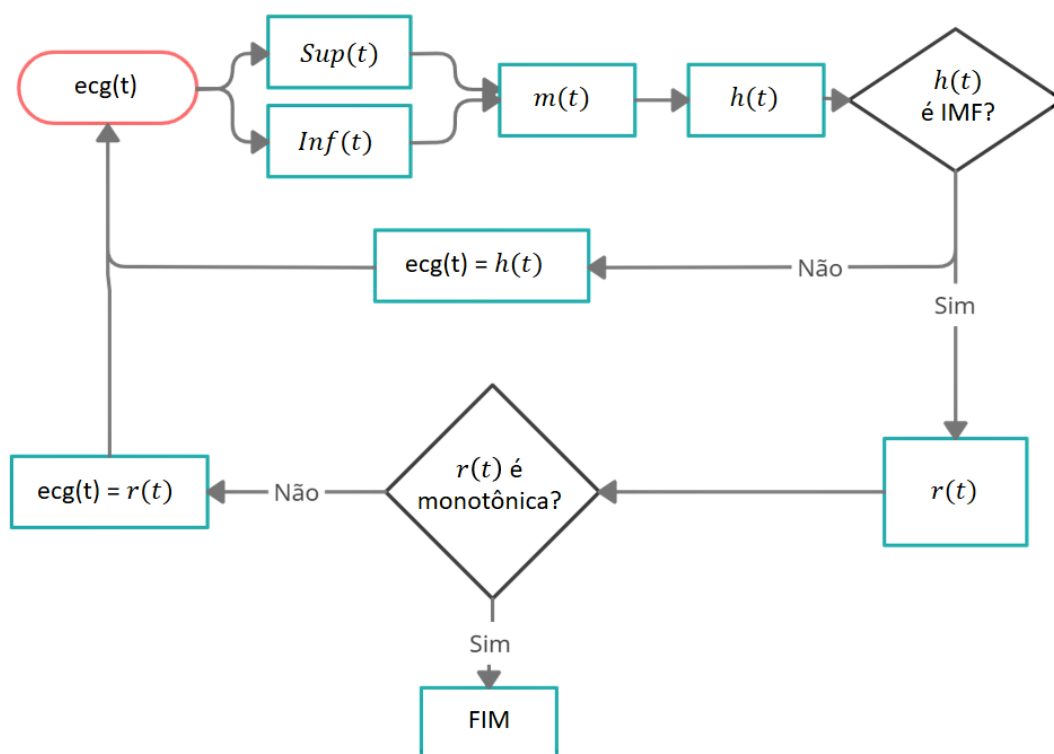


Figura 4.3: Fluxograma da técnica EMD.

#### 4.5 Identificação das Ondas R

Com vistas a identificar os instantes de ocorrência das ondas R nos sinais de ECG, as técnicas MPT, LMD e EMD foram aplicadas a janelas de 10 segundos de registros de 10 min (ou 8 min, dependendo da base) de cada indivíduo após aplicar, como etapa de pré-processamento, uma filtragem passa-banda de 5 a 15 Hz para reduzir interferências como artefatos eletromiográficos, ruídos provenientes da rede elétrica e flutuações de linha de base. Para detecção dos picos R, foi considerada apenas a primeira PF para a LMD e, para a EMD, foram consideradas as três primeiras IMFs.

Após a identificação das ondas R com cada uma das técnicas, foi realizada a contagem de batimentos identificados e, comparando-se com os batimentos anotados (BA) por especialistas, foram obtidos os Falsos Positivos (FP) – identificação errada de ondas R -, os Falsos Negativos (FN) – ausência de identificação de ocorrência de ondas R e Verdadeiros Positivos (VP=BA-FN), para cada base de dados estudada.

Com base nessas quantidades, calculou-se a Taxa de Erro (%),

$$Erro(\%) = \frac{FP + FN}{BA} * 100, \quad (4.18)$$

a Sensibilidade,

$$Se(\%) = \frac{VP}{VP + FN} * 100 \quad (4.19)$$

e o Valor Preditivo Positivo,

$$VPP(\%) = \frac{VP}{VP + FP} * 100 \quad (4.20)$$

Por fim, foram calculados os tempos de Execução de cada método (TExec) para cada sinal de cada uma das bases e cada técnica estudada. Todos os procedimentos anteriormente descritos foram executados no Matlab em um computador com processador Intel Core i7 com *clock* de 2,4 GHz, 8Gb de RAM e Windows 10 de 64 bits.

## Capítulo 5: Resultados: identificação das ondas R

Este capítulo apresenta os resultados da identificação das ondas R com as três técnicas estudadas, MPT, LMD e EMD.

### 5.1 LMD

A Figura 5.1 ilustra os passos da primeira etapa da técnica LMD, na qual se obtém os sinais de média e envoltória. Na Figura 5.1a, tem-se 10 segundos do sinal de ECG original do indivíduo 16265\* (normal). Este sinal, após a filtragem passa-banda de 5 a 15 Hz, é mostrado na Figura 5.1b. Na Figura 5.1c, ao sinal filtrado é sobreposta a série de máximos (círculos vermelhos), a série de mínimos (círculos roxos) e o sinal de média  $m_I(t)$  (em verde). Na Figura 5.1d, o sinal filtrado é sobreposto à envoltória  $a_I(t)$  (em azul).

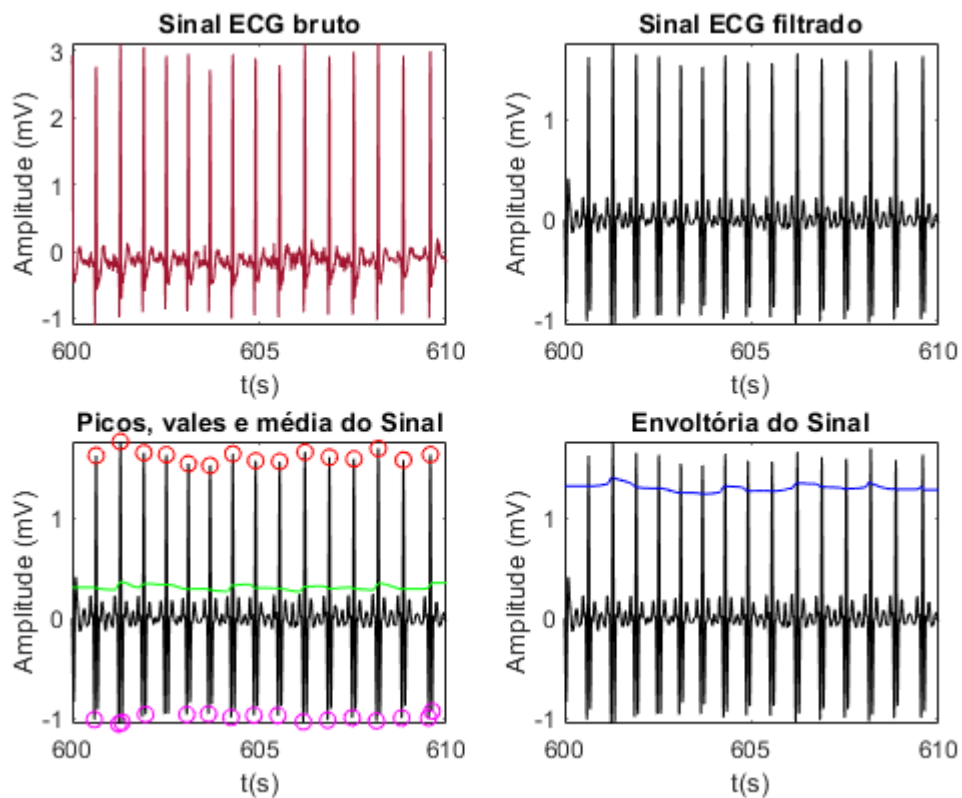


Figura 5.1: a) Sinal de ECG original do indivíduo 16265\*; b) Sinal de ECG filtrado de 5 a 15 Hz; c) Sinal de média  $m_I(t)$  (em verde), com identificação de valores de máximo (círculos vermelhos) e mínimo (círculos roxos); d) Envoltória  $a_I(t)$  (azul).

A Figura 5.2 ilustra o resultado da aplicação da LMD para o mesmo indivíduo da Figura 5.1, após o primeiro processo iterativo da segunda etapa da técnica, para a qual foi preciso iterar 16 vezes, até que se obtivesse o sinal  $s_{1-16}(t)$  puramente modulado em frequência, e  $a_{1-16}(t)$ , o sinal de envoltória. O sinal  $PF_1(t)$  resultante da terceira etapa da LMD (Figura 5.3), que contém oscilações de frequências mais elevadas, que caracterizam as ondas R do ECG, permite a identificação destas, nos instantes em que a envoltória total toca a  $PF_1(t)$  do indivíduo 16265\*.

Para fins de ilustração, a Figura 5.4 mostra um exemplo em que a técnica LMD detectou erroneamente picos R duplicados para o indivíduo CHF06 do grupo de cardiopatas (ver picos duplos em torno de 654 e 658 s), consequência de um vale profundo seguido de um pico, conforme Figura 5.5, efeito da cardiopatia (insuficiência cardíaca). De fato, a técnica se mostrou sensível a batimentos anômalos como este. Se por um lado, isso resulta em uma identificação de um intervalo R-R anormal, por outro, poderia ser empregado justamente para a identificação destes batimentos anômalos.

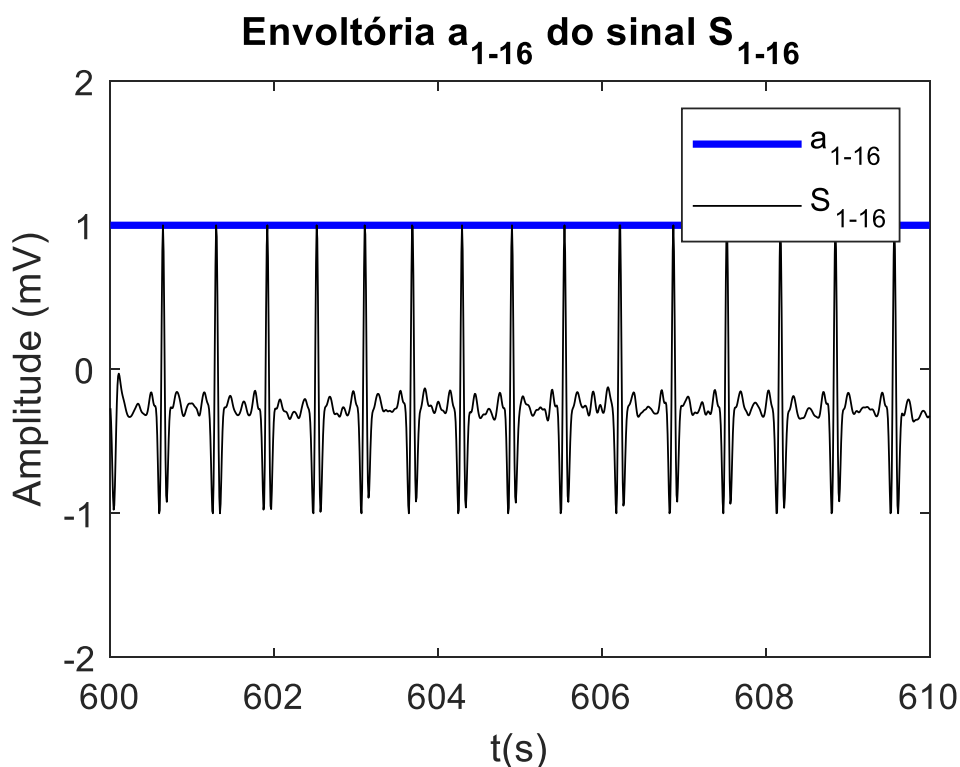


Figura 5.2: Sinal puramente modulado em frequência  $s_{1-16}(t)$  e envoltória  $a_{1-16}(t)$  após primeiro processo iterativo da técnica LMD aplicada ao ECG do indivíduo 16265\*.

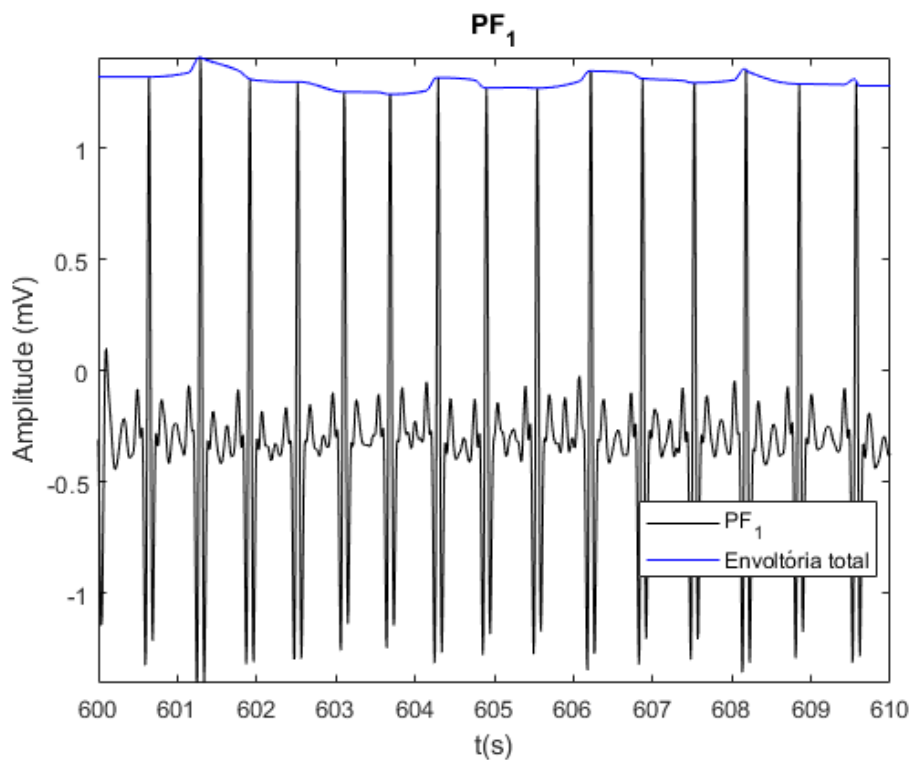


Figura 5.3: Instantes de ocorrência dos picos R identificados quando o sinal  $PF_1(t)$  (em preto) toca a envoltória total (em azul).

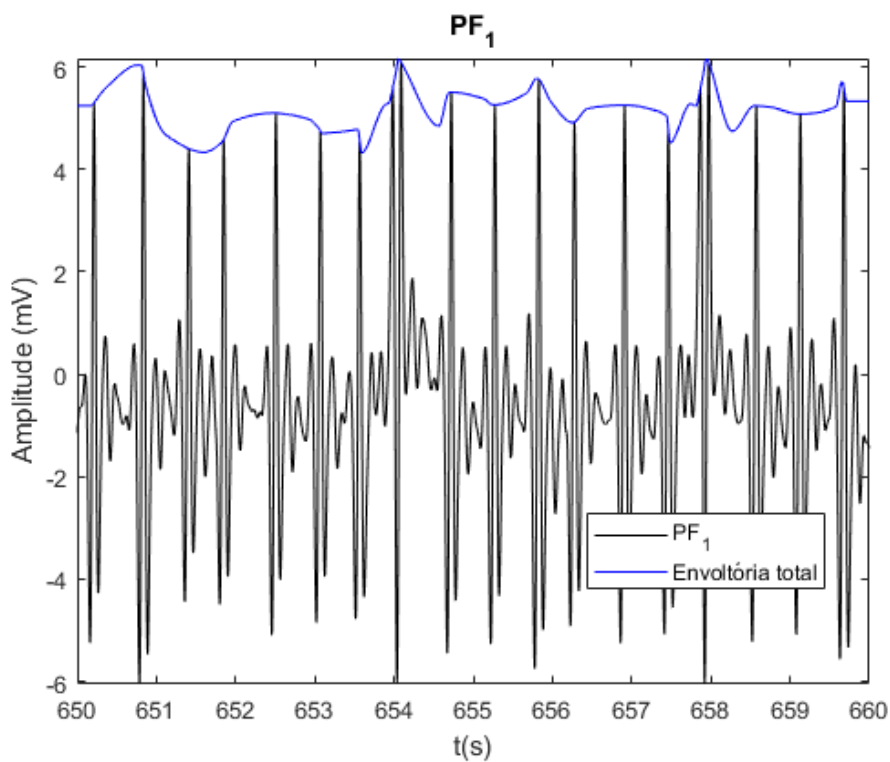


Figura 5.4: Identificação de ondas R duplicadas em torno de 654 e 658 s pela LMD para o indivíduo CHF6.

