

UNIVERSIDADE FEDERAL DO AMAZONAS  
FACULDADE DE TECNOLOGIA  
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA ELÉTRICA

FRANCISCO PERDIGÓN ROMERO

MÉTODOS PARA A ELIMINAÇÃO DE FLUTUAÇÕES DE LINHA BASE EM SINAIS DE  
ELETROCARDIOGRAMA: ESTUDO COMPARATIVO

MANAUS  
2016

UNIVERSIDADE FEDERAL DO AMAZONAS  
FACULDADE DE TECNOLOGIA  
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA ELÉTRICA

FRANCISCO PERDIGÓN ROMERO

MÉTODOS PARA A ELIMINAÇÃO DE FLUTUAÇÕES DE LINHA BASE EM SINAIS DE  
ELETROCARDIOGRAMA: ESTUDO COMPARATIVO

Dissertação apresentada ao Curso de Mestrado em Engenharia Elétrica, área de concentração Controle e Automação de Sistemas do Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica da Universidade Federal do Amazonas.

Orientador: Prof. Dr. João Evangelista Neto  
Co-Orientadora: Prof<sup>ª</sup>. Dr<sup>ª</sup>. Marly Guimarães Fernandes Costa

MANAUS  
2016

## Ficha Catalográfica

Ficha catalográfica elaborada automaticamente de acordo com os dados fornecidos pelo(a) autor(a).

R763m Romero, Francisco Perdigón  
Métodos para a eliminação de flutuações de linha base em sinais de eletrocardiograma: Estudo comparativo / Francisco Perdigón Romero. 2016  
150 f.: il. color; 31 cm.

Orientador: Prof. Dr. João Evangelista Neto  
Coorientadora: Profa. Dra. Marly Guimarães Fernandes Costa  
Dissertação (Mestrado em Engenharia Elétrica) - Universidade Federal do Amazonas.

1. ECG. 2. flutuações de linha base. 3. filtragem. 4. ICA. 5. EMD.  
I. Evangelista Neto, Prof. Dr. João II. Universidade Federal do Amazonas III. Título

FRANCISCO PERDIGON ROMERO

MÉTODOS PARA A ELIMINAÇÃO DE FLUTUAÇÕES DE LINHA BASE EM  
SINAIS DE ELETROCARDIOGRAMA: ESTUDO COMPARATIVO

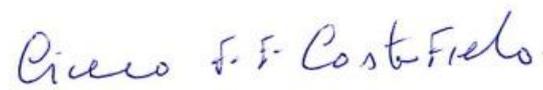
Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica da Universidade Federal do Amazonas, como requisito parcial para obtenção do título de Mestre em Engenharia Elétrica na área de concentração Controle de Automação de Sistemas.

Aprovado em 20 de dezembro de 2016.

BANCA EXAMINADORA

  
Prof. Dr. João Evangelista Neto, Presidente

Universidade do Estado do Amazonas- UEA

  
Prof. Dr. Cícero Ferreira Fernandes Costa Filho, Membro

Universidade Federal do Amazonas-UFAM

  
Prof. Dr. Paulo Roberto Benchimol Barbosa, Membro

Universidade Federal do Rio de Janeiro- UFRJ

*Na memória da minha vovó Tete*

## AGRADECIMENTOS

Primeiramente, a DEUS por seu infinito amor;

Aos meus orientadores, Profa. Dra. Marly Guimarães Fernandes Costa e Prof. Dr. João Evangelista Neto;

Ao Prof. Dr. Carlos Vázquez Seisdedos, professor, pai, sogro e amigo por toda sua ajuda durante esta pesquisa e também nos momentos cruciais da vida;

A minha esposa e amiga Liset pelo seu apoio nestes anos longe da família;

A minha mãe pelo presente da vida, a minha sogra, familiares e amigos pelo apoio;

Aos meus colegas de turma Kely, Eloídes, Carmina, Manoel, Arthur, Andrews, Jonilson e Robson que sempre estiveram me incentivando e ajudando no desenvolvimento do trabalho;

Aos professores do curso de pós-graduação em engenharia elétrica pelo aprendizado adquirido;

À Universidade Federal do Amazonas e em especial ao Centro de Tecnologia Eletrônica e da Informação - CETELI - pela concessão de toda infraestrutura para a realização desse trabalho;

A Capes pela concessão da bolsa de estudos.

## RESUMO

As doenças cardiovasculares representam a principal causa de morte em nível mundial, sendo responsáveis por 17,3 milhões de mortes por ano. O eletrocardiograma (ECG) é uma técnica não invasiva utilizada amplamente para a detecção de algumas doenças cardiovasculares. Para aumentar a sensibilidade diagnóstica, o ECG é adquirido em ambulatório ou durante provas de esforço físico. Nessas condições de aquisição é afetado fortemente por vários tipos de ruídos, principalmente pelas flutuações de linha base (FLB). Apesar de existirem vários métodos para a eliminação das FLB, não foi identificado nenhum estudo comparativo que avalie quantitativamente estes métodos usando os mesmos sinais. Neste trabalho foi feita uma caracterização espectral das FLB onde foi comprovado que estas contem componentes espectrais em até 3,14 Hz. Tal valor, entretanto, ultrapassa os valores estabelecidos pela *American Heart Association*. Adicionalmente, foram implementados nove métodos para a eliminação de FLB os quais são: interpolação usando *splines* cúbicos, filtragem FIR, filtragem IIR, filtragem adaptativa LMS, filtragem de média móvel, análise de componentes independentes, interpolação e subtração de mediana sucessivas, decomposição em modos empíricos e filtragem *wavelet*. As técnicas implementadas foram avaliadas de forma qualitativa e quantitativa. Para a avaliação quantitativa foram usadas as seguintes métricas de similaridade: distância máxima absoluta, somatória do quadrado das distâncias e porcentagem da distância do erro médio quadrático. Foram realizados vários experimentos utilizando sinais de ECG sintéticos, ECG reais da *QT Database*, ruídos artificiais e ruídos reais da *Noise Strees Test Database*. Os melhores resultados foram obtidos com filtragem FIR passa-altas, com frequência de corte de 0,67 Hz.

**Palavras chave:** ECG, flutuações de linha base, ICA, EMD, filtragem.

## ABSTRACT

Cardiovascular diseases are the leading cause of death worldwide, accounting for 17.3 million deaths per year. The electrocardiogram (ECG) is a non-invasive technique widely used for the detection of cardiac diseases. To increase diagnostic sensitivity, ECG is acquired during exercise stress tests or in ambulatory way. Under these acquisition conditions the ECG is strongly affected by some types of noise, mainly by baseline (BL) wander. Currently in the literature, there are several methods for the elimination of BL, but no comparative study has been found that quantitatively evaluates these methods using the same signals. In this work a spectral characterization of the BL was made where it has been proven that these contain spectral components up to 3.14 Hz which exceeds the values established by the American Heart Association. We also implemented nine methods for the elimination of BL, which are interpolation using cubic splines, FIR filtering, IIR filtering, LMS adaptive filtering, moving average filter, independent component analysis, interpolation and successive median subtractions, decomposition in empirical modes and wavelet filtering. They were evaluated qualitatively and quantitatively. For the quantitative evaluation, the following similarity metrics were used: absolute maximum distance, sum of squares of distances and percentage of mean square error distance. Several experiments were performed using synthetic ECG signals, real QT Database ECG, artificial and real BL noises from the Noise Stress Test Database. The best results were obtained by the method based on FIR high pass filtering with cutoff frequency of 0.67 Hz.

**Key words:** ECG, baseline fluctuations, ICA, EMD, filtering.

## SUMÁRIO

LISTA DE ILUSTRAÇÕES .....	11
LISTA DE TABELAS .....	15
LISTA DE ABREVIATURAS.....	16
1 INTRODUÇÃO.....	17
Objetivo Geral .....	19
Objetivos Específicos .....	19
2 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA.....	21
2.1 Considerações finais .....	40
3 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA .....	43
3.1 Introdução ao Eletrocardiograma .....	43
3.1.1 História do ECG .....	44
3.1.2 Funcionamento elétrico do coração.....	45
3.2 Sistema clássico para a aquisição do ECG .....	48
3.2.1 Características e modelagem dos eletrodos.....	49
3.3 Fontes de ruídos no ECG.....	51
3.3.1 Ruído gerado pela rede de energia elétrica.....	51
3.3.2 Ruído gerado pelo mau contato dos eletrodos.....	52
3.3.3 Ruído gerado pelo movimento .....	52
3.3.4 Ruído gerado pela contração dos músculos.....	52
3.3.5 Flutuações da linha base devidas à respiração.....	53
3.3.6 Ruído de instrumentação gerado pelo sistema de aquisição do ECG.....	53
3.3.7 Ruído eletrocirúrgico.....	53
3.4 Considerações sobre a eliminação de ruídos no ECG em baixas frequências.....	54
3.5 Fundamentação teórica de alguns dos métodos utilizados para a eliminação de FLB .....	55
3.5.1 Interpolação usando <i>splines</i> cúbicos .....	55
3.5.2 Filtro de média móvel.....	59
3.5.3 Análise de componentes independentes .....	62
3.5.4 Decomposição em modos empíricos (EMD).....	63
3.5.5 Transformada <i>Wavelet</i> .....	66
3.6 Métricas de similaridade.....	74
3.6.1 Distância máxima absoluta.....	75
3.6.2 Somatório do quadrado das distâncias .....	76
3.6.3 Percentagem da diferença do erro médio quadrático.....	77

4	MATERIAIS E MÉTODOS.....	78
4.1	Materiais .....	78
4.2	Métodos .....	84
4.2.1	Caraterização das FLB no domínio da frequência.....	84
4.2.2	Estudo dos métodos de eliminação das FLB reportados com melhor desempenho .....	86
4.2.3	Implementação dos métodos para a eliminação da FLB .....	87
4.2.4	Caracterização das métricas de similaridade .....	94
4.2.5	Implementação das métricas de similaridade .....	95
4.2.6	Realização dos experimentos .....	95
4.2.7	Análise de desempenho dos métodos implementados.....	98
4.2.8	Ambiente de desenvolvimento .....	98
5	RESULTADOS .....	100
5.1	Caracterização espectral das FLB.....	100
5.2	Comparação do desempenho dos métodos para a eliminação das FLB .....	106
6	CONCLUSÕES .....	119
	REFERÊNCIAS .....	121
	APÊNDICE A: RESULTADOS DOS EXPERIMENTOS REALIZADOS.....	131
	APÊNDICE B: TRABALHO PUBLICADO .....	148

## LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 1: ECG típico com os pontos PR identificados. ....	23
Figura 2: Desempenho da interpolação com splines cúbicos em ECG reais (1) ECG original, (2) ECG original + FLB sintética, (3) FLB estimada, (4) ECG estimado pelo algoritmo, (5) Erro = ECG original – ECG estimado.....	23
Figura 3: Desempenho da interpolação com <i>splines</i> cúbicos em ECG gerado sinteticamente (1) ECG original, (2) ECG original + FLB sintética, (3) FLB estimada, (4) ECG estimado pelo algoritmo, (5) Erro = ECG original – ECG estimado. ....	24
Figura 4: Desempenho do filtro FIR, (in) sinal de entrada, (out) sinal de saída, .....	25
Figura 5: Desempenho do filtro IIR (A) ECG contaminado com FLB sintética, .....	26
Figura 6: Filtro adaptativo em cascata.....	27
Figura 7: Função de transferência do filtro em cascata. ....	29
Figura 8: Desempenho do filtro em cascata, (ECG) Sinal na entrada do filtro: ( $e1$ ) sinal após a primeira cascata, ( $y2$ ) sinal na saída.....	29
Figura 9: Desempenho do filtro de média móvel, (a) sinal com FLB, .....	30
Figura 10 Desempenho do algoritmo baseado em ICA (a) sinal de ECG com FLB, .....	33
Figura 11: Eliminação das FLB em vários sinais usando ICA. ....	34
Figura 12: Desempenho do algoritmo ISSM, (a) sinal de ECG com FLB, (b) sinal obtido após o primeiro passo do algoritmo, (c) sinal obtido.....	36
Figura 13: EMD de um ECG sem FLB, de cima para abaixo: sinal de ECG , $x(t)$ e FMI 1 – 13, $c_i(t)$ .....	37
Figura 14: (a) Eliminação de FLB usando EMD. (b) Estimação das FLB usando EMD. ....	38
Figura 15: Desempenho do método baseado em <i>Wavelet</i> , (a) sinal de ECG, (b) ECG com FLB sintética, (c) sinal com a FLB eliminada usando limiar Semi-soft e wavelet mãe Symlet 10. ....	39
Figura 16: Descrição do sinal de ECG. ....	45
Figura 17: Estruturas elétricas do coração, (SA) Nó Sinusal, (AV) Nó Auriculoventricular, (RA) Átrio direito, (LA) Átrio esquerdo, (RV) Ventrículo direito, (LV) Ventrículo esquerdo, (PH) Feixe de His, (PF) Fibras de Purkinje.....	46
Figura 18: Ciclo da geração das ondas do ECG segundo a atividade elétrica do coração.....	47
Figura 19: Sistema clássico para a aquisição do ECG.....	48

Figura 20: Estrutura eletrônica dos eletrodos. $R_s$ é a resistência série associada à resistência do eletrólito e aos efeitos da interface; $R_d$ e $C_d$ são os componentes da impedância associada com a interface eletrodo-eletrólito e os efeitos da polarização; $C_d$ é a capacitância da dupla camada da carga; $E_{hc}$ é o potencial do eletrodo (em inglês, <i>half-cell potential</i> ); a e b são os pontos do corpo onde são colocados os eletrodos; $V_{BIO}$ é o biopotencial que se deseja medir no caso o sinal de ECG. ....	50
Figura 21: ECG típico com os pontos PR identificados. ....	55
Figura 22: Desempenho das interpolações: linha azul senoide original, linha vermelha interpolação usando <i>splines</i> , linha verde interpolação linear. ....	58
Figura 23: Erro decorrente de cada técnica de interpolação: linha vermelha, interpolação com <i>splines</i> ; linha verde, interpolação linear. ....	58
Figura 24: Operação do filtro de média móvel, centrado na amostra n com $m = 5$ e $r = 2$ . ....	60
Figura 25: Função de transferência $H(j\omega T)$ do filtro de média móvel. ....	61
Figura 26: Wavelet mãe Haar. ....	69
Figura 27: Wavelets mãe Daubechies. ....	70
Figura 28: Wavelets mãe Coiflets. ....	70
Figura 29: Wavelets mãe Biorthogonal. ....	71
Figura 30: Wavelets mãe Symlets. ....	72
Figura 31: Wavelet mãe Morlet. ....	72
Figura 32: Wavelet mãe Mexican Hat. ....	73
Figura 33: Wavelet mãe Meyer. ....	73
Figura 34: Diagrama em blocos da metodologia adotada. ....	78
Figura 35: Segmento de 5 segundos do sinal bioelétrico da NSTD (a) registro “bw” canal 1, FLB produzida pela respiração, (b) registro “em” canal 1, FLB produzida pelos artefatos de movimento de eletrodos, (c) registro “118e12” canal 1, sinal de ECG contaminado com valores de amplitude randômicos dos sinais mostrados em (a) e (b). ....	79
Figura 36 (continuação): Segmento de 5 segundos dos sinais da QT Database utilizados (a) sel100m (b) sel103m (c) sel116m. ....	81
Figura 37 (continuação): Segmento de 5 segundos dos sinais sintéticos gerados pelo software ECGSym (a) sinal com 70 bpm (b) sinal com 120 bpm. ....	83
Figura 38: Procedimento para calcular a $f_{MAX}$ . ....	85

Figura 39: Fluxograma do método baseado em <i>Splines</i> .	88
Figura 40: Fluxograma dos métodos baseados em filtragem (a) FIR e (b) IIR.	89
Figura 41: Fluxograma do método baseado em FA.	90
Figura 42: Fluxograma do método baseado em MAF.	91
Figura 43: Fluxograma do método baseado em ICA.	92
Figura 44: Fluxograma do método baseado em EMD.	93
Figura 45: Fluxograma do método baseado em TW.	94
Figura 46 (continuação): Segmento de 5 segundos dos sinais contaminados com ruído (a) ECG sintético + seno de 0,67 Hz (b) ECG real + ruído de FLB real.	97
Figura 47 (continuação): Sinais bioelétricos de 15 segundos de duração com conteúdos espectrais mínimos: (a) sinal res03(respiração), (b) sinal em25 (movimento dos eletrodos) e máximos: (c) sinal res12, (d) sinal em14.	102
Figura 48 (continuação): Espectro (a) sinal res03, (b) sinal em25(c) sinal res12, (d) sinal em14.	105
Figura 49: Resultado do método baseado em <i>splines</i> cúbicos no ECG sintético na janela de 1 segundo, centrada no ponto da maior distorção, conforme a métrica MAD.	108
Figura 50: Resultado do método baseado em Filtragem FIR no ECG sintético na janela de 1 segundo, centrada no ponto da maior distorção conforme a métrica MAD.	109
Figura 51: Resultado do método baseado em TW no ECG sintético na janela de 1 segundo, centrada no ponto da maior distorção conforme a métrica MAD.	109
Figura 52: Resultado do método baseado em Filtragem adaptativa no ECG sintético na janela de 1 segundo, centrada no ponto da maior distorção conforme a métrica MAD.	110
Figura 53: Resultado do método baseado em ICA no ECG sintético na janela de 1 segundo, centrada no ponto da maior distorção conforme a métrica MAD.	111
Figura 54: Covariância entre o sinal de ECG sintético de 120 bpm e a FLB simulada através de uma senoide de 0,60 Hz.	112
Figura 55: Covariância entre o sinal de ECG sintético de 120 bpm e a FLB simulada através de uma senoide de 0,60 Hz, ampliado.	112
Figura 56: Resultado do método baseado em filtragem FIR no ECG real na janela de 1 segundo, centrada no ponto da maior distorção conforme a métrica MAD.	114

Figura 57: Resultado do método baseado em filtragem IIR no ECG real na janela de 1 segundo, centrada no ponto da maior distorção conforme a métrica MAD. ....	115
Figura 58: Resultado do método baseado em MAF no ECG real na janela de 1 segundo, centrada no ponto da maior distorção conforme a métrica MAD. ....	116
Figura 59: Resultado do método baseado em filtragem adaptativa no ECG real na janela de 1 segundo, centrada no ponto da maior distorção conforme a métrica MAD. ....	117
Figura 60: Resultado do método baseado em ICA no ECG real na janela de 1 segundo, centrada no ponto da maior distorção conforme a métrica MAD. ....	117

## LISTA DE TABELAS

Tabela 1: Sumário da revisão da literatura sobre o tema “métodos de eliminação das FLB em ECG” .....	40
Tabela 2: Características dos experimentos realizados. ....	96
Tabela 3: Características do computador utilizado. ....	99
Tabela 4: Frequência máxima dos sinais. ....	103
Tabela 5: Desempenho dos métodos implementados avaliados com ECG sintético ( $f_{ca}=120\text{bpm}$ ), ruído artificial (senoide de 0,60 Hz) e frequência de corte, $f_c=0,67$ Hz. ....	107
Tabela 6: ECG Real, ruído: real, $f_c=0,67$ Hz. ....	113

## LISTA DE ABREVIATURAS

AF: Filtragem adaptativa.  
AHA: *American Heart Association*.  
au: Unidade arbitrária.  
bpm: Batimentos por minuto.  
CC: correlação cruzada.  
ECG: Eletrocardiograma.  
ECGSyn: Sinal de ECG sintético.  
EMD: Decomposição em modos empíricos.  
 $f_c$  : Frequência de corte.  
 $f_{ca}$  : Frequência cardíaca.  
FFT: Transformada rápida de Fourier.  
FIR: Resposta ao impulso finita.  
FLB: Flutuação de linha base.  
 $f_{MAX}$  : Frequência máxima.  
FMI: Função de modo empírico.  
 $f_s$  : Frequência de amostragem.  
ICA: Análise de componentes independentes.  
IE: *IEEE Explorer*.  
IIR: Resposta ao impulso infinita.  
ISSM: Interpolação e subtração sucessiva da mediana.  
LMS: *Least mean square*  
MAD: Distância máxima absoluta.  
MAF: Filtro de média móvel.  
MSE: Erro quadrático médio.  
NSTDB: *Noise Stress Test Database*.  
PRD: Porcentagem do erro quadrático médio.  
GS: *Google Scholar*.  
SNR: Relação sinal – ruído.  
SSD: Somatório do quadrado das distâncias.  
TW: Transformada *Wavelet*.  
WoS: *Web of Science*.

## 1 INTRODUÇÃO

As doenças cardiovasculares são as principais causas de morte em muitos países, independentemente de raça, credo e classe social (WORLD HEALTH ORGANIZATION, 2014). De tal fato decorre a crescente demanda tanto de serviços médicos especializados, quanto de ferramentas diagnósticas e terapêuticas necessárias para o estudo e tratamento de pacientes com essas anormalidades (GÓMEZ, 2011).

O eletrocardiograma (ECG) é a técnica não invasiva mais simples e usual no diagnóstico de doenças cardíacas. O sinal de ECG é a manifestação elétrica do batimento do coração ao longo do tempo e pode ser registrado em várias situações: em repouso, em ambulatório e durante uma prova de esforço (BARRETT, 2013). O ECG em repouso registra a atividade elétrica cardíaca quando o indivíduo está em decúbito dorsal. Como esse registro tende a ser de curta duração, a detecção de eventos que variam ao longo do tempo ou estão relacionados a atividades físicas, como podem ser identificação do infarto do miocárdio antigo, da hipertrofia ventricular esquerda, a sobrecarga atrial esquerda e dos bloqueios de ramo. O ECG ambulatorial, por sua vez, é adquirido enquanto o paciente realiza atividades diárias, por um período de 24 horas ou mais. Tal fato, aumenta a probabilidade de detectar vários tipos de eventos patológicos. Na prova de esforço o paciente realiza, por períodos relativamente curtos (5-15 minutos), um esforço físico controlado (bicicleta ergométrica ou esteira de locomoção). Nessa circunstância, é possível avaliar com o ECG, a capacidade funcional do sujeito sendo avaliado, a ocorrência de isquemia miocárdica e identificar possíveis arritmias, entre outras aplicações.

Os registros do ECG podem estar contaminados por duas fontes principais:

1. Ruídos e interferências de alta frequência, como os citados a seguir: ruído devido à atividade muscular (eletromiografia), interferência da fonte de alimentação e de outras fontes de interferência eletromagnética, ruído eletrônico de instrumentação associado com os resistores usados no computador, e por fim, o ruído produzido pela interface eletrodo-pele (FERNANDEZ; PALLAS-ARENY, 1992), entre outros.

2. Flutuações de linha base (FLB) devidas à respiração, ao movimento do paciente, ao movimento dos cabos entre os eletrodos e o equipamento durante a aquisição do ECG, à preparação inadequada da pele onde o eletrodo é colocado, à perda de contato dos eletrodos e à existência de eletrodos sujos. Estes tipos de ruídos têm componentes espectrais na faixa de 0,05 - 1 Hz e durante as provas de esforço físico pode conter frequências maiores (SÖRNMO; LAGUNA, 2005).

Estas fontes de ruído limitam severamente a utilidade dos registros de ECG, especialmente quando esses sinais são adquiridos em testes de ambulatório ou em prova de esforço. Dessa forma, essas fontes precisam ser removidas para garantir uma melhor avaliação clínica. Embora o ECG seja um dos sinais biomédicos onde os pesquisadores mais têm trabalhado, há muito ainda a ser feito no que tange ao processo de eliminação das FLB. Encontra-se na literatura vários trabalhos que endereçam o problema de eliminação das Flutuações de Linha de Base (BARATI; AYATOLLAHI, 2006; CHAUDHARY; KAPOOR; SHARMA, 2015; CHOUHAN; MEHTA, 2007; KUMAR; YAZDANPANA; KUMAR, 2015; LAGUNA; JANE; CAMINAL, 1992; MEYER; KEISER, 1977; MOZAFFARY; TINATI, 2005; POTTALA *et al.*, 1990; VAN ALSTÉ; SCHILDER, 1985).

A maioria dos métodos desenvolvidos apresentam uma das seguintes limitações:

1. Distorção do segmento ST do sinal original (BUENDÍA-FUENTES *et al.*, 2012; PILIA *et al.*, 2015). Essa distorção pode ser interpretada como uma isquemia ou infarto do miocárdio;
2. Distorção do final da onda T (SEISDEDOS; NETO, 2014). Ressalta-se a detecção correta desse ponto é muito utilizada para o cálculo da variabilidade do intervalo QT, que é um indicador de morte cardíaca súbita.

A maioria dos trabalhos mencionados utiliza base de dados própria e métricas de desempenho distintas. Tais fatos inviabilizam o *benchmark* dos métodos desenvolvidos para eliminação das FLB. Levando em conta a grande importância da correta eliminação das FLB em sinais de ECG, o presente trabalho propõe realizar um estudo das FLB, dos principais métodos utilizados na sua eliminação e uma caracterização destes métodos utilizando métricas de similaridade que permitam conhecer o desempenho dos mesmos.

## **Objetivo Geral**

Caracterizar e realizar uma análise comparativa dos diferentes métodos utilizados para eliminação das flutuações de linha base (FLB) em uma mesma base de sinais de Eletrocardiograma (ECG).

## **Objetivos Específicos**

- Caracterizar no domínio da frequência as FLB em sinais bioelétricos, especialmente no sinal de ECG.

- Estudar os métodos reportados com melhor desempenho na eliminação das FLB.
- Implementar os métodos reportados com melhor desempenho na eliminação das FLB.
- Caracterizar as métricas de similaridade ótimas para avaliar o desempenho dos métodos implementados.
- Comparar o desempenho dos métodos implementados usando as métricas de similaridade levando em conta a mínima distorção.

## 2 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

A eliminação das FLB é uma técnica necessária e muito utilizada tanto no processamento do ECG quanto no processamento de biopotenciais em geral. Neste capítulo serão abordadas várias das técnicas utilizadas para a eliminação das FLB, as quais foram escolhidas levando em conta a quantidade de artigos que são reportados. Os artigos foram selecionados pela relevância mostrada pelos motores de busca e procurando os pioneiros em utilizar as técnicas aplicadas no ECG. As bases de dados utilizadas foram a *IEEE Explorer* (IE), a *Web of Science* (WoS) e *Google Scholar* (GS). A seguir algumas das frases usadas nas buscas:

- *ECG baseline drift elimination*
- *remove ECG baseline wander*
- *remove ECG baseline drift*
- *ECG baseline Wander elimination*

Também foram lidos vários artigos de revisão do estado da arte para tentar buscar os métodos mais utilizados pelos pesquisadores (KAUR; SINGH; SEEMA, 2011; SONALI; PATIAL, 2013).

As técnicas selecionadas foram:

- Eliminação das FLB usando filtragem clássica FIR (VAN ALSTÉ; SCHILDER, 1985). Número de citações IE 138, WoS 131, GS 300.
- Eliminação das FLB usando filtragem clássica IIR (POTTALA *et al.*, 1990). Número de citações GS 41.

- Eliminação das FLB usando *splines* cúbicos (MEYER; KEISER, 1977). Número de citações WoS 131, GS 240.
- Eliminação das FLB usando 2 filtros adaptativos LMS em cascata (LAGUNA; JANE; CAMINAL, 1992). Número de citações IE 21, GS 51.
- Eliminação das FLB usando o filtro de média móvel (CANAN et al., 1997). Número de citações IE 2, WoS 5, GS 24.
- Eliminação das FLB usando a técnica Análise de Componentes Independentes (BARATI; AYATOLLAHI, 2006). Número de citações WoS 1, GS 15.
- Eliminação das FLB usando o método de interpolação e subtração sucessiva de valores da mediana do sinal (CHOUHAN; MEHTA, 2007). Número de citações IE 26, WoS 5, GS 70.
- Eliminação das FLB usando decomposição em modos empíricos (BLANCO-VELASCO et al., 2008). Número de citações WoS 124, GS 304.
- Eliminação das FLB usando filtragem Wavelet (MOZAFFARY; TINATI, 2005). Número de citações GS 40.

**Interpolação utilizando *splines* cúbicos** - A interpolação usando *splines* cúbicos é utilizada em (MEYER; KEISER, 1977) para a eliminação das FLB. As *splines* são curvas diferenciáveis definidas em trechos usando polinômios. Nos problemas de interpolação, as *splines* são muito utilizados porque os resultados são aceitáveis enquanto requerem o uso de polinômios de grau 3 apenas, o que evita oscilações (HILDEBRAND, 1987; KINCAID *et al.*, 1994). Os pontos usados para a interpolação pertencem ao segmento isoeletrico PR de cada batimento (vide Figura 1), o

qual é estimado por Meyer e Keiser usando o ponto R como referência e colocando o ponto para a interpolação 66 ms antes de R.

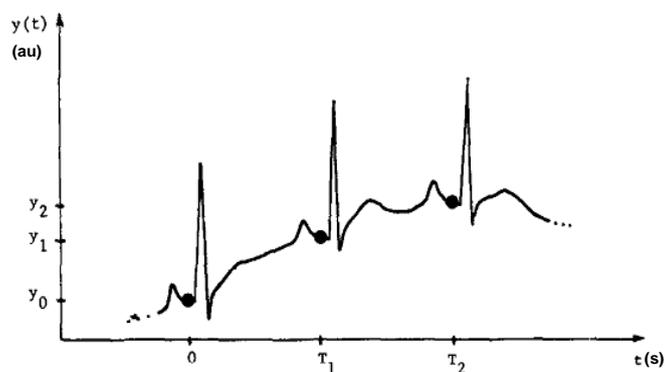


Figura 1: ECG típico com os pontos PR identificados.  
Fonte (MEYER; KEISER, 1977).

O desempenho do algoritmo de interpolação usando *splines* proposto por (MEYER; KEISER, 1977) é apresentado na Figura 2 e na Figura 3, usando sinais de ECG reais e sintéticos, respectivamente.

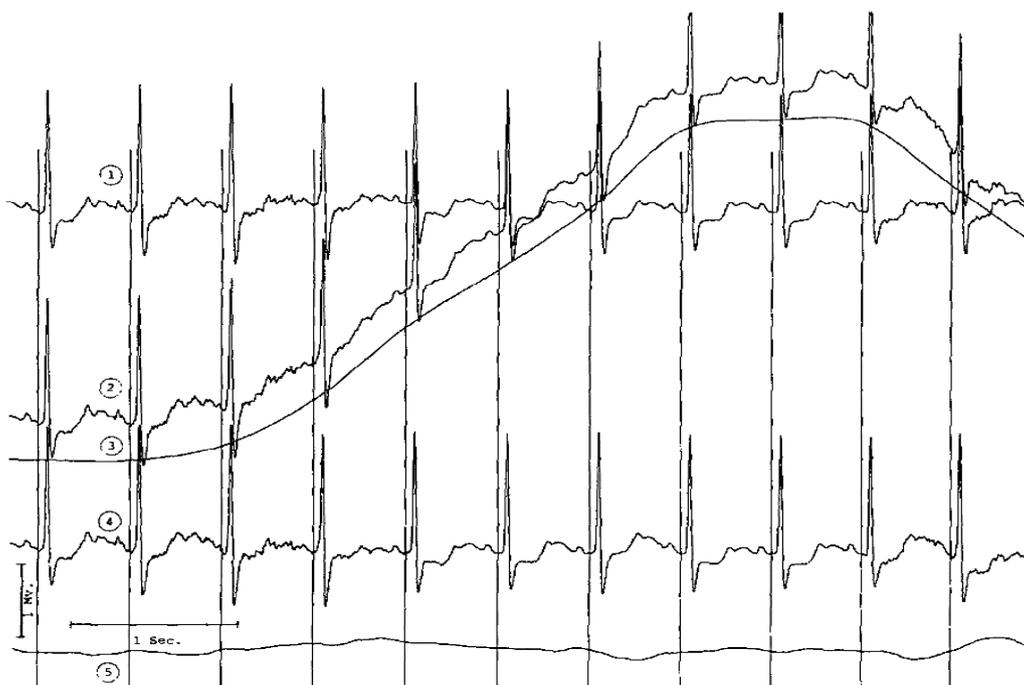
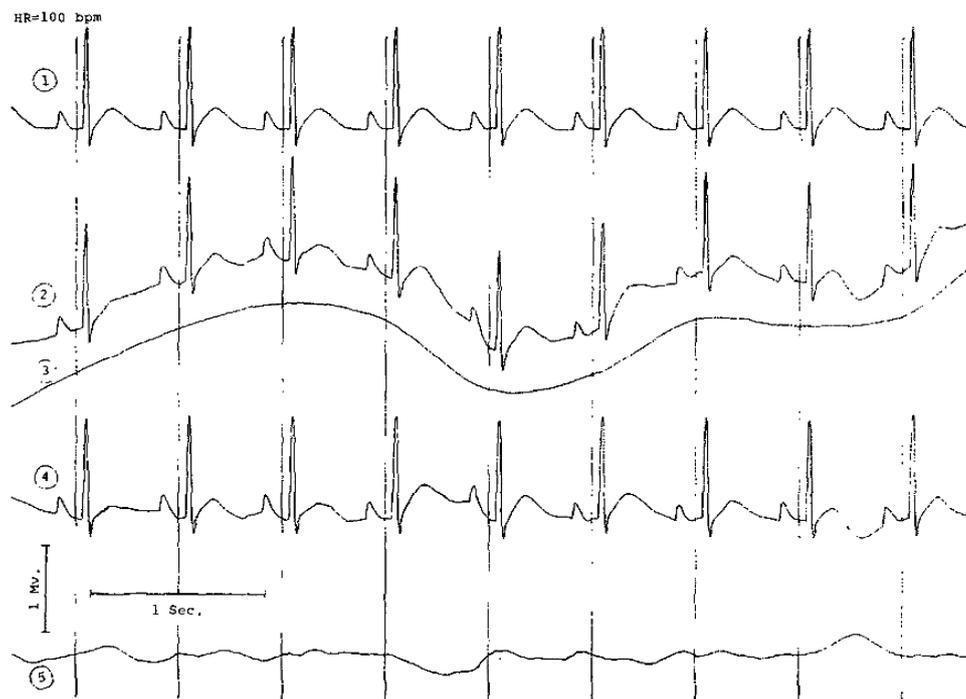