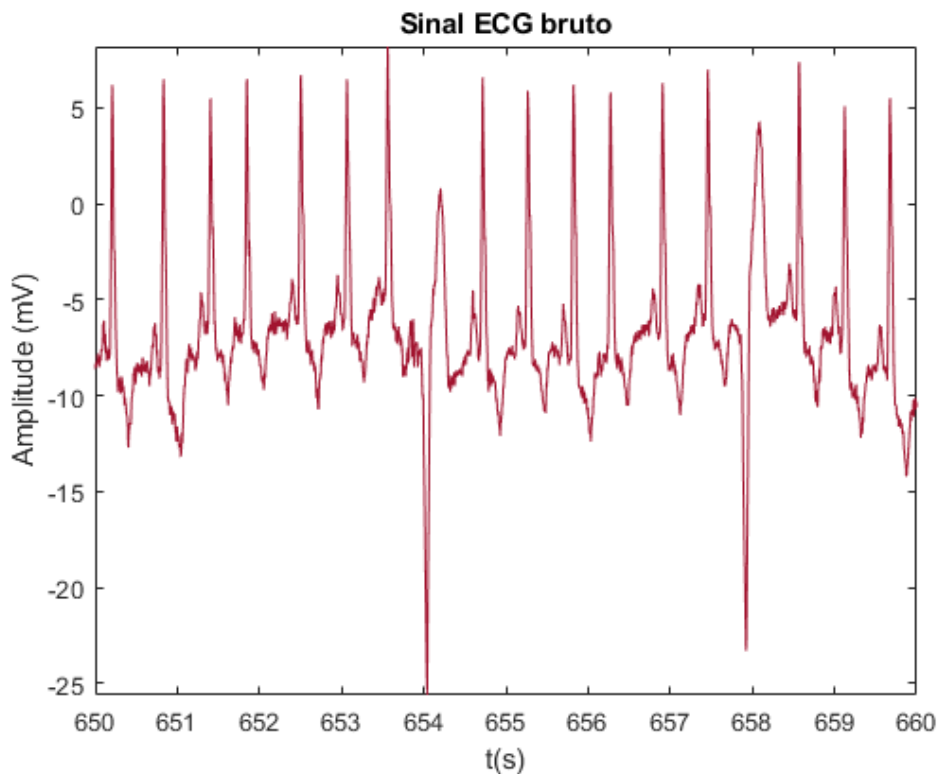


Figura 5.5: Sinal de ECG bruto do indivíduo CHF06.

A Figura 5.6 mostra o resultado da LMD aplicada ao sinal do indivíduo 801, com arritmia supraventricular. Como se pode observar, neste caso, também houve uma detecção duplicada de onda R, em torno de 2 segundos. A atividade geradora dessa detecção é apresentada no sinal de EEG original (Figura 5.7), apontada por um círculo vermelho.

A Figura 5.8 mostra a não identificação de diversas ondas R pela LMD, entre 468 e 480 segundos, no sinal do indivíduo CU02, que apresenta episódios de taquicardia ventricular sustentada. Como se pode notar, a LMD mostrou-se sensível à sinais com elevados flutuações da linha de base. Na Figura 5.9, pode-se observar, no sinal original, as ondas R identificadas por especialistas.

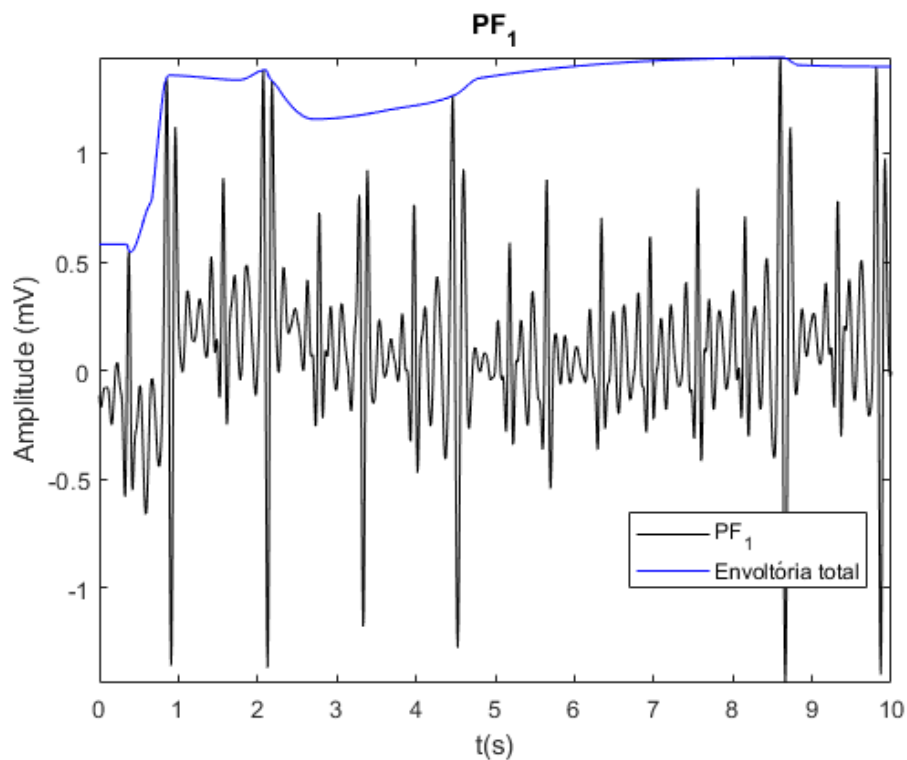


Figura 5.6: Identificação de ondas R duplicadas em torno de 2 segundos do ECG do indivíduo 801.

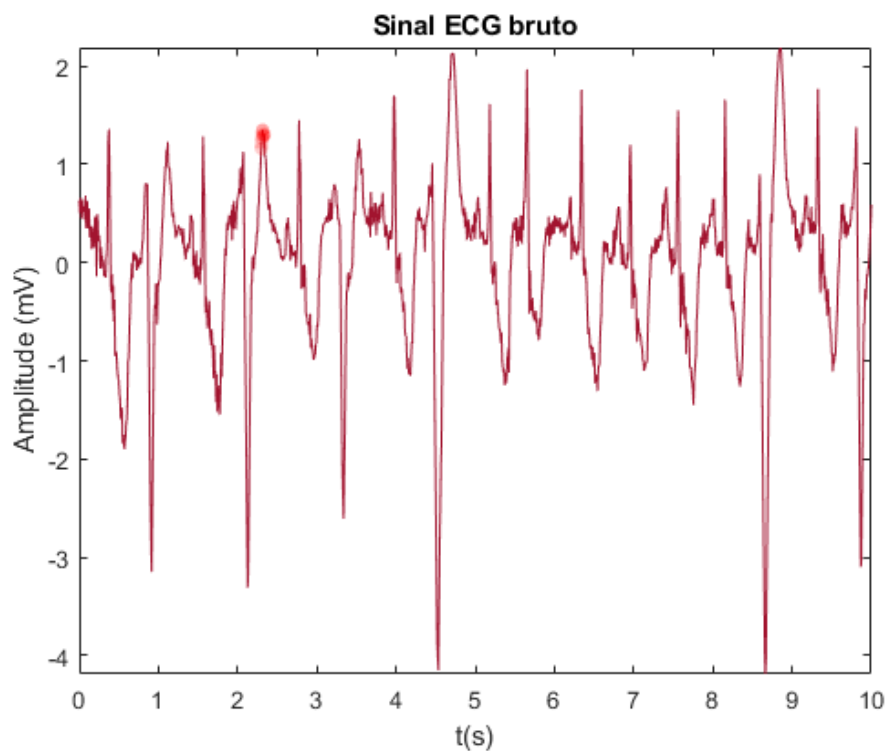


Figura 5.7: Sinal de ECG bruto do indivíduo 801. O círculo vermelho indica a atividade que gerou a detecção duplicada na Figura 5.6.

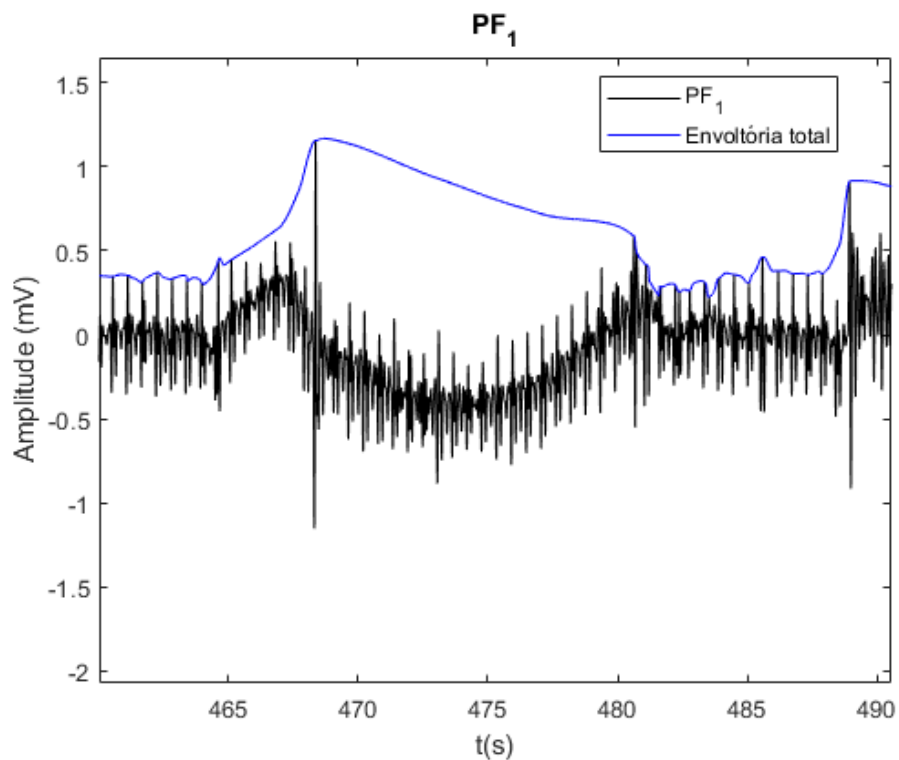


Figura 5.8: Não identificação das ondas R pela LMD no sinal CU02.

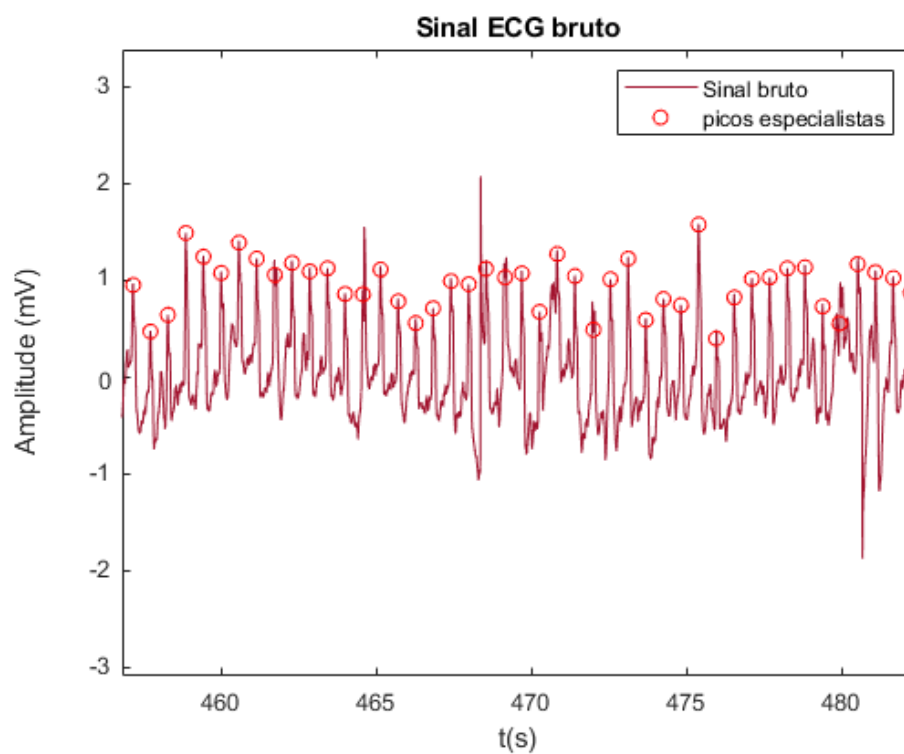


Figura 5.9: Sinal de ECG bruto do indivíduo CU02 e as ondas R identificadas pelos especialistas (círculos vermelhos).

### 5.1.1 EMD

A Figura 5.10 ilustra a técnica EMD, mostrando as três primeiras IMFs a partir do sinal de 16265\* (normal), que contém informações suficientes dos complexos QRS caracterizadas por atividades de frequências mais elevadas. Na Figura 5.10a, tem-se 10 segundos do sinal de ECG original do indivíduo 16265\* (normal); nas Figuras 5.10b, 5.10c e 5.10d tem-se, respectivamente,  $IMF_1$ ,  $IMF_2$  e  $IMF_3$ .

Para encontrar as ondas R a partir da EMD, somou-se as três primeiras IMFs, resultando no sinal  $IMF_t$ . Após obter  $IMF_t$ , os valores de amplitude maiores que um limiar, definido como a média de  $IMF_t$ , são mantidos e, iguala-se a zero os valores de amplitude menores que este limiar, eliminando ruídos que poderiam dificultar a detecção. Assim, obtém-se um novo sinal  $IMF_t^*$  e os picos R são encontrados quando  $IMF_t^*$  toca o sinal de ECG original (Figura 5.11). Este método para identificação de ondas R foi sugerido por ARAFAT & HASA (2009).

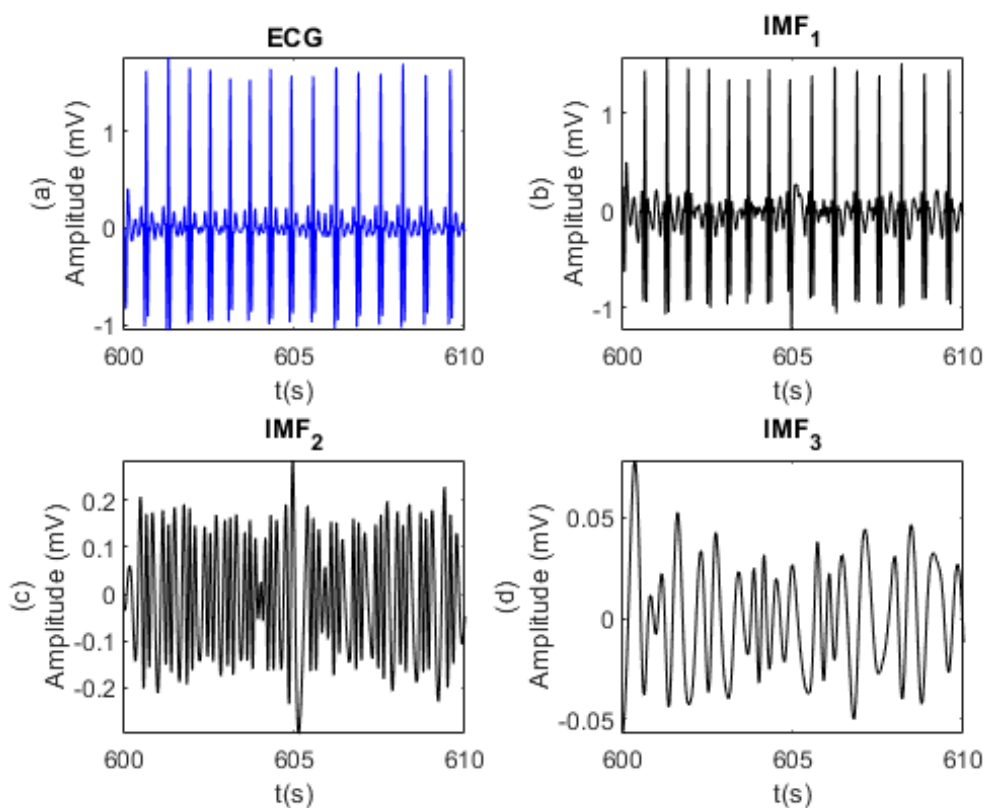


Figura 5.10: a) Sinal de ECG original do indivíduo 16265\*; b)  $IMF_1$ ; c)  $IMF_2$ ; d)  $IMF_3$ .

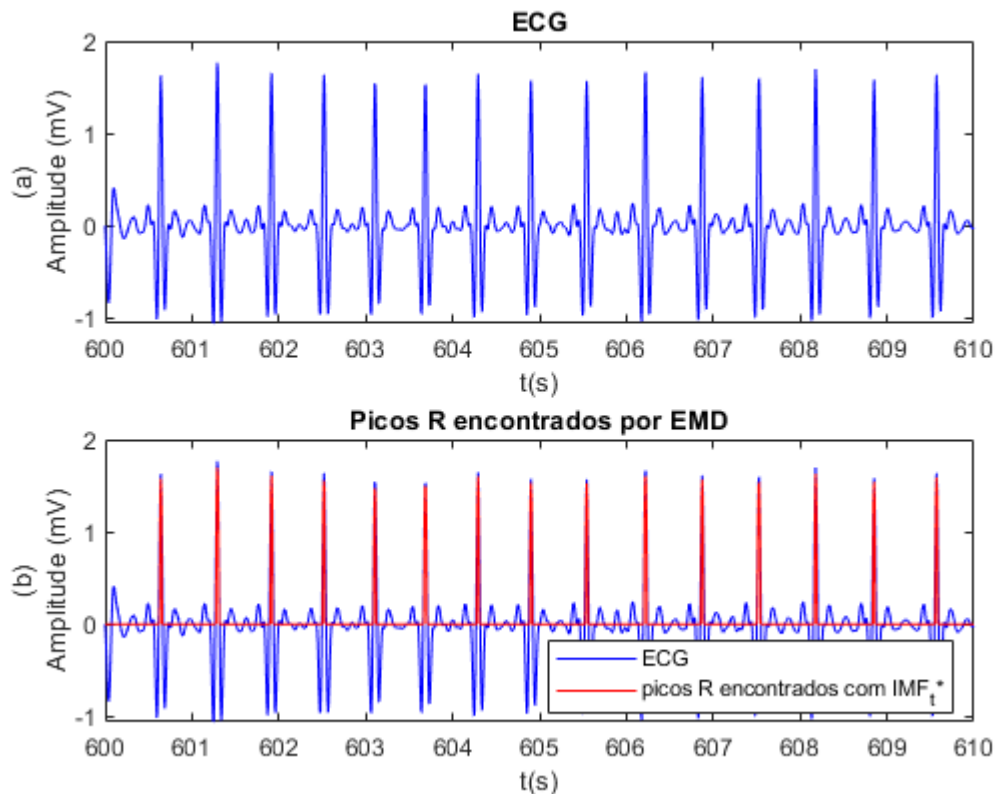


Figura 5.11: a) Sinal de ECG original do indivíduo 16265\*; b)  $IMF_t$  com identificação dos picos R ao aplicar EMD.