Figura 2: Desempenho da interpolação com splines cúbicos em ECG reais (1) ECG original, (2) ECG original + FLB sintética, (3) FLB estimada, (4) ECG estimado pelo algoritmo, (5) Erro = ECG original - ECG estimado.

Fonte (MEYER; KEISER, 1977).



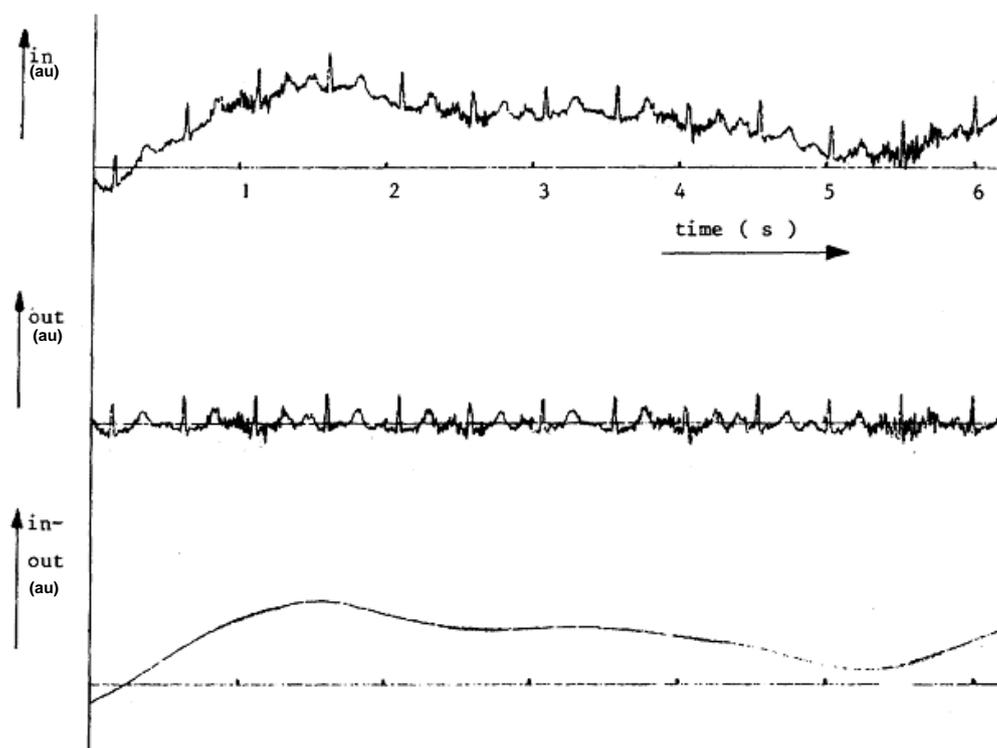
**Figura 3:** Desempenho da interpolação com *splines* cúbicos em ECG gerado sinteticamente (1) ECG original, (2) ECG original + FLB sintética, (3) FLB estimada, (4) ECG estimado pelo algoritmo, (5) Erro = ECG original – ECG estimado.  
**Fonte (MEYER; KEISER, 1977).**

Os resultados reportados na literatura para o método de interpolação usando *splines* podem ser considerados bons, a exceção ocorre nos casos de FLB com componentes de frequências maiores que 0,6 Hz (MEYER; KEISER, 1977). Entretanto, com o aumento da frequência cardíaca o desempenho melhora substancialmente já que se pode obter uma maior quantidade de pontos PR para estimar as FLB.

Nos testes realizados por Meyer e Keiser observou-se que, durante provas de esforço a estimativa do ponto PR, a qual é baseada em tempo, pode ser equivocada e resultar em um ECG distorcido.

**Filtros passa-altas** - Atualmente entre os métodos mais utilizados para a eliminação das FLB encontram-se os filtros passa-altas que utilizam técnicas de filtragem clássicas. Uma das técnicas é a utilização de filtros de resposta ao impulso finita (FIR, do inglês *Finite Impulse Response*) onde a saída do filtro é combinada com

um atraso de grupo. No trabalho realizado por Van Alsté e Schilder (1985) os autores calculam e implementam um filtro passa-altas tipo FIR usando uma janela de Kaiser de tamanho 28 e com 51 coeficientes para a eliminação das FLB (vide Figura 4). Para obter uma melhor eliminação das FLB com filtros FIR é preciso incrementar a ordem do filtro, porém a complexidade do mesmo aumenta. Então, é preciso buscar um compromisso “desempenho versus complexidade”, já que filtro com ordens muito pequenas tem desempenho baixo (GRADWOHL *et al.*, 1988).



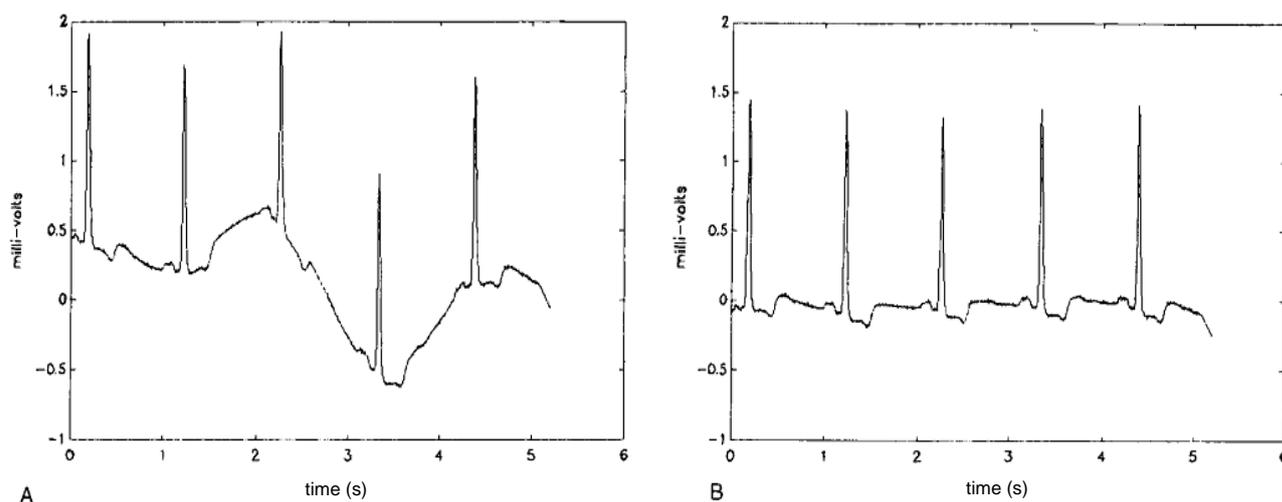
**Figura 4: Desempenho do filtro FIR, (in) sinal de entrada, (out) sinal de saída, (in-out) FLB estimada.**

**Fonte (GRADWOHL *et al.*, 1988).**

Os filtros de resposta ao impulso infinita (IIR, do inglês *Infinite Impulse Response*), comparados com os filtros FIR podem atingir uma região de transição acentuada com um número pequeno de coeficientes. No entanto os filtros IIR apresentam uma resposta de fase não linear que distorce componentes significativas do

sinal de ECG. Para evitar esta distorção são usados filtros bidirecionais (LONGINI *et al.*, 1975). Neles o sinal é filtrado numa direção sobre uma janela selecionada e, em seguida a mesma janela é filtrada na direção inversa. No estudo de Pottala e colaboradores (1990) os autores eliminam as FLB utilizando um filtro IIR bidirecional, utilizando uma janela pequena de modo que o filtro pode ser implementado em aplicações *on-line* ou *off-line*. Na Figura 5 é mostrado um sinal filtrado com a técnica descrita.

Em (KUMAR *et al.*, 2015) os autores fazem um estudo comparativo dos filtros FIR e IIR e sua efetividade para a eliminação das FLB onde são usadas as diferentes implementações de cada filtro. No caso dos filtros FIR foram usadas as janelas de Hamming, Blackman, Kaiser e Retangular, e no caso dos filtros IIR as variantes de Butterworth, Chebyshev tipo 1, Chebyshev tipo 2 e Elíptica. Um das métricas utilizadas neste artigo para determinar qual é a melhor opção é o erro quadrático médio.



**Figura 5: Desempenho do filtro IIR (A) ECG contaminado com FLB sintética, (B) sinal na saída do filtro IIR. Fonte (POTTALA *et al.*, 1990).**

**Filtragem adaptativa em cascata** - Laguna e colaboradores (1992) propõem uma filtragem adaptativa em cascata, vide Figura 6. Nas duas etapas são utilizados filtros adaptativos *least mean square* (LMS).

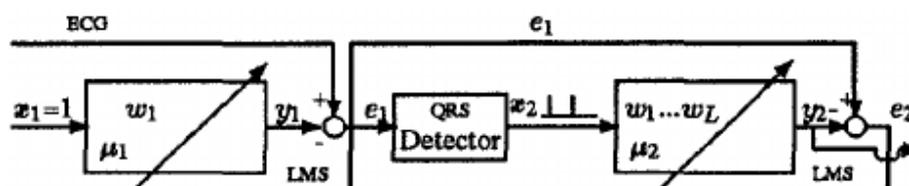


Figura 6: Filtro adaptativo em cascata.  
Fonte: (LAGUNA et al., 1992).

A entrada é o sinal de ECG contaminado com FLB, a entrada de referência  $x_1 = 1$  e a saída é o sinal de erro  $e_1$ , a frequência de corte em -3 dB é  $f_c = (\mu_1 f_s)/\pi$ , em que  $f_s$  é a frequência de amostragem do sinal de ECG, no caso  $f_s = 1000$ . O tempo de convergência do primeiro filtro é  $t_{c1} = 1/(4\mu_1)$  amostras. Com  $\mu_1 = 0,001$  é obtido um tempo de convergência de 0,25 segundos e uma frequência de corte de 0,3 Hz. Em  $e_1$  encontra-se o sinal de ECG com alguns restos de contaminação da FLB.