A Figura 5.12 mostra um exemplo em que a técnica EMD detectou erroneamente um pico R duplicado para o indivíduo CHF03 do grupo de cardiopatas. Assim como a LMD, a EMD mostrou-se sensível a artefatos com características de frequência semelhantes às ondas R, visto que as IMFs de ordem inferior são caracterizadas por componentes de frequências mais altas.

Para o terceiro e quarto grupos de sinais, analisou-se a performance da EMD em três circunstâncias: reconstrução com somente  $IMF_1$ , reconstrução com  $IMF_1 + IMF_2$  e, por último,  $IMF_t = IMF_1 + IMF_2 + IMF_3$ . Este comparativo visou a avaliar a se o emprego das três primeiras IMFs é necessário ou se somente a  $IMF_1$  ou  $IMF_1 + IMF_2$  já seriam suficientes para detectar os picos R. Em alguns sinais dos dois grupos em questão, a EMD para  $IMF_1$  falhou em detectar a maioria dos picos R, visto que as amplitudes dessas ondas são bem menores que as do sinal original, conforme Figura 5.13. Logo, a técnica performou melhor ao se utilizar a  $IMF_t$  (Figura 5.14).

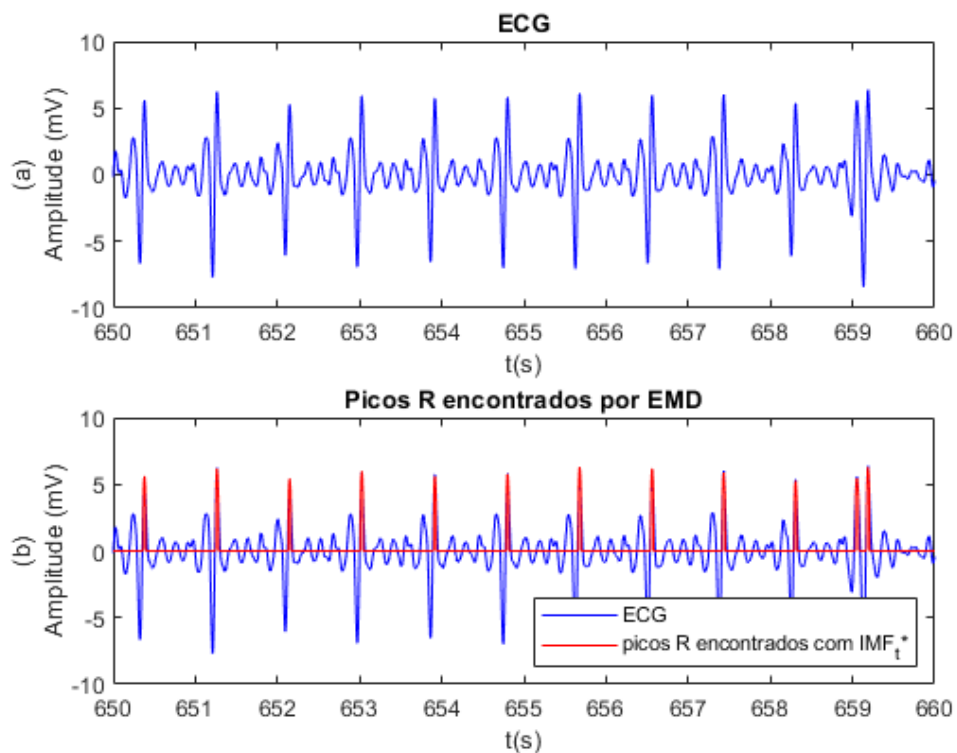


Figura 5.12: Falha da EMD ao identificar um pico R duplicado em torno de 659 s.

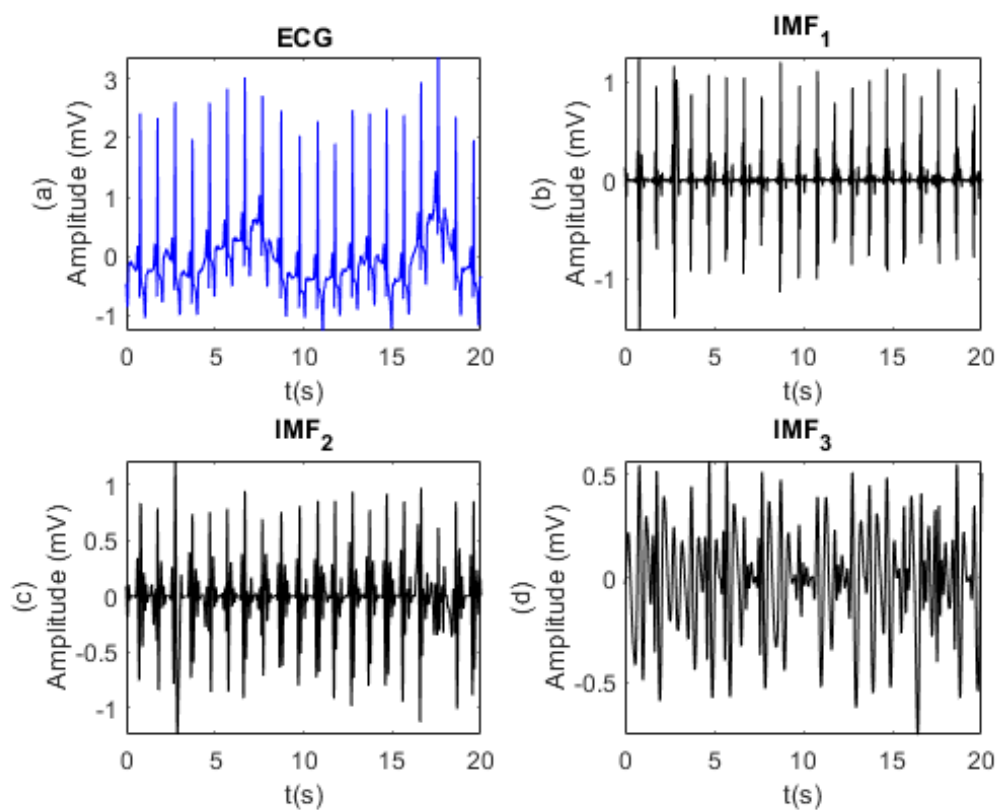


Figura 5.13: a) Sinal de ECG original do indivíduo 808; b)  $IMF_1$ ; c)  $IMF_2$ ; d)  $IMF_3$ .

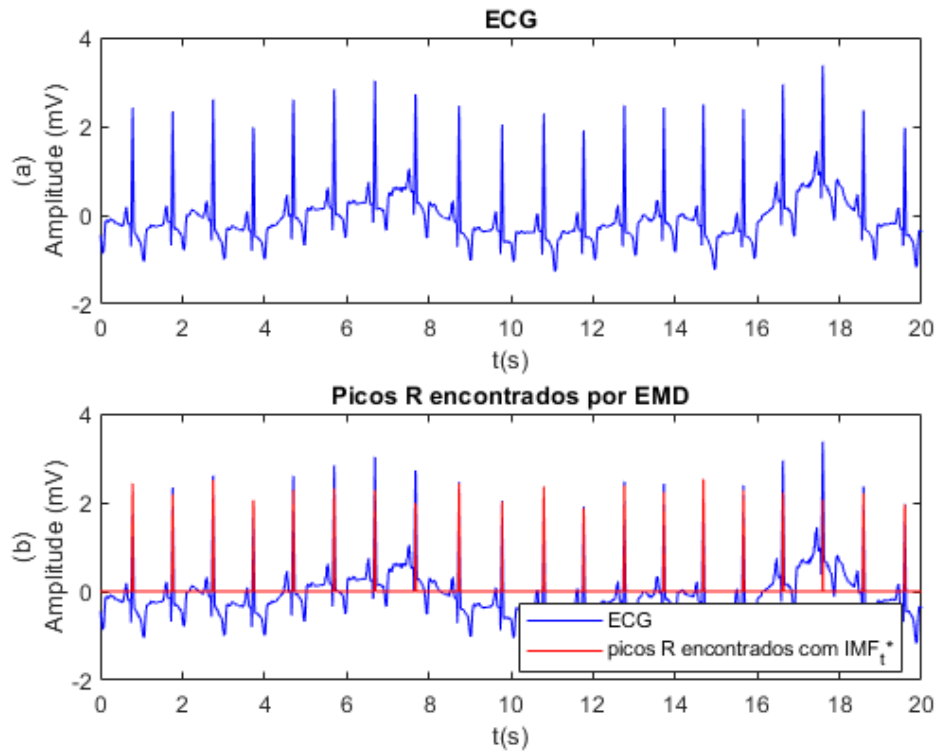


Figura 5.14: a) Sinal de ECG original do indivíduo 808; b)  $IMF_t$  (preto) e picos R encontrados.

### 5.1.2 MPT

Para o MPT, com frequência, foram encontrados os picos R deslocados de uma amostra, fato que não ocorreu para as outras técnicas. Essa diferença ocorre devido à etapa de derivação do algoritmo, conforme ilustrado para 10 segundos do sinal 16272\* do grupo normal, conforme Figura 5.15c, onde o trem de pulsos (vermelho tracejado) correspondente aos instantes identificados como picos R (em azul).

Além disso, o MPT perde informação do pico R, caso este esteja no início ou no fim da janela analisada, conforme característica do algoritmo. Para ilustrar esta condição, utilizou-se 10 segundos do sinal 16265\* do grupo normal e, na Figura 5.16c, pôde-se observar que o trem de pulsos não abrangeu o primeiro pico R do sinal de ECG, representado por círculo preto, pois o mesmo foi depreciado no processo de filtragem, conforme sinal filtrado da Figura 5.16a.

A Figura 5.17 mostra um exemplo em que o MPT detectou erroneamente picos R para o indivíduo CHF06 do grupo de cardiopatas.

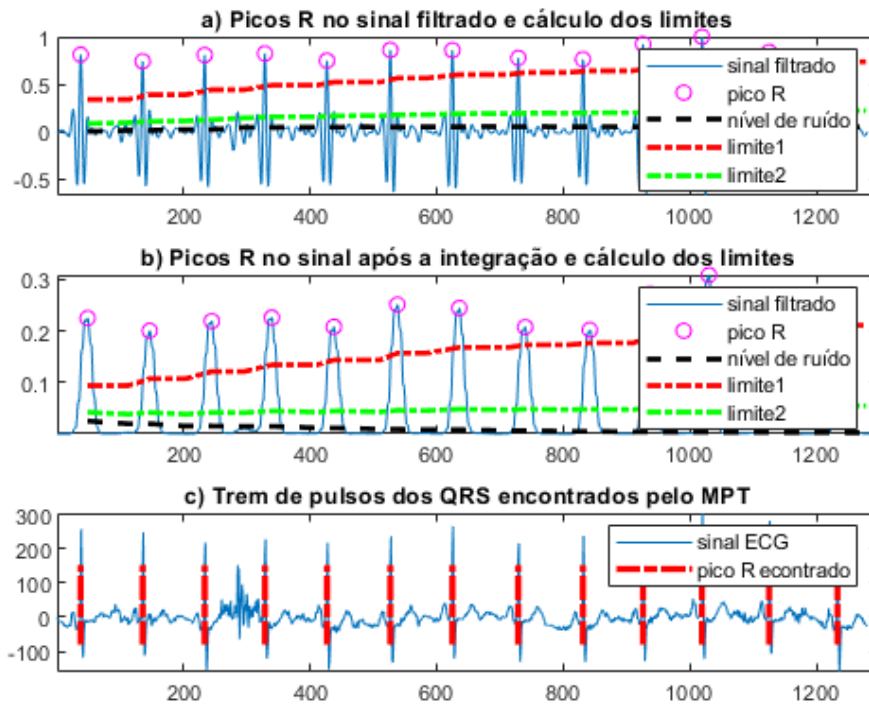


Figura 5.15: Método MPT: detecção deslocada por 1 amostra.

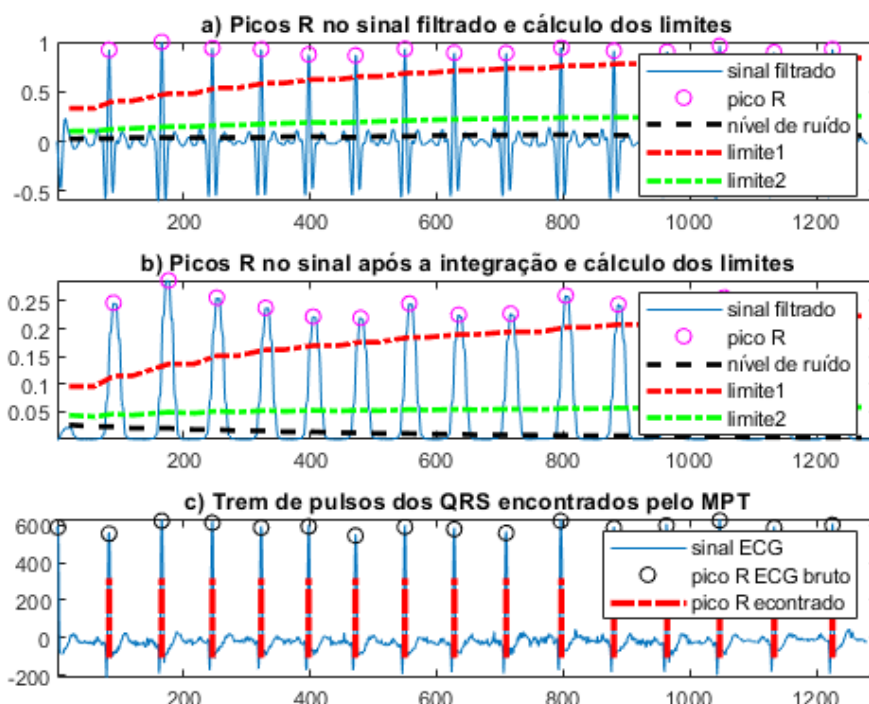


Figura 5.16: Método MPT. Informação do primeiro pico R é perdida devido ao processo de filtragem passa-banda.

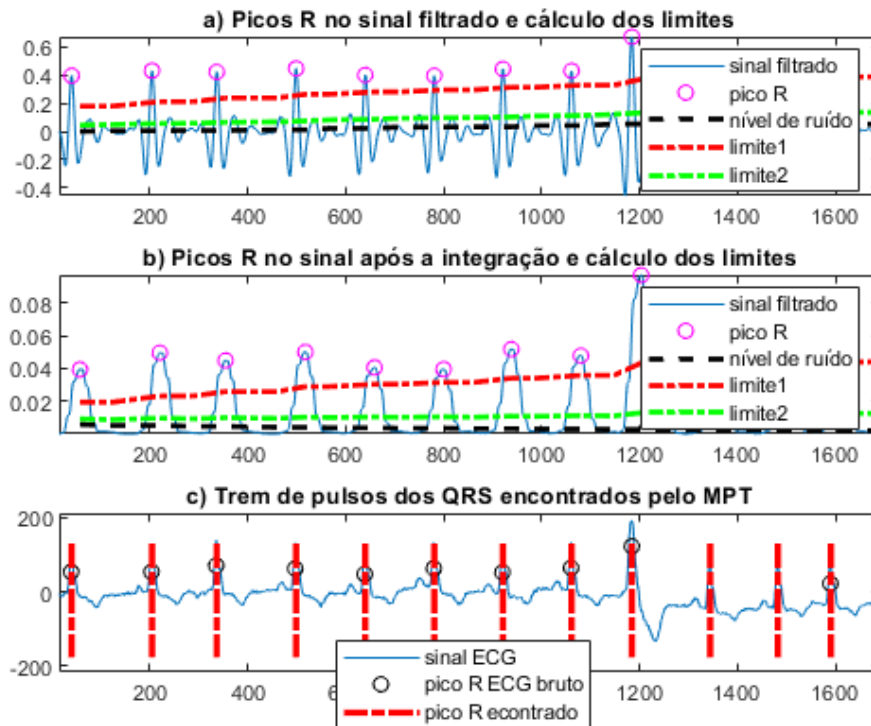


Figura 5.17: Identificação errônea do pico R do MPT.

Para o terceiro e o quarto grupo de cardiopatas, o MPT deixou de identificar picos R. Essa falha foi mais significativa para o sinal do indivíduo CU02, em que, após uma mudança brusca nas características do traçado do sinal (notável na Figura 5.18) o método deixou de identificar os picos R consecutivos, conforme Figura 5.19c. Isso acontece devido aos limiares adaptativos do MPT, que foram bruscamente alterados após a ocorrência do traçado mencionado e, com isso, o método só identificou picos R novamente quando o sinal apresentou amplitudes similares (novos artefatos) às do momento de alteração dos limiares, conforme Figura 5.20c.