Na primeira etapa é utilizado um filtro *Notch* passa-altas, veja Equação 1:

$$w_{-}(1, n + 1) = w_{-}(1, n) + 2\mu_{-1} e_{-1} x_{-1} \quad (1)$$

em que:

$$x_1 = 1$$

$$\mu_1 = 0,001$$

$e_1$  : é o sinal de erro gerado pelo filtro.

$w_{1,n+1}$  : é o valor gerado pelo filtro na amostra  $n + 1$  em função de  $e_1$  e valor do filtro na amostra  $n$ .

A segunda etapa é formada por um filtro de impulso correlacionado adaptativo (AICF, do inglês *Adaptative Impulse Correlated Filter*) que usa como entrada a saída da etapa anterior,  $e_1$  e como referência uma unidade de sequência de impulsos ( $x_2$ ), que usa um detector de segmentos QRS para gerar a sequência de impulsos. O filtro requer um número aproximado de amostras  $L$  do complexo P-QRS-T. A saída é  $y_2$ , o ganho do filtro nesta etapa é  $\mu_2$ , o que implica em um tempo de convergência do segundo filtro de  $t_{c2} = L/(4\mu_2)$  amostras,  $L = 1000$  amostras,  $\mu_2 = 0,05$  ( $\mu_2 < \mu_1 L$ ).

A Equação (2) descreve o filtro AICF:

$$h_2[n] = \sum_{m=1}^N 2\mu_2(1 - 2\mu_2)^{N-m} \delta[n - mL] \quad (2)$$

em que:

$L = 1000$  amostras, número aproximado de amostras do complexo P-QRS-T

$\mu_2 = 0,05$  ( $\mu_2 < \mu_1 L$ )

$N$ : é o número de recorrências processadas

$m$ : valor de iteração da somatória

$\delta$ : função Delta de Dirac com valor 1 nos pontos  $n - mL$

Calculando a transformada discreta de Fourier quando  $N \rightarrow \infty$  se obtém a Equação (3):

$$H_2[\Omega] = \frac{2\mu_2}{L} \sum_{m=0}^{L-1} \frac{1}{1 - e^{[1/(\tau L) - j(\Omega - 2\pi m/L)]}} \quad (3)$$

em que:

$\tau$ : é a constante de tempo do filtro

Este filtro, na verdade, é uma combinação de filtros centrados nos múltiplos da frequência fundamental ( $f_0$ ) do complexo P-QRS-T, o ponto de -3dB de cada filtro é  $2\mu/\pi$ . A função de transferência do filtro em cascata é mostrada na Figura 7.

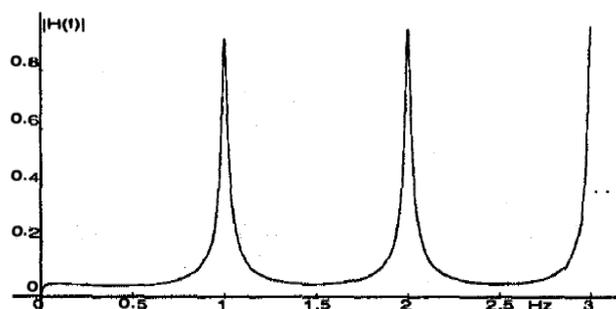


Figura 7: Função de transferência do filtro em cascata.  
Fonte (LAGUNA et al., 1992).

Na Figura 8 é apresentado o sinal após cada uma das saídas das cascatas do filtro.

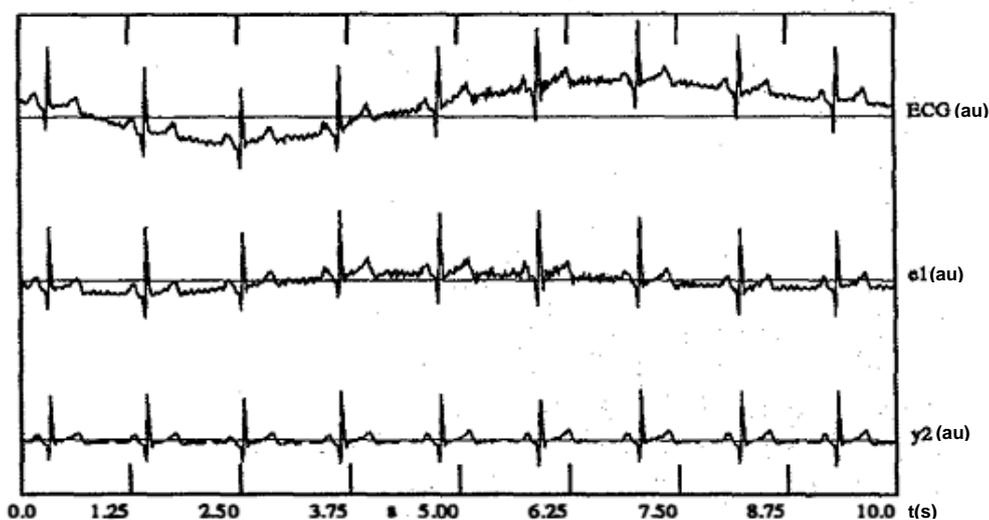


Figura 8: Desempenho do filtro em cascata, (ECG) Sinal na entrada do filtro: ( $e1$ ) sinal após a primeira cascata, ( $y2$ ) sinal na saída.  
Fonte (LAGUNA et al., 1992)

**Filtro de média móvel** - No trabalho (CANAN et al., 1997) é utilizado um filtro de média móvel para eliminar as FLB, o qual comporta-se como um filtro passa-altas.

Nesta técnica, primeiro é extraída a FLB usando o filtro de média móvel, depois a FLB estimada é subtraída do sinal original (é preciso fazer um *padding*, isto é, um

preenchimento com zeros no início e fim do sinal da FLB para que os dois sinais tenham o mesmo tamanho e possam ser subtraídos amostra a amostra). Na Figura 9 é apresentado o processo de filtragem.

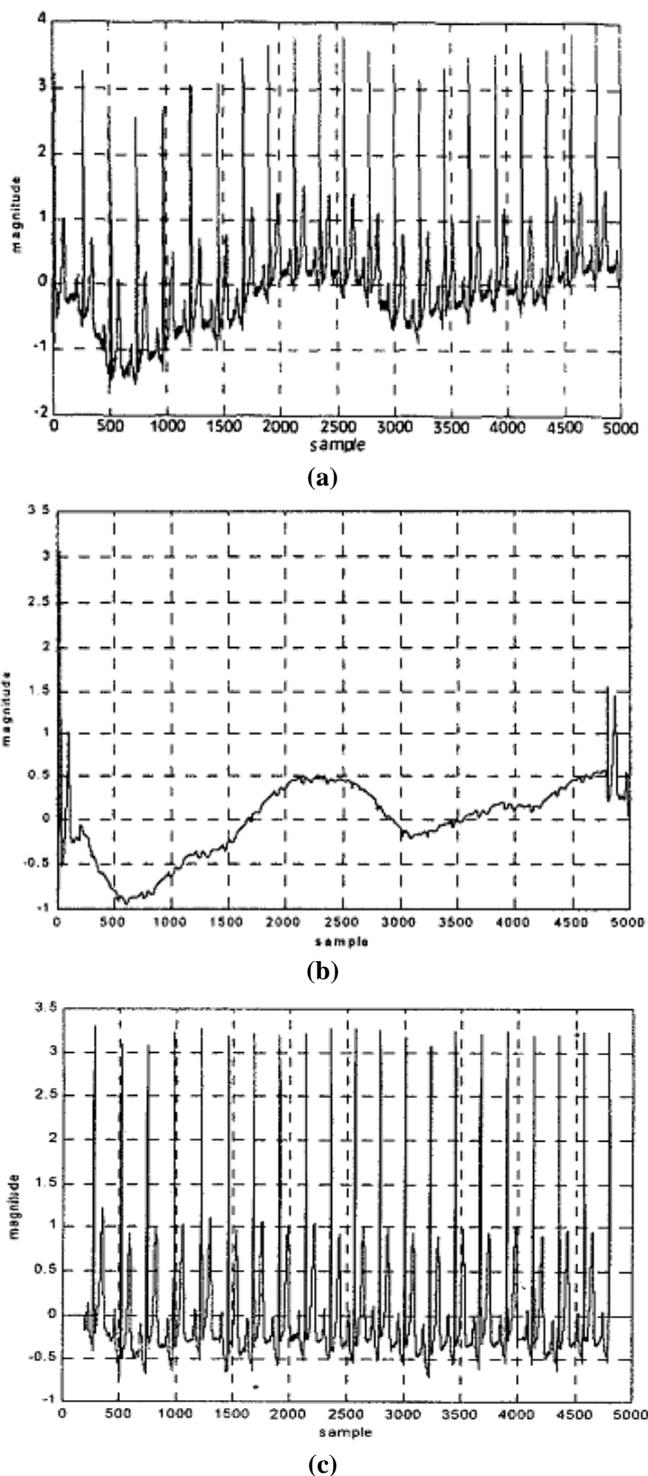


Figura 9: Desempenho do filtro de média móvel, (a) sinal com FLB, (b) FLB estimada, (c) ECG obtido.  
Fonte (CANAN et al., 1997).

Os autores afirmam que as FLB podem ser eliminadas com este filtro de forma fácil, sem ter que calcular os coeficientes do filtro passa-altas.

**Análise de Componentes Independentes** - No trabalho (BARATI; AYATOLLAHI, 2006) os autores utilizam a análise de componentes independentes (ICA, do inglês *Independent Component Analysis*) para a eliminação das FLB. Para utilizar esta técnica é preciso sinais com múltiplos canais. Quando apenas se dispõe de sinais de um único canal, pode ser utilizado o método descrito em (LEE et al., 2004), onde versões com atraso do mesmo sinal compõem um conjunto de múltiplos canais.

Os autores geram 60 canais de cada sinal de ECG usando versões atrasadas entre 11 e 20 amostras, as quais conformam a matriz de elementos misturados ou matriz de observação  $X$  e utilizam o algoritmo *FastICA* (HYVÄRINEN, 1999). Nas seguintes equações pode-se observar o modelo ICA utilizado.

$$\mathbf{X} = \begin{bmatrix} \bar{x}_1 \\ \bar{x}_2 \\ \vdots \\ \bar{x}_m \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_{11} & x_{12} & \cdots & x_{1n} \\ x_{21} & x_{22} & \cdots & x_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{m1} & x_{m2} & \cdots & x_{mn} \end{bmatrix} \quad (4)$$

$$\mathbf{S} = \begin{bmatrix} \bar{s}_1 \\ \bar{s}_2 \\ \vdots \\ \bar{s}_m \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} s_{11} & s_{12} & \cdots & s_{1n} \\ s_{21} & s_{22} & \cdots & s_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ s_{m1} & s_{m2} & \cdots & s_{mn} \end{bmatrix} \quad (5)$$

$$\mathbf{S} = \mathbf{W}\mathbf{X} \quad (6)$$

em que:

$X$ : é a matriz de sinais em que as componentes estão misturadas

$W$ : é a matriz de de-misturação

$S$ : é a matriz em que as componentes estão separadas

$m = 60$ , valor arbitrário usado pelos autores

$n$ : é o número de amostras dos sinais.

As componentes independentes correspondentes às FLB são detectadas de forma automática utilizando a curtose. A seguir, é definida a curtose para variáveis aleatórias:

$$kurt(x_m) = E\{x_m^4\} - 3(E\{x_m^2\})^2 \quad (7)$$

em que:

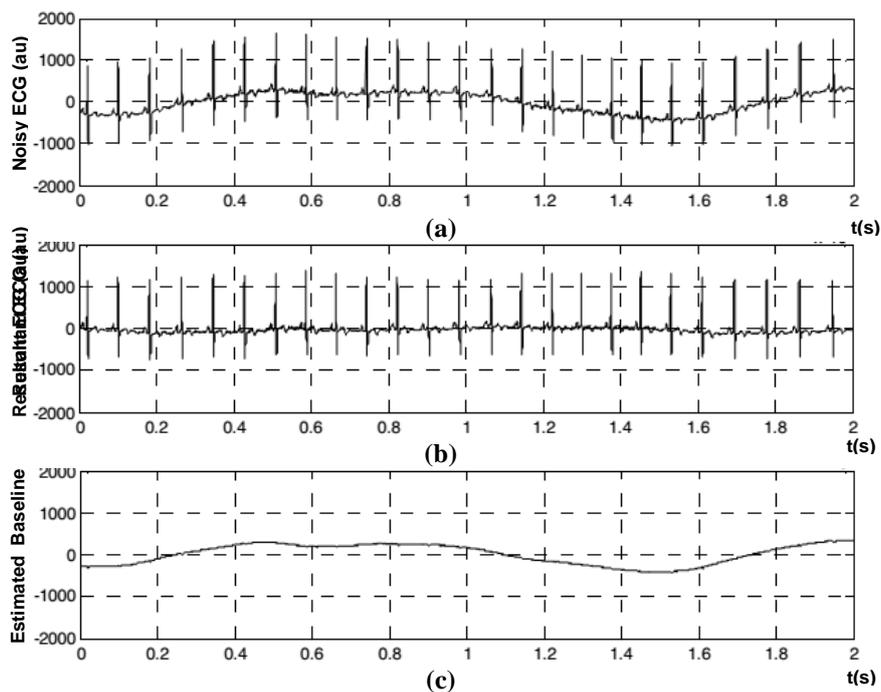
$E$ : é o valor esperado ou média

A curtose tem valores positivos para sinais com distribuições de probabilidade com forma pontiaguda (as quais são chamadas subgaussianas) como o piscar do olho no eletroencefalograma, e tem valores negativos para sinais com distribuições de probabilidade com forma plana (que são chamadas super-gaussianas) como o ruído (DELORME et al., 2001). Levando em conta o explicado anteriormente, as componentes independentes com curtose negativa são consideradas FLB.

O processo de filtragem é feito zerando as filas da matriz de componentes independentes que foram identificadas como FLB. Desta forma é obtida uma nova matriz de componentes independentes chamada  $S'$ . Logo, calculando a inversa da matriz de separação,  $W$ , pode ser obtido o sinal sem FLB,  $X_f$ , utilizando a Equação 8.

$$X_f = W^{-1}S' \quad (8)$$

A Figura 10 mostra a eliminação da FLB utilizando a técnica descrita anteriormente.



**Figura 10** Desempenho do algoritmo baseado em ICA (a) sinal de ECG com FLB, (b) sinal obtido, (c) FLB estimado.  
**Fonte (BARATI; AYATOLLAHI, 2006).**

Na Figura 11 pode ser observado que quando as FLB contêm variações muito bruscas o algoritmo retorna um sinal com alguns restos de FLB. Os autores justificam que isso pode ocorrer quando não é atingida a correlação cruzada requerida no processo.

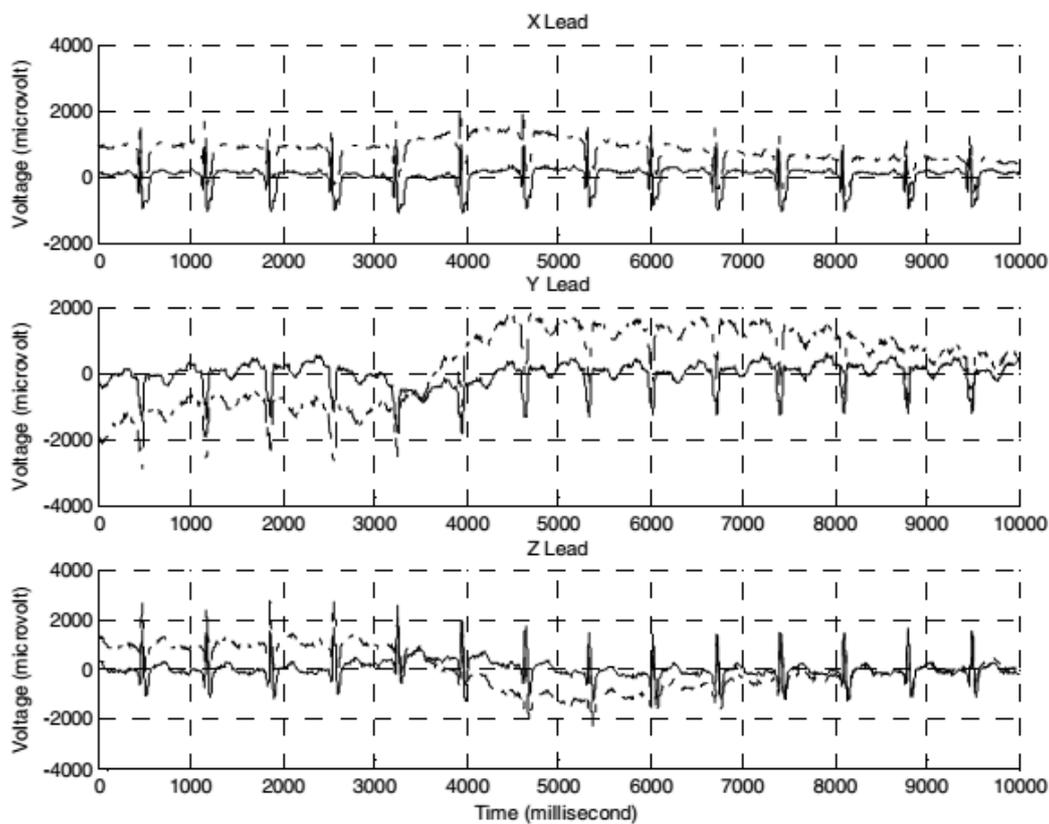


Figura 11: Eliminação das FLB em vários sinais usando ICA.  
 Fonte (BARATI; AYATOLLAHI, 2006).

**Interpolação e subtrações sucessivas de valores da mediana do sinal nos intervalos RR** - No artigo (CHOUHAN; MEHTA, 2007) os autores utilizam interpolação e subtrações sucessivas de valores da mediana do sinal nos intervalos RR para a eliminação das FLB. O Quadro 1 apresenta o algoritmo do referido método.

**Quadro 1: Interpolação e subtrações sucessivas da mediana do sinal nos intervalos RR.**

**Passo 1:** *Cálculo da mediana do sinal;*

**Passo 2:** *Subtração do sinal pela mediana;*

**Passo 3:** *Ajuste de curva de 4<sup>a</sup> ordem: cálculo dos coeficientes do polinômio usando o algoritmo de erro mínimo quadrático;*

**Passo 4:** *Subtração do sinal interpolado obtido no Passo 3 pelo sinal obtido no Passo 2;*

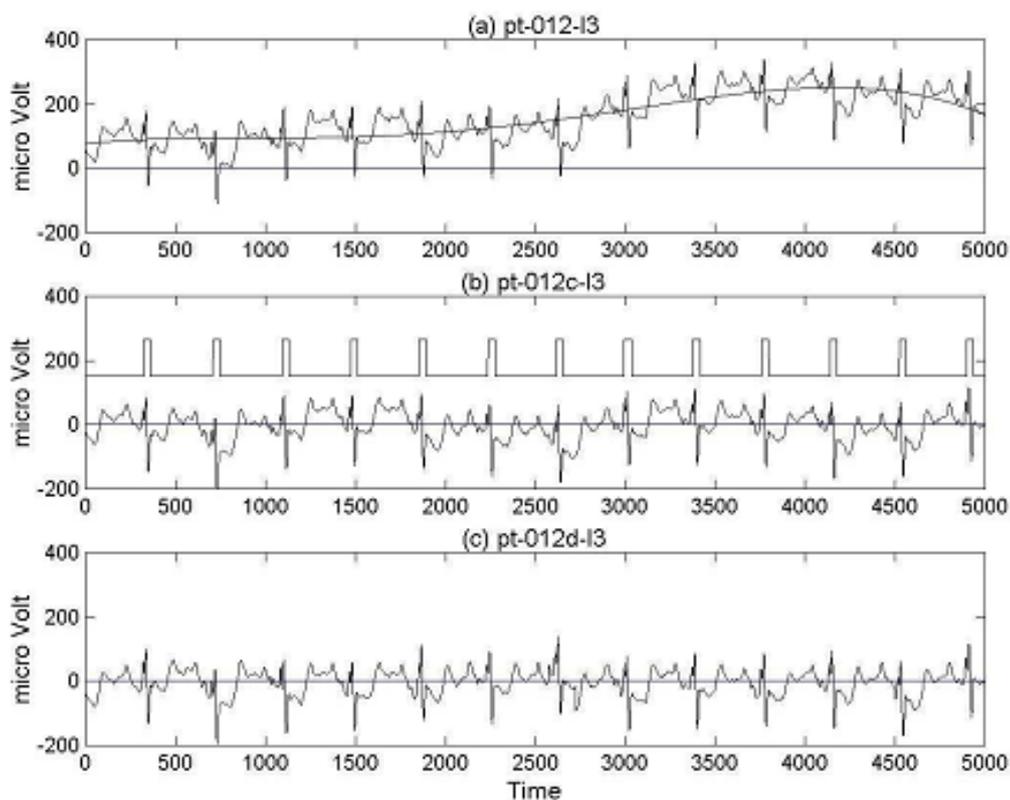
**Passo 5:** *Identificação dos pontos R do sinal utilizando o algoritmo proposto em (HAMILTON; TOMPKINS, 1986);*