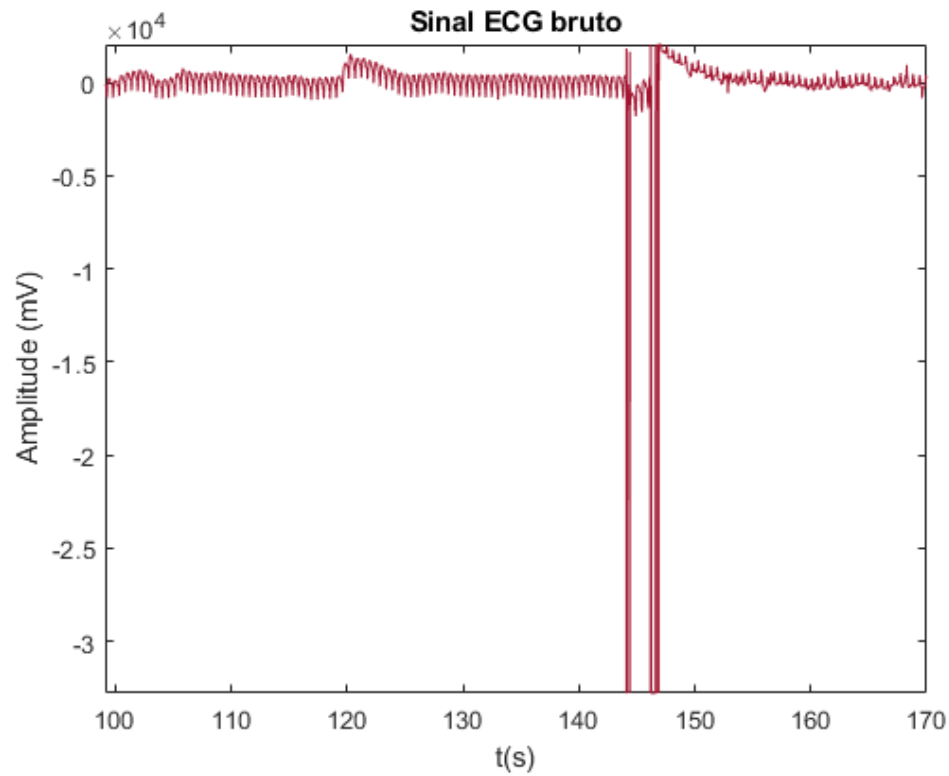


Figura 5.18: Sinal de ECG do indivíduo CU02.

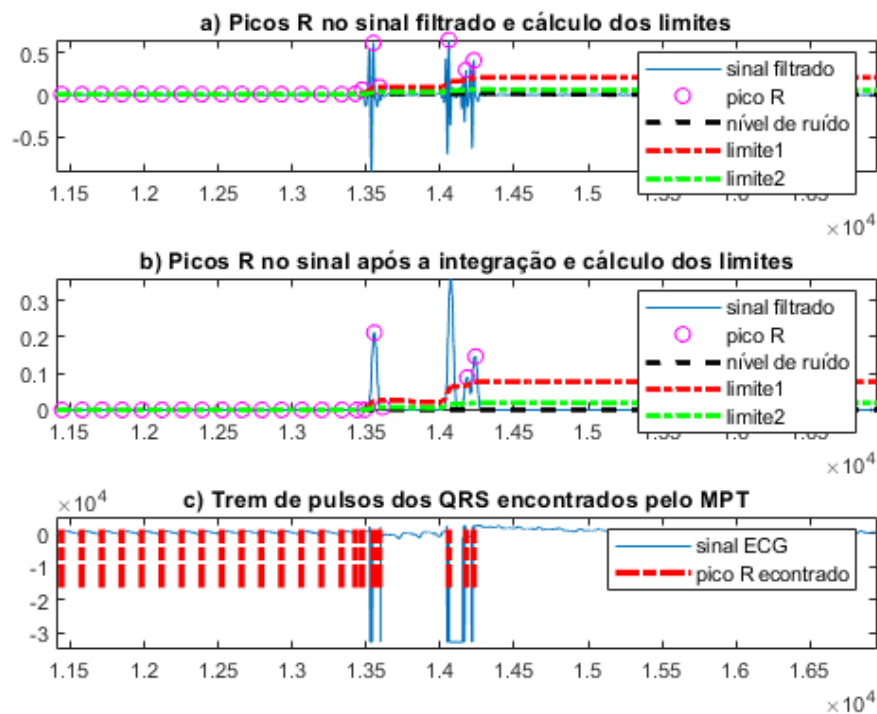


Figura 5.19: Não identificação de diversos picos R pelo MPT.

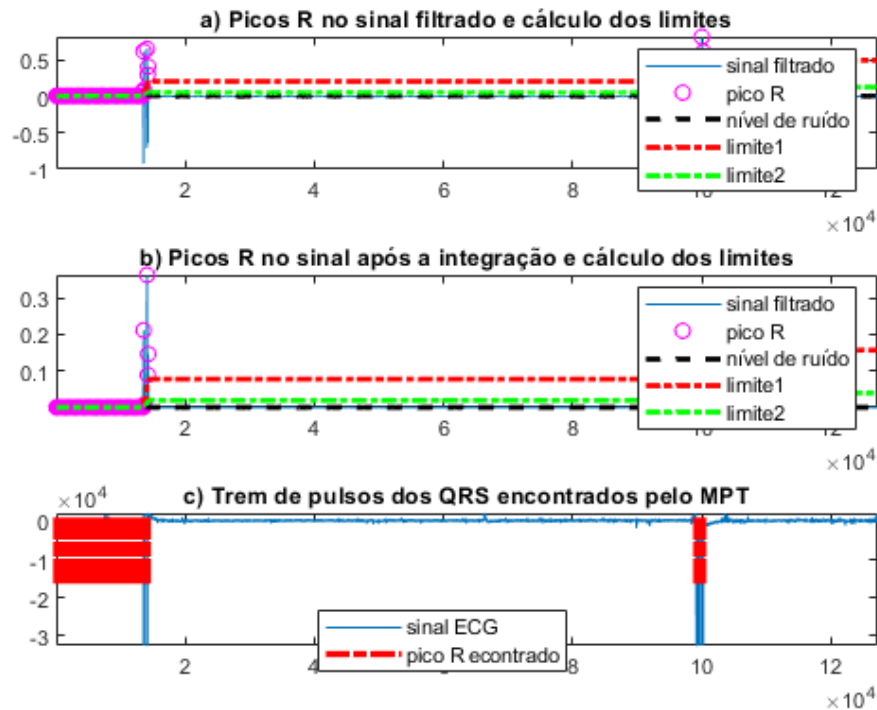


Figura 5.20: Não identificação dos picos R no MPT.

### 5.1.3 Tempo de Execução

As Tabelas 5.1, 5.2, 5.3 e 5.4 apresentam os tempos de execução (TExec) para a LMD, EMD e MPT, respectivamente para indivíduos com ritmo sinusal normal, indivíduos com insuficiência cardíaca, indivíduos com arritmia supraventricular e indivíduos com taquicardia ventricular. Como se pode notar, apesar da variabilidade em TExec por indivíduo, o MPT executa mais rapidamente do que a EMD e esta mais rapidamente do que a LMD. Embora a LMD tenha apresentado o pior desempenho, vale ressaltar que ela apresentou tempos de execução entre 1 e 5 s, o que também é aceitável, dado que nestes períodos foram processados sinais de 8 minutos (caso da base de taquicardia ventricular) ou 10 minutos (caso das outras três bases).

Tabela 5.1: Tempo de Execução (TExec) em segundos para LMD, EMD e MPT para a base de indivíduos com ritmo sinusal normal (*MIT-BIH Normal Sinus Rhythm Database*).

SINAL	TExec LMD	TExec EMD	TExec MPT
16265*	2,03	1,74	0,35
16272*	2,90	1,81	0,37
16273*	3,70	1,81	0,34
16420*	1,75	1,79	0,34
16483*	2,06	1,79	0,33
16539*	3,18	1,82	0,32
16773*	1,68	1,80	0,35
16786*	1,85	1,79	0,35
16795*	2,92	1,80	0,35
17052*	2,72	1,86	0,34
17453*	3,34	1,80	0,34
18177*	2,09	1,79	0,35
18184*	3,07	1,80	0,36
19088*	2,16	1,81	0,37
19090*	3,10	1,87	0,37
<b>Média</b>	<b>2,57</b>	<b>1,81</b>	<b>0,35</b>

Tabela 5.2: Tempo de Execução (TExec) em segundos para LMD, EMD e MPT para a base de indivíduos com insuficiência cardíaca (*Congestive Heart Failure RR Interval Database*).

SINAL	TExec LMD	TExec EMD	TExec MPT
CHF01	4,97	1,97	0,38
CHF02	4,16	1,91	0,40
CHF03	4,86	1,90	0,45
CHF04	4,44	1,92	0,44
CHF05	3,67	1,87	0,40
CHF06	4,81	1,87	0,39
CHF09	3,73	1,96	0,42
CHF010	3,01	1,91	0,39
CHF011	2,78	1,90	0,38
CHF013	4,20	1,83	0,40
CHF014	3,34	1,86	0,40
CHF015	3,61	1,88	0,43
<b>Média</b>	<b>3,97</b>	<b>1,90</b>	<b>0,41</b>

Tabela 5.3: Tempo de Execução (TExec) em segundos para LMD, EMD e MPT para a base de indivíduos com arritmia supraventricular (*MIT-BIH Supraventricular Arrhythmia Database*).

sinal	TExec LMD	TExec EMD	TExec MPT
800	2,13	2,12	0,44
801	2,38	2,67	0,44
802	2,92	2,08	1,01
803	2,15	2,09	0,45
804	2,27	2,10	0,47
805	2,33	2,12	0,45
806	2,07	2,08	0,44
807	2,30	2,10	0,45
808	2,48	2,14	0,42
809	2,07	2,09	0,45
<b>Média</b>	<b>2,31</b>	<b>2,16</b>	<b>0,50</b>

Tabela 5.4: Tempo de Execução (TExec) para LMD, EMD e MPT para a base de indivíduos com taquicardia ventricular (*CU Ventricular Tachyarrhythmia Database*).

SINAL	TExec LMD	TExec EMD	TExec MPT
CU01	2,11	2,21	0,49
CU02	3,92	2,29	0,66
CU03	3,00	2,12	0,51
CU04	4,95	2,09	0,51
CU05	3,44	2,51	0,55
CU06	3,99	2,20	0,52
CU07	3,97	2,20	0,47
CU08	3,65	2,25	0,51
CU09	3,16	2,16	0,53
CU10	3,45	2,14	0,49
<b>Média</b>	<b>3,57</b>	<b>2,22</b>	<b>0,52</b>

A Tabela 5.5 mostra o resultado das detecções de ondas R para as três técnicas e para a base de dados “MIT-BIH Normal Sinus Rhythm”. São apresentados número de batimentos anotados por especialista (BA), número de batimentos detectados corretamente (Verdadeiros Positivos - VP), número de batimentos erroneamente detectados (Falsos Positivos – FP) e número de batimentos identificados por especialistas e não detectados (Falsos Negativos – FN) para cada técnica investigada (LMD, EMD e MPT). Com base nos valores totais de VP, FP e FN, além de BA, foram calculados os parâmetros Sensibilidade (Se), Valor Preditivo Positivo (VPP) e Taxa de Erro (Erro%),

conforme expressões (4.18), (4.19) e (4.20), respectivamente. Como se pode verificar, o desempenho das 3 técnicas foi muito bom, com taxas de erro praticamente nulas. Em grande parte, este resultado se deve ao fato de que os traçados desta base apresentam ondas R facilmente identificáveis, com traçados muito bem comportados.

Até mesmo para os traçados de indivíduos com insuficiência cardíaca, o desempenho das três técnicas foi muito bom (Tabela 5.6), com Se e VPP elevados e taxas de erro de detecção baixas, assim como verificado para traçados com ritmo sinusal normal.

Já para o caso de indivíduos com arritmia supraventricular, além do teste de desempenho para a LMD, MPT e para a EMD com  $IMF_1$ - $IMF_3$  ( $IMF_{123}$ ) como feito para as duas bases anteriores, foram testados também os casos em que o sinal foi reconstruído somente com a  $IMF_1$  ou com  $IMF_1$  e  $IMF_2$  ( $IMF_{12}$ ) (Tabela 5.7). Para  $IMF_1$ , os resultados foram muito ruins com taxa de erro elevadíssima (>40%). No entanto, para  $IMF_{12}$  e  $IMF_{123}$ , as taxas de erro foram cerca de 3 vezes menores, embora ainda elevadas (>12%), e os valores de Se e VPP foram intermediários. A LMD apresentou desempenho um pouco melhor do que a EMD e a MPT mostrou performance próxima da alcançada para as duas bases anteriores.

Para indivíduos com taquiarritmia ventricular (Tabela 5.8), a LMD foi a que apresentou melhor resultado, porém para taxa de erro ainda muito elevada (cerca de 30%). A EMD e a MPT apresentaram desempenho ainda piores. Logo, pode-se dizer que nenhuma técnica obteve bom desempenho para essa base de sinais.

Tabela 5.5: Resultado da detecção de Ondas R para indivíduos com ritmo sinusal normal.

BA: Batimentos Anotados por especialista; VP: Verdadeiros Positivos; FP: Falsos Positivos; FN: Falsos Negativos.

SINAL	BA	LMD			EMD			MPT		
		VP	FP	FN	VP	FP	FN	VP	FP	FN
16265*	857	857	0	0	857	0	0	857	0	0
16272*	688	688	0	0	688	0	0	688	0	0
16273*	849	849	0	0	849	0	0	849	0	0
16420*	780	780	0	0	780	0	0	780	0	0
16483*	893	893	1	0	893	0	0	893	0	0
16539*	835	835	0	0	835	0	0	835	0	0
16773*	656	656	0	0	656	0	0	656	0	0
16786*	719	719	0	0	719	0	0	719	0	0
16795*	629	629	0	0	629	0	0	629	0	0
17052*	724	724	0	0	724	0	0	724	0	0
17453*	801	801	0	0	801	0	0	801	0	0
18177*	1056	1056	2	0	1056	0	0	1056	0	0
18184*	963	963	0	0	963	0	0	963	0	0
19088*	1169	1169	2	0	1169	0	0	1169	0	0
19090*	790	790	0	0	790	0	0	790	0	0
<b>TOTAL</b>	12409	12409	5	0	12409	0	0	12409	0	0
		<b>Se: 100%</b>			<b>Se: 100%</b>			<b>Se: 100%</b>		
		<b>VPP: 99,96%</b>			<b>VPP: 100%</b>			<b>VPP: 100%</b>		
		<b>Erro%: 0,04%</b>			<b>Erro%: 0%</b>			<b>Erro%: 0%</b>		

Tabela 5.6: Resultado da detecção de Ondas R para indivíduos com insuficiência cardíaca.

BA: Batimentos Anotados por especialista; VP: Verdadeiros Positivos; FP: Falsos Positivos; FN: Falsos Negativos.

SINAL	BA	LMD			EMD			MPT		
		VP	FP	FN	VP	FP	FN	VP	FP	FN
CHF01	609	609	0	0	609	0	0	609	0	0
CHF02	1006	1006	6	0	1006	0	0	1006	0	0
CHF03	695	695	4	0	695	3	0	695	2	0
CHF04	940	940	1	0	940	0	0	940	1	0
CHF05	1095	1095	0	0	1095	0	0	1095	0	0
CHF06	1090	1090	17	0	1090	1	0	1090	2	0
CHF09	1013	1013	4	0	1013	0	0	1005	0	8
CHF010	1246	1246	0	0	1246	0	0	1246	0	0
CHF011	1038	1038	0	0	1038	0	0	1038	0	0
CHF013	971	971	13	0	971	0	0	971	0	0
CHF014	765	765	1	0	765	0	0	765	1	0
CHF015	1033	1033	1	0	1033	0	0	1033	1	0
<b>TOTAL</b>	11501	11501	47	0	11501	4	0	11493	7	8
		<b>Se: 100%</b>			<b>Se: 100%</b>			<b>Se: 99,93%</b>		
		<b>VPP: 99,59%</b>			<b>VPP: 99,97%</b>			<b>VPP: 99,94%</b>		
		<b>Erro%: 0,41%</b>			<b>Erro%: 0,03%</b>			<b>Erro%: 0,13%</b>		

Tabela 5.7: Resultado da detecção de Ondas R para indivíduos com arritmia supraventricular.

BA: Batimentos Anotados por especialista; VP: Verdadeiros Positivos; FP: Falsos Positivos; FN: Falsos Negativos.

SINAL	BA	LMD			EMD <i>IMF</i> <sub>1</sub>			EMD <i>IMF</i> <sub>12</sub>			EMD <i>IMF</i> <sub>123</sub>			MPT		
		VP	FP	FN	VP	FP	FN	VP	FP	FN	VP	FP	FN	VP	FP	FN
800	715	714	3	1	715	7	0	712	21	3	714	23	1	715	0	0
801	947	942	525	5	75	0	872	433	261	514	944	890	3	935	12	12
802	617	617	16	0	596	0	21	615	11	2	614	13	3	617	0	0
803	686	685	0	1	526	13	160	686	5	0	686	5	0	686	0	0
804	884	880	2	4	878	6	6	877	6	7	878	5	6	883	0	1
805	777	727	8	50	30	3	747	687	40	90	677	50	100	759	17	18
806	997	996	0	1	989	56	8	997	3	0	997	0	0	997	0	0
807	736	735	5	1	517	0	219	736	0	0	736	0	0	736	0	0
808	603	602	1	1	9	0	594	600	0	3	603	0	0	603	0	0
809	809	808	0	1	292	0	517	809	0	0	809	0	0	809	0	0
<b>Total</b>	7771	7706	560	65	4627	85	3144	7152	347	619	7658	986	113	7740	29	31
		<b>Se: 99,16%</b>			<b>Se: 59,54%</b>			<b>Se: 92,03%</b>			<b>Se: 98,55</b>			<b>Se: 99,60</b>		
		<b>VPP: 93,23%</b>			<b>VPP: 98,20%</b>			<b>VPP: 95,37%</b>			<b>VPP: 88,59%</b>			<b>VPP: 99,63%</b>		
		<b>Erro%: 8,04%</b>			<b>Erro%: 41,55%</b>			<b>Erro%: 12,43%</b>			<b>Erro%: 14,14%</b>			<b>Erro%: 0,77%</b>		

Tabela 5.8: Resultado da detecção de Ondas R para indivíduos com taquiarritmia ventricular.

BA: Batimentos Anotados por especialista; VP: Verdadeiros Positivos; FP: Falsos Positivos; FN: Falsos Negativos.

SINAL	BA	LMD			EMD <i>IMF</i> <sub>1</sub>			EMD <i>IMF</i> <sub>12</sub>			EMD <i>IMF</i> <sub>123</sub>			MPT		
		VP	FP	FN	VP	FP	FN	VP	FP	FN	VP	FP	FN	VP	FP	FN
CU01	202	202	0	0	68	0	134	202	0	0	202	0	0	202	0	0
CU02	946	862	98	84	946	68	0	946	261	0	946	303	0	107	9	839
CU03	929	917	52	12	783	31	146	875	32	54	900	28	29	925	12	4
CU04	231	199	359	32	157	28	74	169	26	62	169	26	62	189	277	42
CU05	692	671	345	21	434	96	258	492	621	200	476	719	216	568	255	124
CU06	446	427	515	19	75	74	371	246	1364	200	346	929	100	287	255	159
CU07	374	374	0	0	94	40	280	368	51	6	355	87	19	374	0	0
CU08	1163	1128	114	35	508	16	655	1158	65	5	1133	318	30	811	24	352
CU09	914	743	55	171	727	503	187	852	2054	62	914	3754	0	510	91	404
CU10	554	541	2	13	490	3	64	554	12	0	554	13	0	545	1	9
<b>Total</b>	6451	6064	1540	387	4282	859	2169	5862	4486	589	5995	6177	456	4518	924	1933
		<b>Se: 94,00%</b> <b>VPP: 79,75%</b> <b>Erro%: 29,87%</b>			<b>Se: 66,38%</b> <b>VPP: 83,29%</b> <b>Erro%:46,94%</b>			<b>Se: 90,87%</b> <b>VPP: 56,65%</b> <b>Erro%:78,67%</b>			<b>Se: 92,93%</b> <b>VPP: 49,25%</b> <b>Erro%: 102%</b>			<b>Se: 70%</b> <b>VPP: 83,02</b> <b>Erro%: 44,29%</b>		

## Capítulo 6: Discussão, Conclusão e Trabalhos Futuros

A análise do sinal de Eletrocardiograma (ECG) é fundamental para a avaliação cardíaca de indivíduos, sendo extremamente importante para a diagnóstico de arritmias e outras patologias cardíacas. Esta análise usualmente requer a identificação das ondas características (P, Q, R, S e T), sendo a onda R fundamental para o cálculo da frequência cardíaca e sua variabilidade.

Este trabalho visou à detecção de ondas R por meio das técnicas *Local Mean Decomposition* (LMD), *Empirical Mode Decomposition* (EMD) e Método de Pan-Tompkins (MPT) aplicados a quatro bases de dados de sinais ECG: de indivíduos com ritmo sinusal normal (*MIT-BIH Normal Sinus Rhythm Database*), de indivíduos com insuficiência cardíaca (*Congestive Heart Failure RR Interval Database*), de indivíduos com arritmia supraventricular (*MIT-BIH Supraventricular Arrhythmia Database*) e de indivíduos com taquiarritmia ventricular (*CU Ventricular Tachyarrhythmia Database*). A variedade de bases de dados visou à exposição das técnicas a uma maior variedade de formas e características de traçados.

Para cada técnica foram calculados os Tempos de Execução (TExec) por traçado, bem como a média de TExec por técnica. A MPT foi a que executou mais rapidamente, seguida pela EMD, e, por último a LMD. No entanto, até mesmo a LMD mostrou TExec variando de 1 a 5 s para um processamento de sinais de 8 ou 10 minutos, o que indica que mesmo ela poderia ser aplicada para processamento *online*.

Além disso, foram calculados os Verdadeiros Positivos (VP), os Falsos Positivos (FP) e os Falsos Negativos (FN), com referência aos batimentos anotados por especialistas (BA). A partir destes valores, foram obtidos os parâmetros Sensibilidade (Se), Valor Preditivo Positivo (VPP) e Taxa de Erro de Detecção (Erro%).

Para as bases de ritmo sinusal normal e insuficiência cardíaca, as três técnicas apresentaram desempenho excelente com Se e VPP muito elevados e Taxas de Erro muito baixas. Para a base de taquiarritmia ventricular, todas as técnicas apresentaram desempenho ruim, sendo a LMD a que obteve menor taxa de erro (cerca de 30%).

Para a base de arritmia supraventricular, a MPT apresentou bom desempenho, seguida da LMD e da EMD (IMF<sub>12</sub> e IMF<sub>123</sub>) com performances intermediárias. Para a

EMD ( $IMF_1$ ), a Taxa de Erro foi enorme ( $>40\%$ ) e a Sensibilidade baixíssima (cerca de  $60\%$ ).

Neste trabalho, para a detecção da onda R pela EMD, foi adotado o critério proposto por ARAFAT e HASA (2009), ou seja, após a reconstrução do sinal com base nas IMFs ( $IMF_1$ ,  $IMF_{12}$  ou  $IMF_{123}$ ), retém-se as amplitudes maiores que um limiar definido como a média das amplitudes do sinal reconstruído e iguala-se a zero as amplitudes inferiores ao limiar, resultando no sinal  $IMF_t^*$ . A identificação dos picos R se dá quando  $IMF_t^*$  toca o sinal de ECG original. Embora esse critério funcione bem para evitar Falsos Positivos em sinais de indivíduos saudáveis, ele pode não funcionar muito bem para algumas formas de sinais de cardiopatas, em que os picos R podem aparecer com magnitude aproximada a outras atividades, fazendo com que aumente tanto a taxa de FP, quanto a de FN, como ocorreu para a base de taquiarritmia ventricular e para o caso do emprego de  $IMF_1$  para a base de arritmia supraventricular. Vale ressaltar que há, na literatura, uma grande variedade de critérios para se determinar a ocorrência da onda R para o emprego da EMD.

A Tabela 6.1 apresenta a listagem de trabalhos encontrados na literatura que utilizaram a EMD, variantes e combinação de técnicas para identificação de ondas do ECG. São apresentadas diversas características dos estudos: base utilizada, número de sinais, duração dos sinais, quais ondas foram identificadas, qual(is) a(s) técnica(s) empregada(s), quais componentes da decomposição são utilizadas, bem como a Sensibilidade, o VPP e a Taxa de Erro de Detecção. Juntamente com os trabalhos da literatura, são destacados, em azul, os resultados da presente pesquisa.

Como se pode notar, a grande maioria dos estudos utilizou a base MIT-BIH *Arrhythmia*, que inclui traçados com diversos tipos de arritmias. Além disso, boa parte dos trabalhos emprega no subconjunto de IMFs usadas para reconstrução, as  $IMF_1$ - $IMF_3$ , especialmente quando se deseja detectar a onda R ou o complexo QRS. Este também foi o subconjunto de IMFs usado no presente trabalho.

Com relação à LMD, não foram encontrados estudos na literatura que a empregassem para identificação de ondas do ECG, sendo este um dos motivos de sua inclusão nesta investigação.

Vale ressaltar que, na Tabela 6.1, a apresentação dos trabalhos é realizada em ordem crescente de Taxa de Erros de Detecção, de modo que os que estão no topo são os

melhores, segundo este critério. Como se pode notar, os resultados desta pesquisa para as bases de ritmo sinusal normal e insuficiência cardíaca estão no topo; exceção feita para a LMD aplicada à base de insuficiência, que se encontra em um patamar intermediário.

Os resultados referentes à base taquiarritmia ventricular foram inaceitáveis para as três técnicas, e, por isso, não foram incluídos na Tabela. Aparentemente, critérios diferentes dos utilizados para determinar a onda R precisam ser definidos, visto que até mesmo o clássico algoritmo MPT teve performance insuficiente. Acredita-se também que a avaliação de critérios de detecção pode inclusive melhorar a performance da EMD, mesmo quando somente a IMF1 for utilizada.

Apesar do ranqueamento dos trabalhos pelo critério da Taxa de Erros, cabe ressaltar que não é possível realizar uma comparação direta, dada a grande variedade de número de sinais, durações e IMFs consideradas, ainda que a maioria utilize a base de dados de arritmia. O posicionamento das técnicas na tabela, reforça o resultado de que para a base de arritmia ventricular, somente a MPT apresentou bom desempenho, com a LMD e EMD (IMF<sub>12</sub> ou IMF<sub>123</sub>) apresentando resultados intermediários (final da Tabela 6.1).

Assim, podemos concluir que, em geral, a MPT teve o melhor desempenho para diferentes bases de sinais. No entanto, a LMD e EMD também apresentaram resultados promissores, devendo ser exploradas variações nos critérios de identificação das ondas R. Vale lembrar que o emprego da LMD e EMD pode prescindir da filtragem realizada no pré-processamento, uma vez que, conforme diversos artigos mostram, elas são capazes de separar ruídos, tanto de alta como de baixa frequência, no próprio processo de decomposição em PFs ou IMFs, sendo este um ponto forte a ser explorado.

Por fim, sugerimos, como trabalhos futuros, os seguintes tópicos:

- Variação do critério de identificação de ondas R, implementando-se as opções já reportadas na literatura e sugerindo outras;
- Comparação da aplicação das técnicas utilizadas neste trabalho para a base de dados MIT-BIH *Arrhythmia Database* (para comparação direta com trabalhos da literatura);
- Investigação do desempenho de outras técnicas tempo-frequência (e.g.: *Short-Time Fourier Transform*, Transformada de Hilbert, Transformada Wavelet etc.) para identificação de ondas do ECG.

**Tabela 6.1: Artigos que aplicaram a EMD, variantes e combinação de técnicas para identificação de ondas do ECG.**

**Resultados do presente trabalho estão nas linhas destacadas em azul.**

Artigo	Base de dados	#Sinais	Duração do sinal	Onda(s)	Técnica	IMFs	Se (%)	VPP (%)	Erro (%)
<b>Este trabalho</b>	MIT-BIH Normal Sinus Rhythm	15	10 min	Onda R	EMD	IMF <sub>1</sub> -IMF <sub>3</sub>	100	100	0
<b>Este trabalho</b>	MIT-BIH Normal Sinus Rhythm	15	10 min	Onda R	MPT	---	100	100	0
<b>Este trabalho</b>	Congestive Heart Failure RR Interval	12	10 min	Onda R	EMD	IMF <sub>1</sub> -IMF <sub>3</sub>	100	99,97	0,03
<b>Este trabalho</b>	MIT-BIH Normal Sinus Rhythm	15	10 min	Onda R	LMD	PF <sub>1</sub>	100	99,96	0,04
<b>HOSSAIN <i>et al.</i> (2019)</b>	QT Database	94	15 min	P, Q, R, S	CEEMDAN	QRS: IMF <sub>1</sub> -IMF <sub>4</sub> P: IMF <sub>2</sub> -IMF <sub>END</sub>	99,97	99,93	0,11
<b>Este trabalho</b>	Congestive Heart Failure RR Interval	12	10 min	Onda R	MPT	---	99,93	99,94	0,13
<b>REZGUI &amp; LACHIRI (2015)</b>	QT Database	48	30 min	P, Q, R, S, T	EEMD	R: IMF <sub>1</sub> -IMF <sub>3</sub> Q e S: IMF <sub>1</sub> -IMF <sub>4</sub> P e T: IMF <sub>5</sub> -IMF <sub>6</sub>	99,95	99,92	0,13

<b>HOSSAIN <i>et al.</i> (2019)</b>	MIT-BIH Arrhythmia	48	30 min	P, Q, R, S	CEEMDAN	QRS: IMF <sub>1</sub> -IMF <sub>4</sub> P: IMF <sub>2</sub> -IMF <sub>END</sub>	99,96	99,89	0,15
<b>REZGUI &amp; LACHIRI (2015)</b>	MIT-BIH Arrhythmia	48	30 min	P, Q, R, S, T	EEMD	R: IMF <sub>1</sub> -IMF <sub>3</sub> Q e S: IMF <sub>1</sub> -IMF <sub>4</sub> P e T: IMF <sub>5</sub> -IMF <sub>6</sub>	99,95	99,88	0,16
<b>YANG &amp; TANG (2008)</b>	MIT-BIH Arrhythmia	6	30 min	Onda R	EMD	IMF <sub>1</sub> -IMF <sub>3</sub>	99,85	99,80	0,20
<b>ZHU, ZHAO &amp; CHEN (2010)</b>	MIT-BIH Arrhythmia	48	30 min	QRS	EMD	IMF <sub>1</sub> -IMF <sub>3</sub> ou IMF <sub>2</sub> -IMF <sub>4</sub>	99,80	99,82	0,38
<b>SAHOO, DAS &amp; SABUT (2016)</b>	MIT-BIH Arrhythmia	20	30 min	Q, R, S	EMD	Variável	99,87	99,76	0,40
<b>Este trabalho</b>	Congestive Heart Failure RR Interval	12	10 min	Onda R	LMD	PF1	100	99,59	0,41
<b>NARSIMHA <i>et al.</i> (2011)</b>	MIT-BIH Arrhythmia	5	5000 amostras	QRS	EMD	IMF <sub>1</sub> -IMF <sub>2</sub>	99,82	99,64	0,54
<b>XING &amp; HUANG (2008)</b>	MIT-BIH Arrhythmia	46	30 min	QRS	EMD	IMF <sub>1</sub> -IMF <sub>3</sub>	99,77	99,56	0,66
<b>Este trabalho</b>	MIT-BIH Supraventricular Arrhythmia	10	10 min	Onda R	MPT	---	99,60	99,63	0,77
<b>PAL &amp; MITRA (2010)</b>	MIT-BIH Arrhythmia e PTB Diagnostic ECG	NI	Cerca de 500 batimentos	QRS	EMD	IMF <sub>2</sub> -IMF <sub>3</sub>	99,88	99,04	1,33
<b>SAHOO, DAS &amp; SABUT (2016)</b>	CU Ventricular Tachyarrhythmia	10	8 min	Q, R, S	EMD	Variável	98,08	98,67	1,82

<b>NGUYEN, NGUYEN &amp; LE (2022)</b>	MIT-BIH Arrhythmia	48	1 min	Onda R	EEMD+ Transformada de Hilbert	IMF <sub>1</sub> -IMF <sub>3</sub>	98,74	98,71	2,8
<b>KUMARI, SAHU &amp; SINHA (2018)</b>	MIT-BIH Arrhythmia	NI	1 min	Onda R	EMD + Shannon Energy Envelope	IMF <sub>1</sub> -IMF <sub>3</sub>	97,85	98,15	3,99
<b>SAFARI <i>et al.</i> (2016)</b>	QT Database	2085 batimentos	NI	R	EEMD+ICA+MPT	Variável	99,82-100%	96,00-96,26	3,99-4,17
<b>Este trabalho</b>	MIT-BIH Supraventricular Arrhythmia	10	10 min	Onda R	LMD	PF <sub>1</sub>	99,16	93,23	8,04
<b>MABROUKI, KHADDOUMI &amp; SAYADI (2014)</b>	MIT-BIH Arrhythmia	45	21600 amostras	QRS	EMD	IMF <sub>1</sub> -IMF <sub>3</sub>	94,71	97,19	8,84
<b>Este trabalho</b>	MIT-BIH Supraventricular Arrhythmia	10	10 min	Onda R	EMD	IMF <sub>1</sub> -IMF <sub>2</sub>	92,03	95,37	12,43
<b>Este trabalho</b>	MIT-BIH Supraventricular Arrhythmia	10	10 min	Onda R	EMD	IMF <sub>1</sub> -IMF <sub>3</sub>	98,55	88,59	14,14
<b>BOUABIDA, SLIMANE &amp; REGUIG (2011)</b>	MIT-BIH Arrhythmia	5	2000 amostras	QRS	EMD	IMF <sub>1</sub> -IMF <sub>3</sub>	77,84-99,56*	NI	NI

NI: NÃO INFORMADO. \*Sensibilidade calculada para cada indivíduo. CEEMDAN - Complete Ensemble Empirical Mode Decomposition with Adaptive Noise

## Referências Bibliográficas

ALAZRAI, R.; ABURUB, S.; FALLOUH, F.; DAOUD, M. I. **EEG-based BCI system for classifying motor imagery tasks of the same hand using empirical mode decomposition**. 10th International Conference on Electrical and Electronics Engineering (ELECO), Bursa, Turkey, 2017, pp. 615-619.

ALLESSIE, M. A.; KIRCHHOF, C. J. H. J.; KONINGS, K. T. S. **Unravelling the electrical mysteries of atrial fibrillation**. European Heart Journal. **Anais...**Oxford University Press, 1996

ALTAY, Y. A.; KREMLEV, A. S. **Comparative analysis of ECG signal processing methods in the time-frequency domain**. Proceedings of the 2018 IEEE Conference of Russian Young Researchers in Electrical and Electronic Engineering, ElConRus 2018. **Anais...**Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc., 14 mar. 2018Disponível em: <<http://ieeexplore.ieee.org/document/8317272/>>. Acesso em: 5 jan. 2021

ANAPAGAMINI, S. A.; RAJAVEL, R. **Removal of artifacts in ECG using Empirical mode decomposition**. 2013 International Conference on Communication and Signal Processing, Melmaruvathur, India, 2013, pp. 288-292, doi: 10.1109/iccsp.2013.6577061.

ANDERSN, H. R.; FALK, E.; NIELSEN, D. Right ventricular infarction: Frequency, size and topography in coronary heart disease: A prospective study comprising 107 consecutive autopsies from a coronary care unit. **Journal of the American College of Cardiology**, v. 10, n. 6, p. 1223–1232, dez. 1987.

ANTUNES, E. et al. The Differential Diagnosis of a Regular Tachycardia with a Wide QRS Complex on the 12-Lead ECG: Ventricular Tachycardia, Supraventricular Tachycardia with Aberrant Intraventricular Conduction, and Supraventricular Tachycardia with Anterograde Conduction Over an Accessory Pathway. **Pacing and Clinical Electrophysiology**, v. 17, n. 9, p. 1515–1524, set. 1994.