**Passo 6:** *Cálculo da mediana de cada intervalo RR;*

**Passo 7:** *Subtração do Sinal obtido no Passo 4 pela mediana dos respectivos intervalos RR;*

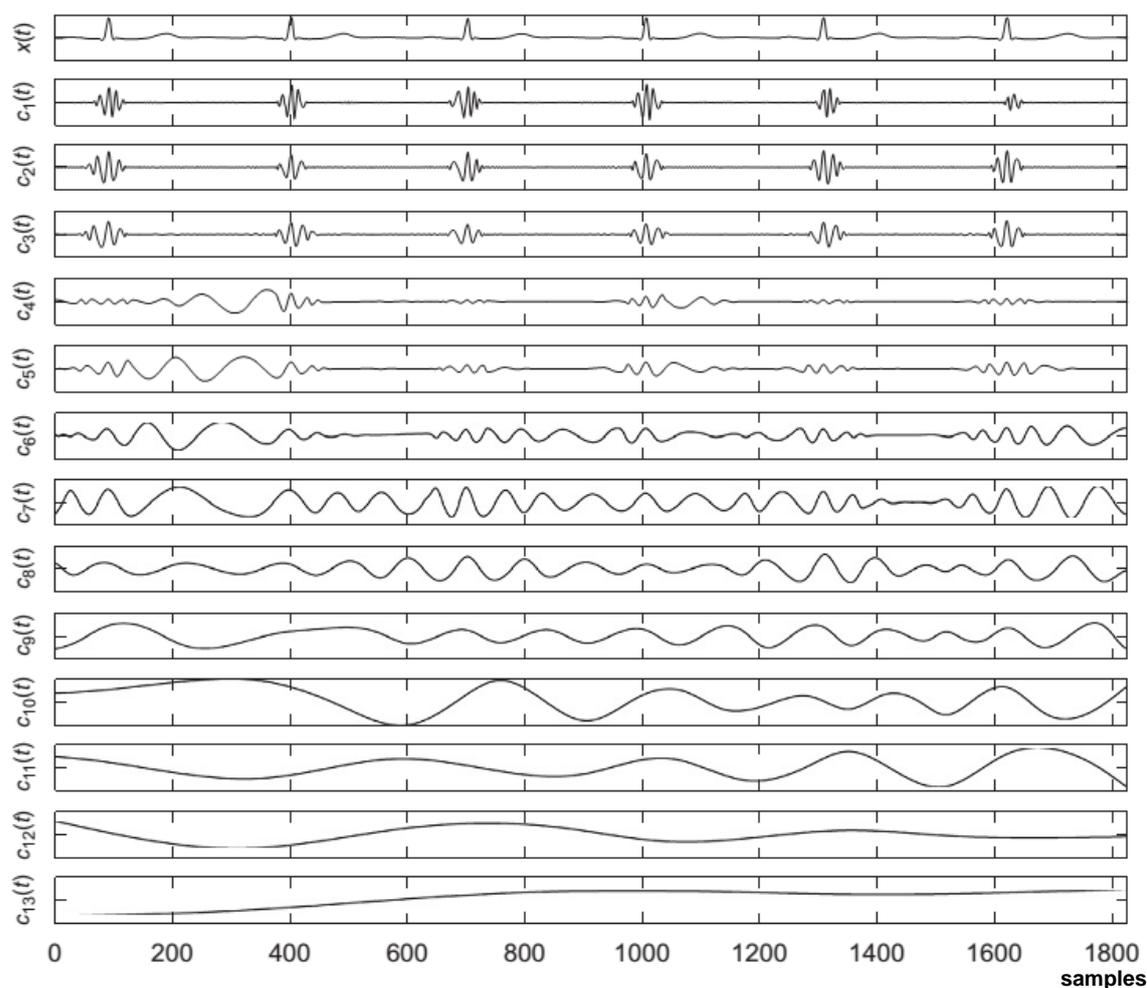
Os autores não utilizam nenhuma métrica para avaliar o desempenho do método.

Na Figura 12 é mostrado o efeito da aplicação deste algoritmo.



**Figura 12: Desempenho do algoritmo ISSM, (a) sinal de ECG com FLB, (b) sinal obtido após o primeiro passo do algoritmo, (c) sinal obtido.**  
 Fonte (CHOUHAN; MEHTA, 2007)

**Decomposição em modos empíricos** - Em (BLANCO-VELASCO et al., 2008) é utilizada uma técnica baseada na decomposição em modos empíricos (EMD, do inglês *Empirical Mode Decomposition*) para eliminar as FLB. Na Figura 13 é apresentado o resultado da aplicação da EMD num sinal de ECG.



**Figura 13: EMD de um ECG sem FLB, de acima para abaixo: sinal de ECG ,  $x(t)$  e FMI 1 – 13,  $c_i(t)$**   
**Fonte (BLANCO-VELASCO et al., 2008).**

Considerando que as FLB são um tipo de ruído de baixa frequência, seria esperado que as maiores quantidades de componentes das FLB se encontrassem nas funções de modo intrínseco (FMI) de maior ordem. O resíduo, também considerado a última FMI, geralmente não corresponde às FLB, pois estas contêm múltiplos cruzamentos pelo zero, o que não ocorre no resíduo. Assim, a exclusão das últimas FMI não é uma solução para remoção das FLB, uma vez que se pode introduzir distorções importantes no sinal do ECG. Alternativamente, a solução apresentada pelos autores é utilizar um banco de filtros passa-baixas em várias das últimas FMI. A estimativa da

FLB é obtida, então, a partir da soma das saídas do banco de filtros, a qual é subtraída do sinal de ECG, resultando na eliminação da FLB do mesmo.

Objetivamente, na análise realizada constatou-se que a utilização da EMD não aportou nada ao método, já que a eliminação das FLB é realizada através de um método de filtragem clássico. Levando em conta que o processo é linear, é obtido o mesmo resultado tanto filtrando o sinal original quanto o sinal separado em FMI.

A Figura 14 mostra o desempenho do método baseado na EMD.

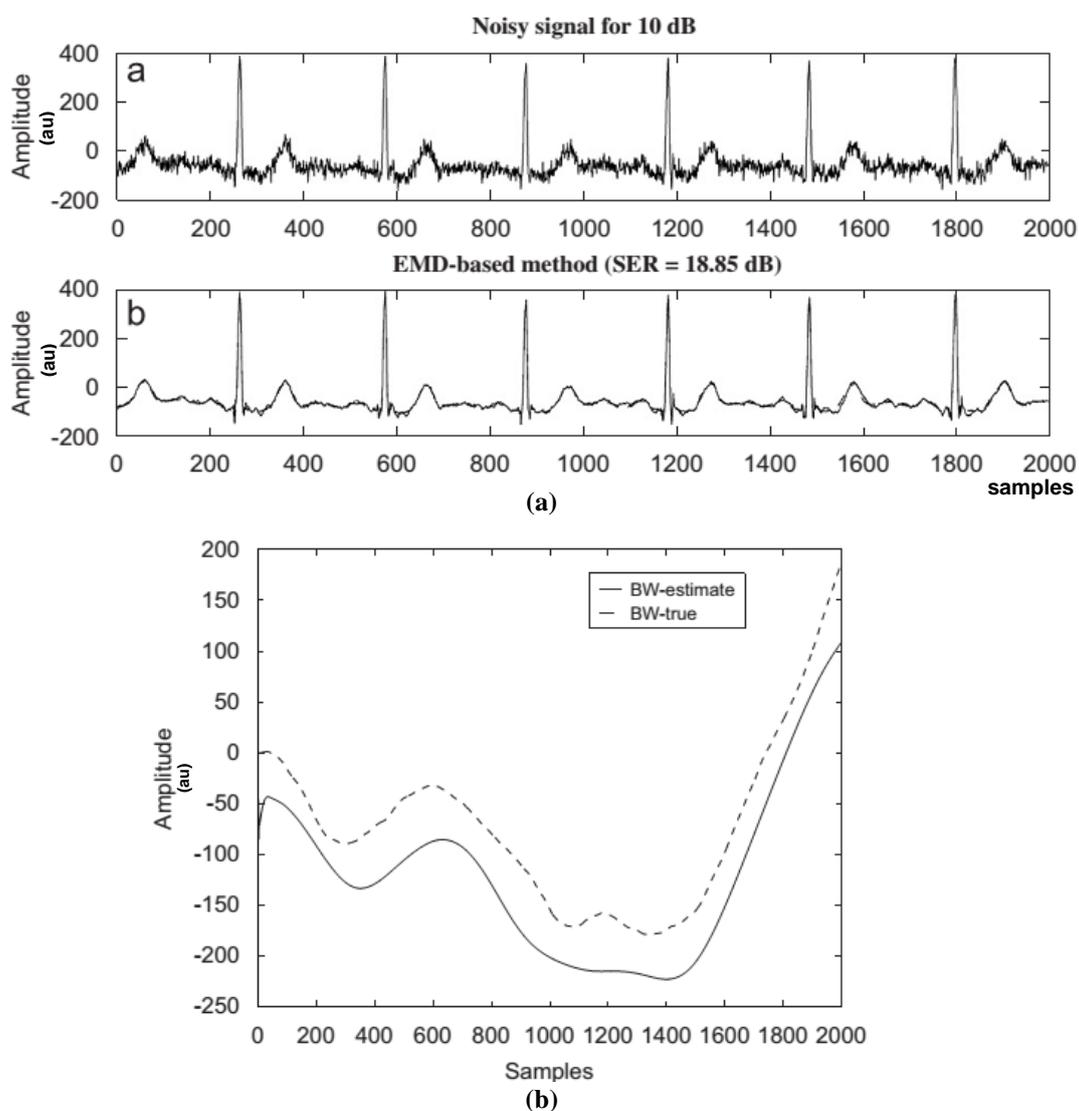
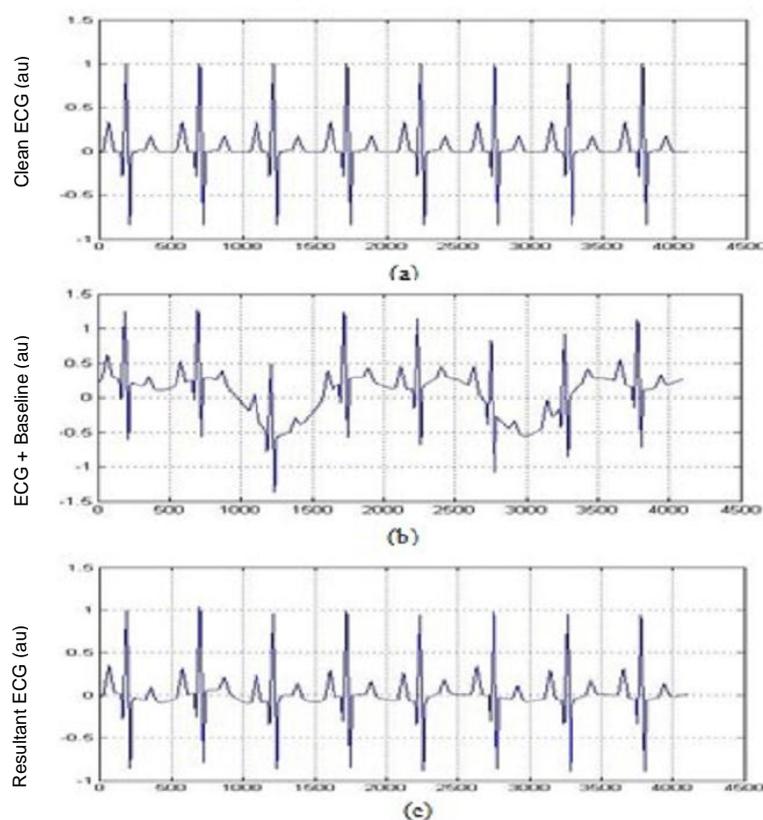


Figura 14: (a) Eliminação de FLB usando EMD. (b) Estimação das FLB usando EMD.  
Fonte (BLANCO-VELASCO et al., 2008).