**Apnea-ECG Database v1.0.0**. Disponível em: <<https://www.physionet.org/content/apnea-ecg/1.0.0/>>. Acesso em: 16 mar. 2021.

AQIL, M.; JBARI, A.; BOUROUHO, A. **Evaluation of time-frequency and wavelet analysis of ECG signals**. Proceedings of 2015 IEEE World Conference on Complex Systems, WCCS 2015. **Anais...**Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc., 1 jun. 2016aDisponível em: <<http://ieeexplore.ieee.org/document/7483229/>>. Acesso em:

12 mar. 2021

AQIL, M.; JBARI, A.; BOUROUHO, A. **Adaptive ECG Wavelet analysis for R-peaks detection**. Proceedings of 2016 International Conference on Electrical and Information Technologies, ICEIT 2016. *Anais...*Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc., 22 jul. 2016Disponível em: <<http://ieeexplore.ieee.org/document/7519582/>>. Acesso em: 16 mar. 2021

ARAFAT, M. A.; HASAN, M. K. **Automatic detection of ECG wave boundaries using empirical mode decomposition**. ICASSP, IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing - Proceedings. *Anais...*Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc., 2009

ARAFAT, M. A.; HASAN, M. K. **Automatic detection of ECG wave boundaries using empirical mode decomposition**. 2009 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing, Taipei, Taiwan, 2009, pp. 461-464, doi: 10.1109/ICASSP.2009.4959620.

ASGHAR, M. A.; FAWAD; KHAN, M. J.; AMIN, Y.; AKRAM, A. **EEG-based Emotion Recognition for Multi Channel Fast Empirical Mode Decomposition using VGG-16**. 2020 International Conference on Engineering and Emerging Technologies (ICEET), Lahore, Pakistan, 2020, pp. 1-7, doi: 10.1109/ICEET48479.2020.9048217.

ASHFANOOR, M.; KABIR, M.; SHAHNAZ, C. **An ECG signal denoising method based on enhancement algorithms in EMD and Wavelet domains**. TENCON 2011 - 2011 IEEE Region 10 Conference, Bali, Indonesia, 2011, pp. 284-287, doi: 10.1109/TENCON.2011.6129109.

ATRISANDI, A. D.; ADIPRAWITA, W.; MENGKO, T. L. R.; LIN, Y-H. **Noise and artifact reduction based on EEMD algorithm for ECG with muscle noises, electrode motions, and baseline drifts**. 4th International Conference on Instrumentation, Communications, Information Technology, and Biomedical Engineering (ICICI-BME), Bandung, Indonesia, 2015, pp. 98-102, doi: 10.1109/ICICI-BME.2015.7401343.

AVIÑA-CERVANTES, J. G. et al. **Frequency, time-frequency and wavelet analysis of ECG signal**. Multiconference on Electronics and Photonics, MEP 2006. *Anais...*IEEE, 2006Disponível em: <<http://ieeexplore.ieee.org/document/4135760/>>. Acesso em: 10 fev. 2021

BAJAJ, V.; PACHORI, R. B. **Classification of Seizure and Nonseizure EEG Signals Using Empirical Mode Decomposition** in *IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine*, v. 16, n. 6, pp. 1135-1142, Nov. 2012, doi: 10.1109/TITB.2011.2181403.

BARROS, A. K.; MANSOUR, A.; OHNISHI, N. Removing artifacts from electrocardiographic signals using independent components analysis. **Neurocomputing**, v. 22, n. 1–3, p. 173–186, 20 nov. 1998.

BAŞAR, E. et al. Are cognitive processes manifested in event-related gamma, alpha, theta and delta oscillations in the EEG? **Neuroscience Letters**, v. 259, n. 3, p. 165–168, 15 jan. 1999.

BAXLEY, W. A.; DODGE, H. T.; SANDLER, H. A quantitative angiocardigraphic study of left ventricular hypertrophy and the electrocardiogram. **Circulation**, v. 37, n. 4, p. 509–517, abr. 1968.

BENITEZ, D. et al. The use of the Hilbert transform in ECG signal analysis. **Computers in Biology and Medicine**, v. 31, n. 5, p. 399–406, set. 2001.

BEREKSI-REGUIG, F.; HADJ SLIMANE, Z. E. A powerful algorithm to aid cardiac arrhythmia diagnosis. **Computer Methods in Biomechanics and Biomedical Engineering**, v. 3, n. 2, p. 119–127, jan. 2000.

BIGGER, J. T.; GOLDREYER, B. N. The mechanism of supraventricular tachycardia. **Circulation**, v. 42, n. 4, p. 673–688, out. 1970.

BIRAN, A.; JEREMIC, A. **Non-Segmented ECG bio-identification using Short Time Fourier Transform and Fréchet Mean Distance**. 2020 42nd Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine & Biology Society (EMBC). **Anais...IEEE**, 1 jul. 2020Disponível em: <<https://ieeexplore.ieee.org/document/9176325/>>. Acesso em: 18 mar. 2021

BIZOPOULOS, P. A.; TSALIKAKIS, D. G.; TZALLAS, A. T.; KOUTSOURIS, D. D.; FOTIADIS, D. I. **EEG epileptic seizure detection using k-means clustering and marginal spectrum based on ensemble empirical mode decomposition**. 13th IEEE International Conference on BioInformatics and BioEngineering, Chania, Greece, 2013, pp. 1-4, doi: 10.1109/BIBE.2013.6701528.

BLANCO-VELASCO, M.; WENG, B.; BARNER, K. E. **A New ECG enhancement algorithm for stress ECG tests.** 2006 Computers in Cardiology, Valencia, Spain, 2006, pp. 917-920.

BLANCO-VELASCO, M.; WENG, B.; BARNER, K. E. ECG signal denoising and baseline wander correction based on the empirical mode decomposition. **Computers in Biology and Medicine**, v. 38, n. 1, p. 1–13, jan. 2008.

BOUABIDA, Z.; SLIMANE, Z. E. H.; REGUIG, F. B. **Detection of QRS complex in electrocardiogram signal by the empirical mode decomposition.** International Workshop on Systems, Signal Processing and their Applications, WOSSPA, Tipaza, Algeria, 2011, pp. 25-28, doi: 10.1109/WOSSPA.2011.5931472.

BRAGG-REMSCHEL, D. A.; ANDERSON, C. M.; WINKLE, R. A. Frequency response characteristics of ambulatory ECG monitoring systems and their implications for ST segment analysis. **American Heart Journal**, v. 103, n. 1, p. 20–31, jan. 1982.

BRUCE, M. A.; SPODICK, D. H. Atypical electrocardiogram in acute pericarditis: Characteristics and prevalence. **Journal of Electrocardiology**, v. 13, n. 1, p. 61–66, jan. 1980.

CARELLA, T.; DE SILVESTRI, M.; FINEDORE, M.; HANIFF, I.; ESMAILBEIGI, H. **Emotion Recognition for Brain Machine Interface: Non-linear Spectral Analysis of EEG Signals Using Empirical Mode Decomposition.** 40th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC), Honolulu, HI, USA, 2018, pp. 223-226, doi: 10.1109/EMBC.2018.8512228.

CASALE, P. N. et al. Electrocardiographic detection of left ventricular hypertrophy: Development and prospective validation of improved criteria. **Journal of the American College of Cardiology**, v. 6, n. 3, p. 572–580, set. 1985.

CHACKO, A.; ARI, S. **Denoising of ECG signals using Empirical Mode Decomposition based technique.** IEEE-International Conference On Advances In Engineering, Science And Management (ICAESM -2012), Nagapattinam, India, 2012, pp. 6-9.

CHANG, K. -M. **Ensemble empirical mode decomposition based ECG noise filtering method.** International Conference on Machine Learning and Cybernetics, Qingdao, China, 2010, pp. 210-213, doi: 10.1109/ICMLC.2010.5581064.

CHAPMAN, P. D.; WETHERBEE, J. N.; TROUP, P. J. Pseudo P waves: A cause of diagnostic confusion in wide QRS tachycardia. **Clinical Cardiology**, v. 9, n. 1, p. 30–32, jan. 1986.

CHEN, I. -W.; CHUANG, S. -Y.; WU, W. -L.; FANG, W. -C. **An Efficient Hardware Architecture Design of EEMD Processor for Electrocardiography Signal**. 2018 IEEE Biomedical Circuits and Systems Conference (BioCAS), Cleveland, OH, USA, 2018, pp. 1-4, doi: 10.1109/BIOCAS.2018.8584764.

CHEN, W.; YOU, Y. **Masking empirical mode decomposition-based hybrid features for recognition of motor imagery in EEG**. 3rd IEEE International Conference on Control Science and Systems Engineering (ICCSSE), Beijing, China, 2017, pp. 548-551, doi: 10.1109/CCSSE.2017.8087992.

CHINMAYI, K.; PADMAJA, M. **VLSI implementation of ECG feature extraction using Integer Haar Wavelet and EMD Algorithm**. First International Conference on Cyber Physical Systems, Power Electronics and Electric Vehicles (ICPEEV), Hyderabad, India, 2023, pp. 1-6, doi: 10.1109/ICPEEV58650.2023.10391840.

CHO, D.; MIN, B.; KIM, J.; LEE, B. **EEG-Based Prediction of Epileptic Seizures Using Phase Synchronization Elicited from Noise-Assisted Multivariate Empirical Mode Decomposition** in IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering, v. 25, n. 8, pp. 1309-1318, Aug. 2017, doi: 10.1109/TNSRE.2016.2618937.

CHOUDHRY, M.S.; PURI, A.; KAPOOR, R. **Removal of baseline wander from ECG signal using cascaded Empirical Mode Decomposition and morphological functions**. 3rd International Conference on Signal Processing and Integrated Networks (SPIN), Noida, India, 2016, pp. 769-774, doi: 10.1109/SPIN.2016.7566803.

**Congestive Heart Failure RR Interval Database v1.0.0**. Disponível em: <<https://physionet.org/content/chf2db/1.0.0/>>. Acesso em: 11 jan. 2021.

ČULJAK, I.; CIFREK, M. **Hilbert transform based paroxysmal tachycardia detection algorithm**. 2017 40th International Convention on Information and Communication Technology, Electronics and Microelectronics, MIPRO 2017 - Proceedings. **Anais...**Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc., 10 jul. 2017Disponível em: <<http://ieeexplore.ieee.org/document/7973443/>>. Acesso em: 17 mar. 2021

DAS, M. K.; ARI, S.; PRIYADHARSINI, S. **On an algorithm for detection of QRS complexes in noisy electrocardiogram signal**. 2011 Annual IEEE India Conference, Hyderabad, India, 2011, pp. 1-5, doi: 10.1109/INDCON.2011.6139345.

DEGIRMENCI, M.; OZDEMIR, M. A.; SADIGHZADEH, R.; AKAN, A. **Emotion Recognition from EEG Signals by Using Empirical Mode Decomposition**. 2018 Medical Technologies National Congress (TIPTEKNO), Magusa, Cyprus, 2018, pp. 1-4, doi: 10.1109/TIPTEKNO.2018.8597061.

DENG, Y.; ZHAO, Z.; ZHANG, Y.; CHEN, D. **Improved human identification method based on electrocardiogram using ensemble empirical mode decomposition and Teager Energy Operator**. 10th International Congress on Image and Signal Processing, BioMedical Engineering and Informatics (CISP-BMEI), Shanghai, China, 2017, pp. 1-6, doi: 10.1109/CISP-BMEI.2017.8302224.

DEVEREUX, R. B. et al. Geometric determinants of electrocardiographic left ventricular hypertrophy. *Circulation*, v. 67, n. 4, p. 907–911, abr. 1983.

DHAR, S. et al. **Noise reduction and ECG feature extraction using interpolation and Hilbert transform**. International Conference on Control, Instrumentation, Energy and Communication, CIEC 2014. *Anais...Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc.*, 14 nov. 2014Disponível em: <<http://ieeexplore.ieee.org/document/6959085/>>. Acesso em: 9 mar. 2021

Fisiologia Humana Silverthorn 5<sup>a</sup> Edição. [s.d.].

DLIOU, A.; ELOUAHAM, S.; LATIF, R.; LAABOUBI, M.; ZOUGAGH, H.; SADDIK, A. **Denoising Ventricular tachyarrhythmia Signal**. 9th International Symposium on Signal, Image, Video and Communications (ISIVC), Rabat, Morocco, 2018, pp. 124-128, doi: 10.1109/ISIVC.2018.8709201.

EGAMBARAM, A.; BADRUDDIN, N.; ASIRVADAM, V. S.; BEGUM, T. **Comparison of envelope interpolation techniques in Empirical Mode Decomposition (EMD) for eyeblink artifact removal from EEG**. 2016 IEEE EMBS Conference on Biomedical Engineering and Sciences (IECBES), Kuala Lumpur, Malaysia, 2016, pp. 590-595, doi: 10.1109/IECBES.2016.7843518.

EKHLASI, A.; AHMADI, H. **Investigating the differences between atrial fibrillation and normal ECG signals using the EMD method**. 8th Iranian Conference on Signal

Processing and Intelligent Systems (ICSPIS), Behshahr, Iran, Islamic Republic of, 2022, pp. 1-7, doi: 10.1109/ICSPIS56952.2022.10044051.

FANG, W. -C.; CHEN, I. -W. **An Integrated PPG and ECG Signal Processing Hardware Architecture Design of EEMD Processor.** 2019 IEEE International Conference on Consumer Electronics (ICCE), Las Vegas, NV, USA, 2019, pp. 1-4, doi: 10.1109/ICCE.2019.8662097.

FOWLER, N. O.; WESTCOTT, R. N.; SCOTT, R. C. The Q wave in precordial electrocardiograms overlying the hypertrophied right ventricle: intracavity leads. **Circulation**, v. 5, n. 3, p. 441–448, mar. 1952.

GAUR, P.; PACHORI, R. B.; WANG, H.; PRASAD, G. **An empirical mode decomposition based filtering method for classification of motor-imagery EEG signals for enhancing brain-computer interface.** 2015 International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN), Killarney, Ireland, 2015, pp. 1-7, doi: 10.1109/IJCNN.2015.7280754.

GUARNIZO, C.; DELGADO, E. **EEG single-channel seizure recognition using Empirical Mode Decomposition and normalized mutual information.** IEEE 10th International Conference on Signal Processing Proceedings, Beijing, China, 2010, pp. 1-4, doi: 10.1109/ICOSP.2010.5656490.

GUO, Y.; NAIK, G. R.; NGUYEN, H. **Single channel blind source separation based local mean decomposition for Biomedical applications.** Proceedings of the Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, EMBS. **Anais...**Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc., jul. 2013Disponível em: <<http://ieeexplore.ieee.org/document/6611121/>>. Acesso em: 11 jan. 2021

GUO, X.; WU, X.; ZHANG D. **Motor imagery EEG detection by empirical mode decomposition.** 2008 IEEE International Joint Conference on Neural Networks (IEEE World Congress on Computational Intelligence), Hong Kong, 2008, pp. 2619-2622, doi: 10.1109/IJCNN.2008.4634164.

GUPTA, V.; MITTAL, M. **R-peak based arrhythmia detection using hilbert transform and principal component analysis.** 3rd International Conference on Innovative Applications of Computational Intelligence on Power, Energy and Controls with their Impact on Humanity, CIPECH 2018. **Anais...**Institute of Electrical and

Electronics Engineers Inc., 1 nov. 2018Disponível em: <<https://ieeexplore.ieee.org/document/8724191/>>. Acesso em: 17 mar. 2021

GUYTON, A.; HALL, J. **Tratado de Fisiologia Médica**. 11. ed. [s.l: s.n.].

HADIYOSO, S.; WIJAYANTO, I. **Noise Removal in Mild Cognitive Impairment EEG Recording using Empirical Mode Decomposition**. 2019 IEEE International Conference on Signals and Systems (ICSigSys), Bandung, Indonesia, 2019, pp. 74-78, doi: 10.1109/ICSIGSYS.2019.8811086.

HADJ SLIMANE, Z. E.; NAÏT-ALI, A. QRS complex detection using Empirical Mode Decomposition. **Digital Signal Processing: A Review Journal**, v. 20, n. 4, p. 1221–1228, 2010.

HARNETT, D. T.; LAHAYE, S. A.; WILKINSON, J. S. **Isolated right ventricular myocardial infarction: A sheep in Wolf's clothing****JAMA Internal Medicine**American Medical Association, , 1 ago. 2016. Disponível em: <<http://archinte.jamanetwork.com/article.aspx?doi=10.1001/jamainternmed.2016.3085>> . Acesso em: 14 jan. 2021

HOSSAIN, M. B.; BASHAR, S. K.; WALKEY, A. J.; MCMANUS, D. D.; CHON, K. H. **An Accurate QRS Complex and P Wave Detection in ECG Signals Using Complete Ensemble Empirical Mode Decomposition with Adaptive Noise Approach** in IEEE Access, v. 7, pp. 128869-128880, 2019, doi: 10.1109/ACCESS.2019.2939943.

HOTRADAT, M.; BALASUNDARAM, K.; MASSE, S.; NAIR, K.; NANTHAKUMAR, K.; UMAPATHY, K. **Instantaneous Time-Frequency Features in Characterizing Ventricular Arrhythmias Using Empirical Mode Decomposition**. 52nd Asilomar Conference on Signals, Systems, and Computers, Pacific Grove, CA, USA, 2018, pp. 1225-1229, doi: 10.1109/ACSSC.2018.8645241.

HSUEH, H. C.; CHIEN, S. Y. **On-line Local Mean Decomposition and its application to ECG signal denoising**. IEEE 2014 Biomedical Circuits and Systems Conference, BioCAS 2014 - Proceedings. **Anais...**Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc., 9 dez. 2014Disponível em: <<http://ieeexplore.ieee.org/document/6981634/>>. Acesso em: 11 jan. 2021

HSUEH, H. C.; CHIEN, S. Y. **A low-power low-latency processor for real-time on-line local mean decomposition**. Proceedings of the 2015 IEEE International Conference

on Electron Devices and Solid-State Circuits, EDSSC 2015. **Anais...Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc.**, 30 set. 2015Disponível em: <<http://ieeexplore.ieee.org/document/7285086/>>. Acesso em: 11 jan. 2021

HU, X.; YUAN, S.; XU, F.; LENG, Y.; YUAN, K.; YUAN, Q. **Scalp EEG classification using deep Bi-LSTM network for seizure detection.** *Computers in Biology and Medicine*, v. 124, 2020, 103919, <https://doi.org/10.1016/j.compbimed.2020.103919>.

HU, L.; XIE, J.; PAN, C.; WU, X.; HU, D. **Multi-feature fusion method based on WOSF and MSE for four-class MI EEG identification.** *Biomedical Signal Processing and Control*, v. 69, 2021, 102907, <https://doi.org/10.1016/j.bspc.2021.102907>.

HUANG, N. E. et al. The empirical mode decomposition and the Hubert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis. **Proceedings of the Royal Society A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences**, v. 454, n. 1971, p. 903–995, 8 mar. 1998.

IMMACULATE JOY, S.; VENKATESH, C.; BHARGAV, B. **Improved EMD Algorithm for Electrocardiogram Denoising and Feature Extraction for Detection of Cardiovascular Disease.** 5th International Conference on Smart Systems and Inventive Technology (ICSSIT), Tirunelveli, India, 2023, pp. 135-139, doi: 10.1109/ICSSIT55814.2023.10061053.

IZCI, E.; OZDEMIR, M. A.; SADIGHZADEH, R.; AKAN, A. **Arrhythmia Detection on ECG Signals by Using Empirical Mode Decomposition.** 2018 Medical Technologies National Congress (TIPTEKNO), Magusa, Cyprus, 2018, pp. 1-4, doi: 10.1109/TIPTEKNO.2018.8597094.

IZCI, E. et al. **Arrhythmia Detection on ECG Signals by Using Empirical Mode Decomposition.** 2018 Medical Technologies National Congress (TIPTEKNO). **Anais...IEEE**, nov. 2018Disponível em: <<https://ieeexplore.ieee.org/document/8597094/>>. Acesso em: 11 jan. 2021

JENITTA, J.; RAJESWARI, A. **Denoising of ECG signal based on improved adaptive filter with EMD and EEMD.** 2013 IEEE Conference on Information & Communication Technologies, Thuckalay, India, 2013, pp. 957-962, doi: 10.1109/CICT.2013.6558234.

JING-TIAN, T. et al. Hilbert-Huang transform for ECG de-noising. **2007 1st International Conference on Bioinformatics and Biomedical Engineering, ICBBE**,

p. 664–667, 2007.

JOSEPHSON, M. E.; WELLENS, H. J. J. Differential diagnosis of supraventricular tachycardia. **Cardiology Clinics**, v. 8, n. 3, p. 411–442, 1990.

KALEEM, M.; GUERGACHI, A.; KRISHNAN, S. **EEG seizure detection and epilepsy diagnosis using a novel variation of Empirical Mode Decomposition**. 35th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC), Osaka, Japan, 2013, pp. 4314-4317, doi: 10.1109/EMBC.2013.6610500.

KHAN, M. U.; AZIZ, S.; IQTIDAR, K.; SAUD, A.; AZHAR, Z. **Biometric Authentication System Based on Electrocardiogram (ECG)**. 13th International Conference on Mathematics, Actuarial Science, Computer Science and Statistics (MACS), Karachi, Pakistan, 2019, pp. 1-6, doi: 10.1109/MACS48846.2019.9024820.

KHAN, M.U.; AZIZ, S.; CH, J. M.; SHAHJEHAN, A.; IMTIAZ, A.; WASEEM, A. **Detection of Acute Coronary Syndrome using Electrocardiogram Signal Analysis**. 2020 International Conference on Electrical, Communication, and Computer Engineering (ICECCE), Istanbul, Turkey, 2020, pp. 1-6, doi: 10.1109/ICECCE49384.2020.9179337.

KIAMINI, M.; ALIREZAEI, S.; PERSEH, B.; AHMADI, M. **Elimination of Ocular Artifacts from EEG signals using the wavelet transform and empirical mode decomposition**. 6th International Conference on Electrical Engineering/Electronics, Computer, Telecommunications and Information Technology, Chonburi, Thailand, 2009, pp. 1094-1097, doi: 10.1109/ECTICON.2009.5137235.

KOUCHAKI, S.; DEHGHANI, A.; OMRANIAN, S.; BOOSTANI, R. **ECG-based personal identification using empirical mode decomposition and Hilbert transform**. The 16th CSI International Symposium on Artificial Intelligence and Signal Processing (AISP 2012), Shiraz, Iran, 2012, pp. 569-573, doi: 10.1109/AISP.2012.6313811.

KOUCHAKI, S. et al. **ECG-based personal identification using empirical mode decomposition and Hilbert transform**. AISP 2012 - 16th CSI International Symposium on Artificial Intelligence and Signal Processing. **Anais...IEEE**, maio 2012Disponível em: <<http://ieeexplore.ieee.org/document/6313811/>>. Acesso em: 5 jan. 2021

KRISHNA, B. T. **Fetal ECG extraction using time-frequency analysis techniques**. 2017 International Conference on Robotics and Automation Sciences, ICRAS 2017. **Anais...Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc.**, 18 out. 2017Disponível em:

<<http://ieeexplore.ieee.org/document/8071938/>>. Acesso em: 16 mar. 2021

KUMARI, K.; SAHU, S. S.; SINHA, R. K. **R Peak Detection using Empirical Mode Decomposition with Shannon Energy Envelope**. Second International Conference on Inventive Communication and Computational Technologies (ICICCT), Coimbatore, India, 2018, pp. 550-554, doi: 10.1109/ICICCT.2018.8473279.

KUO, C. -C.; LIN, W. S.; DRESSEL, C. A.; CHIU, A. W. L. **Classification of intended motor movement using surface EEG ensemble empirical mode decomposition**. 2011 Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, Boston, MA, USA, 2011, pp. 6281-6284, doi: 10.1109/IEMBS.2011.6091550.

LENKA, B. **Time-frequency analysis of non-stationary electrocardiogram signals using Hilbert-Huang Transform**. 2015 International Conference on Communication and Signal Processing, ICCSP 2015. *Anais...*Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc., 9 nov. 2015Disponível em: <<http://ieeexplore.ieee.org/document/7322686/>>. Acesso em: 9 mar. 2021

LI, M.; HE, M. Q. **A Multi-Domain Feature Extraction Method with Improved LMD**. 2023 International Conference on Service Robotics (ICoSR), Shanghai, China, 2023, pp. 102-106, doi: 10.1109/ICoSR59980.2023.00029.

LI, N.; LI, P. **An Improved Algorithm Based on EMD-Wavelet for ECG Signal Denoising**. International Joint Conference on Computational Sciences and Optimization, Sanya, China, 2009, pp. 825-827, doi: 10.1109/CSO.2009.178.

LIANG, S.; CHOI, K. -S.; QIN, J.; PANG, W. -M.; HENG, P. -A. **Classification of motor imagery tasks using phase synchronization analysis of EEG based on multivariate empirical mode decomposition**. 4th IEEE International Conference on Information Science and Technology, Shenzhen, China, 2014, pp. 674-677, doi: 10.1109/ICIST.2014.6920567.

LIU, Y.; AN, F.; LANG, X.; DAI, Y. **Remove Motion Artifacts from Scalp Single Channel EEG based on Noise Assisted Least Square Multivariate Empirical Mode Decomposition**. 13th International Congress on Image and Signal Processing, BioMedical Engineering and Informatics (CISP-BMEI), Chengdu, China, 2020, pp. 568-573, doi: 10.1109/CISP-BMEI51763.2020.9263581.

MABROUKI, R.; KHADDOUMI, B.; SAYADI, M. **R peak detection in**

**electrocardiogram signal based on a combination between empirical mode decomposition and Hilbert transform.** 2014 1st International Conference on Advanced Technologies for Signal and Image Processing, ATSIP 2014. **Anais...IEEE Computer Society**, mar. 2014Disponível em: <<https://ieeexplore.ieee.org/document/6834603>>. Acesso em: 11 jan. 2021

**MIT-BIH Arrhythmia Database v1.0.0.** Disponível em: <<https://www.physionet.org/content/mitdb/1.0.0/>>. Acesso em: 11 jan. 2021.

MABROUKI, R.; KHADDOUMI, B.; SAYADI, M. **R peak detection in electrocardiogram signal based on a combination between empirical mode decomposition and Hilbert transform.** 1st International Conference on Advanced Technologies for Signal and Image Processing (ATSIP), Sousse, Tunisia, 2014, pp. 183-187, doi: 10.1109/ATSIP.2014.6834603.

SINGH, M.; JOSHI, A. M. **Real-Time ECG Based Authentication Using Hardware Accelerated Implementation on Zynq SoC.** 2019 IEEE International Symposium on Smart Electronic Systems (iSES) (Formerly iNiS), Rourkela, India, 2019, pp. 99-104, doi: 10.1109/iSES47678.2019.00032.

MUKHOPADHYAY, S. K.; MITRA, M.; MITRA, S. **Time plane ECG feature extraction using Hilbert transform, variable threshold and slope reversal approach.** Proceedings of the 2011 International Conference on Communication and Industrial Application, ICCIA 2011. **Anais...IEEE**, dez. 2011Disponível em: <<http://ieeexplore.ieee.org/document/6146675/>>. Acesso em: 8 mar. 2021

NAIR, S.; KUMAR, C. S.; MURALIDHARAN, P.; GOPINATH, S.; KUMAR, A. A.; PARASURAM, H. **Improving the Performance of ECG-based Epileptic Seizure Prediction.** 14th International Conference on Computing Communication and Networking Technologies (ICCCNT), Delhi, India, 2023, pp. 1-7, doi: 10.1109/ICCCNT56998.2023.10306997.

NARSIMHA, B.; SURESH, E.; PUNNAMCHANDAR, K.; SANJEEVA REDDY, M. **Denoising and QRS detection of ECG signals using Empirical Mode Decomposition.** 2011 International Conference on Communications and Signal Processing, Kerala, India, 2011, pp. 439-442, doi: 10.1109/ICCSP.2011.5739355.

NARSIMHA, B. et al. **Denoising and QRS detection of ECG signals using Empirical**

**Mode Decomposition.** ICCSP 2011 - 2011 International Conference on Communications and Signal Processing. *Anais...IEEE*, fev. 2011Disponível em: <<http://ieeexplore.ieee.org/document/5739355/>>. Acesso em: 5 jan. 2021

NASSIR, J.; ALASABI, M.; QAISAR, S. M.; KHAN, M. **Epileptic Seizure Detection Using the EEG Signal Empirical Mode Decomposition and Machine Learning.** 2023 International Conference on Smart Computing and Application (ICSCA), Hail, Saudi Arabia, 2023, pp. 1-6, doi: 10.1109/ICSCA57840.2023.10087614.

NAVARRO, X.; PORÉE, F.; CARRAULT, G. **ECG removal in preterm EEG combining empirical mode decomposition and adaptive filtering.** 2012 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP), Kyoto, Japan, 2012, pp. 661-664, doi: 10.1109/ICASSP.2012.6287970.

NGUYEN, D. -H.; NGUYEN, M. -T.; LE, H. -C. **An Efficient Electrocardiogram R-peak Detection Exploiting Ensemble Empirical Mode Decomposition and Hilbert Transform.** 2022 International Conference on Advanced Technologies for Communications (ATC), Ha Noi, Vietnam, 2022, pp. 380-385, doi: 10.1109/ATC55345.2022.9942984.

NIMUNKAR, A. J.; THOMPSON, W. J. **EMD-based 60-Hz noise filtering of the ECG.** 29th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, Lyon, France, 2007, pp. 1904-1907, doi: 10.1109/IEMBS.2007.4352688.

NIMUNKAR, A. J.; THOMPSON, W. J. **R-peak Detection and Signal Averaging for Simulated Stress ECG using EMD.** 29th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, Lyon, France, 2007, pp. 1261-1264, doi: 10.1109/IEMBS.2007.4352526.

OROSCO, L.; LACIAR, E.; GARCES CORREA, A. G.; TORRES, A.; GRAFFIGNA, J. P. **An epileptic seizures detection algorithm based on the empirical mode decomposition of EEG.** 2009 Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, Minneapolis, MN, USA, 2009, pp. 2651-2654, doi: 10.1109/IEMBS.2009.5332861.

PAITHANE, A. N.; BORMANE, D. S. **Electrocardiogram signal analysis using empirical mode decomposition and Hilbert spectrum.** 2015 International Conference

on Pervasive Computing: Advance Communication Technology and Application for Society, ICPC 2015. **Anais...**Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc., 15 abr. 2015Disponível em: <<http://ieeexplore.ieee.org/document/7087042/>>. Acesso em: 11 jan. 2021

PAL, S.; MITRA, M. **QRS Complex detection using Empirical Mode Decomposition based windowing technique.** 2010 International Conference on Signal Processing and Communications (SPCOM), Bangalore, India, 2010, pp. 1-5, doi: 10.1109/SPCOM.2010.5560523.

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

PAN, N.; MANG, V.; UN, M. P.; HANG, P. S. **Accurate Removal of Baseline Wander in ECG Using Empirical Mode Decomposition.** Joint Meeting of the 6th International Symposium on Noninvasive Functional Source Imaging of the Brain and Heart and the International Conference on Functional Biomedical Imaging, Hangzhou, China, 2007, pp. 177-180, doi: 10.1109/NFSI-ICFBI.2007.4387719.

PANDIT, S. V. **ECG baseline drift removal through STFT.** Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology - Proceedings. **Anais...IEEE**, 1996Disponível em: <<http://ieeexplore.ieee.org/document/647477/>>. Acesso em: 10 fev. 2021

PARK, C. et al. The complex local mean decomposition. **Neurocomputing**, v. 74, n. 6, p. 867–875, 15 fev. 2011.

PATEL, R.; JANAWADKAR, M. P.; SENGOTTUVEL, S.; GIREESAN, K.; RADHAKRISHNAN, T. S. **Suppression of Eye-Blink Associated Artifact Using Single Channel EEG Data by Combining Cross-Correlation With Empirical Mode Decomposition** in IEEE Sensors Journal, v. 16, n. 18, pp. 6947-6954, Sept.15, 2016, doi: 10.1109/JSEN.2016.2591580.

PENG, J.; HUI, J. **Classification Method of Motion Image EEG Signals Based on LMD-FBCSP and IGASVM.** 2024 IEEE 4th International Conference on Power, Electronics and Computer Applications (ICPECA), Shenyang, China, 2024, pp. 1102-1106, doi: 10.1109/ICPECA60615.2024.10470982.

PODRID, P.; KOWEY, P. **Cardiac Arrhythmia: Mechanisms, Diagnosis and**

**Management.** 2. ed. Philadelphia: [s.n.].

PRADEEP KUMAR, B.; BALAMBIGAI, S.; ASOKAN, R. **ECG de-noising based on hybrid technique.** IEEE-International Conference On Advances In Engineering, Science And Management (ICAESM -2012), Nagapattinam, Tamil Nadu, 2012, pp. 285-290.

PRZYSUCHA, B. et al. **Improving the Dependability of the ECG Signal for Classification of Heart Diseases.** 2020 50th Annual IEEE-IFIP International Conference on Dependable Systems and Networks-Supplemental Volume (DSN-S). *Anais...IEEE*, 1 jun. 2020Disponível em: <<https://ieeexplore.ieee.org/document/9159136/>>. Acesso em: 13 jan. 2021

PUSARLA, N.; SINGH, A.; TRIPATHI, S. **Normal Inverse Gaussian Features for EEG-Based Automatic Emotion Recognition** in IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, v. 71, pp. 1-11, 2022, Artigo: 6503111, doi: 10.1109/TIM.2022.3205894.

QI, P.; XU, H.; ZHANG, H.; TONG, J.; XIA, S. **Residual neural networks based on empirical mode decomposition for mitral regurgitation prediction.** Biomedical Signal Processing and Control, v. 86, Part B, 2023, 105265, <https://doi.org/10.1016/j.bspc.2023.105265>.

RACHAKONDA, S.; MAHESH, R. **Automated Noise Detection and Classification for Unsupervised ECG Analysis Systems Using CEEMD and Wavelet Packet Decomposition.** TENCON 2019 - 2019 IEEE Region 10 Conference (TENCON), Kochi, India, 2019, pp. 373-377, doi: 10.1109/TENCON.2019.8929450.

RAKSHIT, M.; DAS, S. **An improved EMD based ECG denoising method using adaptive switching mean filter.** 4th International Conference on Signal Processing and Integrated Networks (SPIN), Noida, India, 2017, pp. 251-255, doi: 10.1109/SPIN.2017.8049954.

REZGUI, D.; LACHIRI, Z. **Detection of ECG beat using ensemble empirical mode decomposition.** 7th International Conference on Modelling, Identification and Control (ICMIC), Sousse, Tunisia, 2015, pp. 1-6, doi: 10.1109/ICMIC.2015.7409389.

REZGUI, D.; LACHIRI, Z. **Integrating EMD attributes for person identification from electrocardiographic signals.** 2nd International Conference on Advanced

Technologies for Signal and Image Processing (ATSIP), Monastir, Tunisia, 2016, pp. 478-482, doi: 10.1109/ATSIP.2016.7523121.

SAFARI, A.; HESAR, H. D.; MOHEBBI, M.; FARADJI, F. **A novel method for R-peak detection in noisy ECG signals using EEMD and ICA.** 23rd Iranian Conference on Biomedical Engineering and 2016 1st International Iranian Conference on Biomedical Engineering (ICBME), Tehran, Iran, 2016, pp. 155-158, doi: 10.1109/ICBME.2016.7890948.

SAHOO, S.; DAS, T.; SABUT, S. **Adaptive thresholding based EMD for delineation of QRS complex in ECG signal analysis.** 2016 International Conference on Wireless Communications, Signal Processing and Networking (WiSPNET), Chennai, India, 2016, pp. 500-504, doi: 10.1109/WiSPNET.2016.7566185.

SAMADI, S.; SHAMSOLLAHI, M. B. **ECG noise reduction using empirical mode decomposition based on combination of instantaneous half period and soft-thresholding.** 2nd Middle East Conference on Biomedical Engineering, Doha, Qatar, 2014, pp. 244-248, doi: 10.1109/MECBME.2014.6783250.

SAMAL, P.; HASHMI, M. F. **Ensemble Median Empirical Mode Decomposition for Emotion Recognition Using EEG Signal** in IEEE Sensors Letters, vol. 7, no. 5, pp. 1-4, May 2023, Art no. 7001704, doi: 10.1109/LSSENS.2023.3265682.

SAMESINA, N.; AMODEO, C. Hipertrofia ventricular esquerda. **Revista Brasileira de Hipertensão**, v. 8, n. 3, p. 316–320, 2001.

SERHAL, H.; ABDALLAH, N.; MARION, J-M.; CHAUVET, P.; OUEIDAT, M.; HUMEAU-HEURTIER, A. **An EMD-based approach for atrial fibrillation classification using wavelets and convolutional neural network.** Biomedical Signal Processing and Control, v. 82, 2023, 104507, <https://doi.org/10.1016/j.bspc.2022.104507>.

SHAH, C. P. et al. Clinical approach to wide QRS complex tachycardias. **Emergency Medicine Clinics of North America**, v. 16, n. 2, p. 331–360, maio 1998.

SHAHBAKHTI, M.; KHALILI, V.; KAMAE, G. **Removal of blink from EEG by Empirical Mode Decomposition (EMD).** The 5th 2012 Biomedical Engineering International Conference, Muang, Thailand, 2012, pp. 1-5, doi: 10.1109/BMEiCon.2012.6465451.

SHAHBAKHTI, M.; NAJI, M.; ZAREEI, Z. **Investigation of two methods based on Empirical Mode Decomposition for removal of real and contaminated blink from EEG.** Proceedings of the 16th International Conference on Information Fusion, Istanbul, Turkey, 2013, pp. 174-180.

SHE, L.; XU, Z.; ZHANG, S.; SONG, Y. **De-noisng of ECG based on EMD improved-thresholding and mathematical morphology operation.** 3rd International Conference on Biomedical Engineering and Informatics, Yantai, China, 2010, pp. 838-842, doi: 10.1109/BMEI.2010.5639920.

SHIVARAM, S.; SUNDARAM, D. S. B.; BALASUBRAMANI, R.; MUTHYALA, A.; ARUNACHALAM, S. P. **Intrinsic Mode Function Complexity Index Using Empirical Mode Decomposition discriminates Normal Sinus Rhythm and Atrial Fibrillation on a Single Lead ECG.** 40th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC), Honolulu, HI, USA, 2018, pp. 5990-5993, doi: 10.1109/EMBC.2018.8513546.

SINGH, G.; KAUR, G.; KUMAR, V. **ECG denoising using adaptive selection of IMFs through EMD and EEMD.** 2014 International Conference on Data Science & Engineering (ICDSE), Kochi, India, 2014, pp. 228-231, doi: 10.1109/ICDSE.2014.6974643.

SINGH, P.; SHAHNAWAZUDDIN, S.; PRADHAN, G. **Significance of modified empirical mode decomposition for ECG denoising.** 39th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC), Jeju, Korea (South), 2017, pp. 2956-2959, doi: 10.1109/EMBC.2017.8037477.

SMITH, J. S. The local mean decomposition and its application to EEG perception data. **Journal of the Royal Society Interface**, v. 2, n. 5, p. 443–454, 22 dez. 2005.

SMITH, R. Wide QRS complex tachycardia: Reappraisal of a common clinical problem. **Annals of Emergency Medicine**, v. 18, n. 6, p. 715, jun. 1989.

SONALI; SINGH, O.; SUNKARIA, R. K. **ECG signal denoising based on Empirical Mode Decomposition and moving average filter.** 2013 IEEE International Conference on Signal Processing, Computing and Control (ISPCC), Solan, India, 2013, pp. 1-6, doi: 10.1109/ISPCC.2013.6663412.

SONG, L. et al. **Denoising of electrocardiogram signal based on Hilbert-Huang**

**transform.** Proceedings - 2012 7th International Forum on Strategic Technology, IFOST 2012. **Anais...IEEE,** set. 2012Disponível em: <<http://ieeexplore.ieee.org/document/6357660/>>. Acesso em: 9 mar. 2021

SUJAN, K. S. S. et al. **Performance analysis for the Feature Extraction algorithm of an ECG signal.** ICIIECS 2015 - 2015 IEEE International Conference on Innovations in Information, Embedded and Communication Systems. **Anais...Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc.,** 12 ago. 2015Disponível em: <<http://ieeexplore.ieee.org/document/7193100/>>. Acesso em: 16 mar. 2021

SUN, H., CHENG, J.; MA, Z. **An EEG signal denoising method based on ensemble empirical mode decomposition and independent component analysis.** 2018 IEEE International Conference on Cyborg and Bionic Systems (CBS), Shenzhen, China, 2018, pp. 401-405, doi: 10.1109/CBS.2018.8612146.

SUNDARAM, D. S. B.; BALASUBRAMANI, R.; SHIVARAM, S.; MUTHYALA, A.; ARUNACHALAM, S. P. **Single Lead ECG Discrimination Between Normal Sinus Rhythm and Sleep Apnea with Intrinsic Mode Function Complexity Index Using Empirical Mode Decomposition.** 2018 IEEE International Conference on Electro/Information Technology (EIT), Rochester, MI, USA, 2018, pp. 0719-0722, doi: 10.1109/EIT.2018.8500188.

TAGHAVI, M.; SHAMSOLLAHI, M. B.; SENHADJI, L. **ECG denoising using mutual information based classification of IMFs and interval thresholding.** 38th International Conference on Telecommunications and Signal Processing (TSP), Prague, Czech Republic, 2015, pp. 1-6, doi: 10.1109/TSP.2015.7296477.

TANG, J.; ZOU, Q., TANG, Y.; LIU, B.; ZHANG, X. **Hilbert-Huang Transform for ECG De-Noising.** 1st International Conference on Bioinformatics and Biomedical Engineering, Wuhan, China, 2007, pp. 664-667, doi: 10.1109/ICBBE.2007.173.

TANG, G.; QIN, A. **ECG De-noising Based on Empirical Mode Decomposition.** The 9th International Conference for Young Computer Scientists, Hunan, China, 2008, pp. 903-906, doi: 10.1109/ICYCS.2008.178.

TAO, Y.; XU, W.; WANG, G.; YUAN, Z.; WANG, M.; HOUSTON, M.; ZHANG, Y.; CHEN, B.; YAN, X.; WANG, G. **Decoding Multi-Class EEG Signals of Hand Movement Using Multivariate Empirical Mode Decomposition and Convolutional**

**Neural Network** in IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering, vol. 30, pp. 2754-2763, 2022, doi: 10.1109/TNSRE.2022.3208710.

TAVILDAR, S.; ASHRAFI, A. **Application of multivariate empirical mode decomposition and canonical correlation analysis for EEG motion artifact removal.** 2016 Conference on Advances in Signal Processing (CASP), Pune, India, 2016, pp. 150-154, doi: 10.1109/CASP.2016.7746155.

TENG, C.; ZHANG, Y.; WANG, G. **The removal of EMG artifact from EEG signals by the multivariate empirical mode decomposition.** 2014 IEEE International Conference on Signal Processing, Communications and Computing (ICSPCC), Guilin, China, 2014, pp. 873-876, doi: 10.1109/ICSPCC.2014.6986322.

THE CSE WORKING PARTY, "Recommendations for measurement standards in quantitative electrocardiography," Eur. Heart J., vol. 6, pp. 815–825, 2008.

**The MIT-BIH Malignant Ventricular Arrhythmia Database.** Disponível em: <<http://physionet.incor.usp.br/physiobank/database/vfdb/>>. Acesso em: 17 mar. 2021.

UR REHMAN, N.; XIA, Y.; MANDIC, D. P. **Application of multivariate empirical mode decomposition for seizure detection in EEG signals.** 2010 Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology, Buenos Aires, Argentina, 2010, pp. 1650-1653, doi: 10.1109/IEMBS.2010.5626665.

VALLURIAIAH, P.; BISWAL, B. **ECG signal analysis using Hilbert transform.** 2015 IEEE Power, Communication and Information Technology Conference, PCITC 2015 - Proceedings. **Anais...**Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc., 21 mar. 2016Disponível em: <<http://ieeexplore.ieee.org/document/7438211/>>. Acesso em: 11 jan. 2021

VARDHAN, H.; GUPTA, L. **Enhancement of ECG signal using EMD and hurst-based mode selection technique.** 7th IEEE Power India International Conference (PIICON), Bikaner, India, 2016, pp. 1-5, doi: 10.1109/POWERI.2016.8077388.

VERMA, A.; PRATIK; PRADHAN, G. **Electrocardiogram denoising using Wavelet decomposition and EMD domain filtering.** 2016 IEEE Region 10 Conference (TENCON), Singapore, 2016, pp. 2185-2189, doi: 10.1109/TENCON.2016.7848414.

WANG, G.; TENG, C.; LI, K.; ZHANG, Z.; YAN, X. **The Removal of EOG Artifacts From EEG Signals Using Independent Component Analysis and Multivariate Empirical Mode Decomposition.** in IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics, v. 20, n. 5, pp. 1301-1308, Sept. 2016, doi: 10.1109/JBHI.2015.2450196.

WANG, L.; VAI, M. I.; MAK, P. U.; IEONG, C. I. **Hardware-accelerated implementation of EMD.** 3rd International Conference on Biomedical Engineering and Informatics, Yantai, China, 2010, pp. 912-915, doi: 10.1109/BMEI.2010.5639875.

WANG, Z.; GUO, B.; CUI, Z.; ZHANG, J. **EEG emotion recognition based on LMD fuzzy entropy.** 2022 4th International Academic Exchange Conference on Science and Technology Innovation (IAECST), Guangzhou, China, 2022, pp. 1092-1095, doi: 10.1109/IAECST57965.2022.10061937.

WEI, O.; LI, Q.; LI, G. **Classifying motor imagery EEG by Empirical Mode Decomposition based on spatial-time-frequency joint analysis approach** 2009 International Conference on Future BioMedical Information Engineering (FBIE), Sanya, 2009, pp. 489-492, doi: 10.1109/FBIE.2009.5405811.

WENG, B.; BLANCO-VELASCO, M.; BARNER, K. E. **ECG Denoising Based on the Empirical Mode Decomposition.** 2006 International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, New York, NY, USA, 2006, pp. 1-4, doi: 10.1109/IEMBS.2006.259340.

WIJAYANTO, I.; HARTANTO, R.; NUGROHO, H. A.; WINDURATNA, B. **Seizure Type Detection in Epileptic EEG Signal using Empirical Mode Decomposition and Support Vector Machine.** 2019 International Seminar on Intelligent Technology and Its Applications (ISITIA), Surabaya, Indonesia, 2019, pp. 314-319, doi: 10.1109/ISITIA.2019.8937205.

WILSON, B. D. A new approach to the differential diagnosis of a regular tachycardia with a wide QRS complex. **Annals of Emergency Medicine**, v. 20, n. 8, p. 937, ago. 1991.

WU, C.; ZHANG, Y.; HONG, C.; CHIUEH, H. **Implementation of ECG signal processing algorithms for removing baseline wander and electromyography interference.** 8th IEEE International Conference on Communication Software and

Networks (ICCSN), Beijing, China, 2016, pp. 118-121, doi: 10.1109/ICCSN.2016.7586631.

XIAO, Y.; DONG, Y. H. **Local mean decomposition algorithm improved by de-correlation**. Proceedings - 2016 9th International Congress on Image and Signal Processing, BioMedical Engineering and Informatics, CISP-BMEI 2016. **Anais...**Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc., 13 fev. 2017Disponível em: <<http://ieeexplore.ieee.org/document/7852898/>>. Acesso em: 11 jan. 2021

XING, H.; HOU, J. **A Noise Elimination Method for ECG Signals**. 3rd International Conference on Bioinformatics and Biomedical Engineering, Beijing, China, 2009, pp. 1-3, doi: 10.1109/ICBBE.2009.5162206.

XING, H.; HUANG, M. **A New QRS Detection Algorithm Based on Empirical Mode Decomposition**. 2nd International Conference on Bioinformatics and Biomedical Engineering, Shanghai, China, 2008, pp. 693-696, doi: 10.1109/ICBBE.2008.169.

YANG, X. -L.; TANG, J. -T. **Hilbert-Huang Transform and Wavelet Transform for ECG Detection**. 4th International Conference on Wireless Communications, Networking and Mobile Computing, Dalian, China, 2008, pp. 1-4, doi: 10.1109/WiCom.2008.2868.

YIN, J.; CHEN, X.; ZHANG, P.; SHAO, L.; LI, J.; LIU, H. **Research on ECG Signal Denoising by Combination of EEMD and NLM**. 2020 Chinese Control And Decision Conference (CCDC), Hefei, China, 2020, pp. 5033-5038, doi: 10.1109/CCDC49329.2020.9164704.

YOL, S.; OZDEMIR, M. A.; AKAN, A.; CHAPARRO, L. F. **Detection of Epileptic Seizures by the Analysis of EEG Signals Using Empirical Mode Decomposition**. 2018 Medical Technologies National Congress (TIPTEKNO), Magusa, Cyprus, 2018, pp. 1-4, doi: 10.1109/TIPTEKNO.2018.8596780.

YOON, U. J. et al. **Comparison of CWT with DWT for detecting QRS complex on wearable ECG recorder**. 2010 International Conference on Wavelet Analysis and Pattern Recognition, ICWAPR 2010. **Anais...**IEEE, jul. 2010Disponível em: <<http://ieeexplore.ieee.org/document/5576361/>>. Acesso em: 2 mar. 2021

YU, Z.; LI, Y.; YUAN, Q.; ZHOU, W. **Epileptic Seizure Detection Based on Local Mean Decomposition and Dictionary Pair Learning**. 2018 International Conference

on Information Systems and Computer Aided Education (ICISCAE), Changchun, China, 2018, pp. 432-435, doi: 10.1109/ICISCAE.2018.8666904.

ZAHAN, S. **Removing EOG artifacts from EEG signal using noise-assisted multivariate empirical mode decomposition.** 2nd International Conference on Electrical, Computer & Telecommunication Engineering (ICECTE), Rajshahi, Bangladesh, 2016, pp. 1-5, doi: 10.1109/ICECTE.2016.7879634.

ZAHIA, N.; MOHAMMED ASSAM, O.; MOHAMED, L.; HAMZA, B. **EMD Based Average Wavelet Coefficient Method for ECG Signal Denoising.** 2022 International Conference of Advanced Technology in Electronic and Electrical Engineering (ICATEEE), M'sila, Algeria, 2022, pp. 1-5, doi: 10.1109/ICATEEE57445.2022.10093738.

ZEBIN, L.; WEI, L.; LIFU, G.; JINSI, Z. **Research on ECG Denoising method Based on Empirical Mode Decomposition and Wavelet Transform.** 5th IEEE International Conference on Signal and Image Processing (ICSIP), Nanjing, China, 2020, pp. 675-679, doi: 10.1109/ICSIP49896.2020.9339369.

ZEHIR, H.; HAFS, T.; DAAS, S.; NAIT-ALI, A. **An ECG Biometric System Based on Empirical Mode Decomposition and Hilbert-Huang Transform for Improved Feature Extraction.** 5th International Conference on Bio-engineering for Smart Technologies (BioSMART), Paris, France, 2023, pp. 1-4, doi: 10.1109/BioSMART58455.2023.10162055.

ZHANG, T.; CHEN, W. **LMD Based Features for the Automatic Seizure Detection of EEG Signals Using SVM** in IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering, vol. 25, no. 8, pp. 1100-1108, Aug. 2017, doi: 10.1109/TNSRE.2016.2611601.

ZHANG, C.; LI, X.; ZHANG, M. **A novel ECG signal denoising method based on Hilbert-Huang Transform.** CCTAE 2010 - 2010 International Conference on Computer and Communication Technologies in Agriculture Engineering. *Anais...IEEE*, jun. 2010Disponível em: <<http://ieeexplore.ieee.org/document/5544365/>>. Acesso em: 2 mar. 2021

ZHANG, Y.; ZHANG, L.; WANG, G.; LYU, W.; RAN, Y.; SU, S.; XU, P.; YAO, D. **Noise-assisted Multivariate Empirical Mode Decomposition based Causal**

**Decomposition for Detecting Upper Limb Movement in EEG-EMG Hybrid Brain Computer Interface.** 43rd Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine & Biology Society (EMBC), Mexico, 2021, pp. 6029-6032, doi: 10.1109/EMBC46164.2021.9630384.

ZHAO, Z; CHEN, Y. **A New Method for Removal of Baseline Wander and Power Line Interference in ECG Signals.** 2006 International Conference on Machine Learning and Cybernetics, Dalian, China, 2006, pp. 4342-4347, doi: 10.1109/ICMLC.2006.259082.

ZHU, W.; ZHAO, H.; CHEN, X. **A new QRS detector based on empirical mode decomposition.** IEEE 10th International Conference on Signal Processing Proceedings, Beijing, China, 2010, pp. 1-4, doi: 10.1109/ICOSP.2010.5656499.