**Filtragem Wavelet** – Um dos trabalhos pioneiros em utilizar métodos baseados em transformada *Wavelet* para a eliminação de FLB foi (MOZAFFARY; TINATI, 2005). Em (CHAUDHARY et al., 2015) os autores utilizam uma filtragem baseada na transformada *Wavelet* para a eliminação das FLB, a qual é uma ferramenta muito utilizada em sinais não estacionários e ruídos estocásticos complexos. No artigo os autores realizam um estudo comparativo entre as distintas famílias de *Wavelets* (*Haar*, *Db5*, *Coif3*, *Bior3.1*, *Db4*, *Sym8*, *Sym10*, *Bior6.8*, *Db6*, *Coif4*) e os diferentes tipos de limiares utilizados (*Hard*, *Soft*, *Semi-soft*, *Stein*, *Neighbouring coefficients with level dependent threshold estimator*) para determinar qual a combinação consegue eliminar as FLB com uma distorção mínima do sinal. Para calcular a distorção do sinal é utilizado o erro quadrático médio. A combinação que obteve os melhores resultados foi a família *Wavelet Sym10* com limiar *Semi-soft*, vide Figura 15.



**Figura 15: Desempenho do método baseado em *Wavelet*, (a) sinal de ECG sintético, (b) ECG com FLB sintética, (c) sinal com a FLB eliminada usando limiar *Semi-soft* e wavelet mãe *Symlet 10*. Fonte (CHAUDHARY et al., 2015).**

## 2.1 Considerações finais

Um sumário dos artigos analisados e as respectivas técnicas de eliminação da linha de base nos sinais de ECG, bem como os resultados obtidos são apresentados na Tabela 1.

**Tabela 1: Sumário da revisão da literatura sobre o tema “métodos de eliminação das FLB em ECG”**

Ano	Autor (es)	Título	Bases de dados usadas	Técnica usada	Resultados
1977	CR Meyer, HN Keiser	<i>Electrocardiogram baseline noise estimation and removal using spline and state-space computation techniques.</i>	Sinais com $f_s = 300$ Hz, de origem não especificado	<i>Splines</i> cúbicos	Análise qualitativa
1985	J. Van Alsté, T. Schilder	<i>Removal of base-line wander and power-line interface from de ECG by an efficient FIR filter with a reduced number of taps.</i>	Sinais com $f_s = 250$ Hz, de origem não especificado	Filtragem clássica de tipo FIR	Análise qualitativa s
1990	Pottala, Erik W. Bailey, James J. Horton, Martha R. Gradwohl, Jake R.	<i>Suppression of baseline wander in the ECG Using a bilinearly transformed, null-phase filter.</i>	Sinais adquiridos com um leitor de ECG 12 bit ADC, $f_s = 250$ Hz	Filtragem clássica de tipo IIR bidirecional	Análise qualitativa
1992	Pablo Laguna, Raimon Jané, Pere Caminal	<i>Adaptative Filtering of ECG Baseline Wander.</i>	Sinais de origem não especificado, com $f_s = 1000$ Hz	2 Filtros adaptativos LMS em cascata	Análise qualitativa
1997	Suleyman Canan, Yuksel Ozbay, Bekir Karlik	<i>A method for removing low varying frequency trend from ECG signal</i>	Sinais adquiridos com um leitor de ECG portátil 12 bit ADC, $f_s = 360$ Hz	Filtro de média móvel	Análise qualitativa
2005	Behzad Mozaffary, Mohammad A. Tinati	<i>ECG Baseline Wander Elimination using Wavelet Packets</i>	MIT-BIH	Filtragem baseado em <i>Wavelet</i>	Análise qualitativa
2006	Zeinab Barati, Ahmad Ayatollahi	<i>Baseline bandering removal by using independente componet analysis to single-channel ECG data.</i>	PTB Diagnostic ECG Database	Análise de componentes independentes.	Sensibilidade 70% Especificidade 100% Acurácia 80%

2007	V.S. Chouhan, S.S. Mehta	<i>Total removal of baseline drift from ECG signal</i>	CSE ECG Database 125 casos, $f_s = 500$ Hz	Interpolação e subtração sucessiva de valores da mediana do sinal.	Análise qualitativa
2008	Manuel Blanco-Velasco, Binwei Weng, Kenneth E. Barner	<i>ECG signal denoising and baseline Wander correction based on the empirical mode decomposition.</i>	MIT-BIH arrhythmia database, 11 bit ADC, $f_s = 360$ Hz	Decomposição em modos empíricos	SER = 18,27 dB
2015	Kumar, K. Sravan Yazdanpanah, Babak Kumar, P Rajesh	<i>Removal of noise from electrocardiogram using digital FIR and IIR filters with various methods.</i>	MIT-BIH arrhythmia database, 11 bit ADC, $f_s = 360$ Hz	Filtragem clássica de tipo FIR e IIR bidirecional	SNR = 14,53 dB * MSE = 0,01 *
2015	Mahipal Singh Chaudhary, Rajiv Kumar Kapoor, Akshay Kumar Sharma	<i>Comparison between different wavelet transforms and thresholding techniques for ECG denoising.</i>	Sinais sintéticos	Filtragem baseado em Wavelet	SNR = 12,54 dB * MSE = 0,0012 *

\* Valores obtidos a partir de sinais onde a intensidade do ruído não foi adicionado de forma equitativa.

Como pode ser observado, foram revisados vários métodos de eliminação das FLB, incluindo alguns mais antigos que, no entanto, continuam presentes tanto em novas propostas quanto em alguns dispositivos atuais. Na literatura encontram-se comparações entre alguns dos métodos utilizando o erro quadrático médio como medida de similaridade entre o sinal padrão e o sinal resultante depois do processo de eliminação das FLB. Este tipo de métrica de desempenho, no entanto, não é ótima, pois leva em consideração trechos do sinal que não são afetados consideravelmente pelos métodos de eliminação de FLB. Com isso essa métrica é superestimada pela influência desses segmentos do sinal, podendo redundar em um valor considerado como aceitável, mesmo quando trechos como o segmento ST ou o final da onda T, de grande importância clínica, possam estar distorcidos.

Levando em conta os resultados obtidos durante a caracterização espectral realizada neste trabalho, onde é comprovado que a parte baixa do espectro do ECG se

mistura com as FLB durante provas de esforço, as técnicas mais promissoras são aquelas que não estão baseadas no domínio da frequência como a interpolação usando *splines* cúbicos, ICA, algoritmo de interpolação e subtração sucessiva de valores da mediana.

Neste trabalho todos os algoritmos descritos anteriormente serão implementados e caracterizados usando métricas que permitam conhecer a distorção em trechos do sinal que são clinicamente representativos, em especial o final da onda T.

### **3 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA**

Neste capítulo serão apresentados os conceitos necessários para um melhor entendimento desta dissertação. Os tópicos apresentados são a história do ECG, o sistema clássico para a aquisição do ECG, os eletrodos usados, os equipamentos mais comuns, os principais fabricantes e as normas internacionais para a eliminação das FLB.

#### **3.1 Introdução ao Eletrocardiograma**

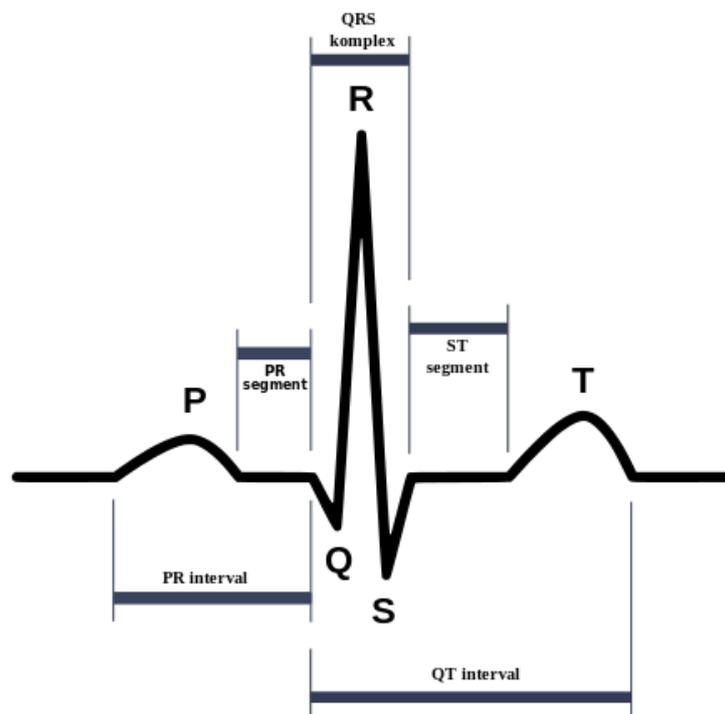
A eletrocardiografia é uma técnica amplamente utilizada para estudar a condição do coração, já que o ECG registra a atividade elétrica gerada durante o ciclo cardíaco por meio de eletrodos situados em vários pontos da superfície do corpo. O ECG pode medir ou detectar anormalidades, condições que caracterizam enfermidades, bem como apontar indicadores risco cardiovascular (MURGATROYD, 2002):

- O ritmo cardíaco.
- O posicionamento do coração no interior do tórax.
- A evidência de aumento de espessura (hipertrofia) do músculo cardíaco.
- A evidência da ocorrência de um ataque cardíaco anterior (infarto do miocárdio).
- Os efeitos adversos no coração das várias doenças cardíacas ou doenças sistêmicas, tais como pressão arterial elevada e problema de tireoide.
- Os efeitos adversos no coração de certas doenças pulmonares como enfisema, embolia pulmonar (coágulos de sangue no pulmão).
- Evidência de eletrólitos sanguíneos anormais (potássio, cálcio, magnésio).

### 3.1.1 História do ECG

A atividade bioelétrica correspondente ao batimento do coração foi descoberta em 1856 por Kolliker Mueller. Em 1872, Alexander Mairhead durante seus estudos de pós-graduação no Hospital São Bartolomeu em Londres conectou fios nas extremidades de um paciente com febre com a finalidade de obter um registro dos batimentos do coração sendo visualizada com um electrómetro de Lippmann. O primeiro pesquisador a estudar o coração do ponto de vista elétrico foi o fisiólogo Augustus Desiré Waller em 1887, ele adquiria o ECG do seu cachorro nas salas de aula a modo de experimento (BESTERMAN; CREESE, 1979; COPE, 1973). Em 1911 Willem Einthoven em Leiden (Países Baixos) inventou o galvanômetro de corda, muito mais exato que o galvanômetro capilar usado por Waller, e usou-o para registrar o ECG. Einthoven atribuiu as letras P, Q, R, S e T às diferentes ondas do sinal e descreveu as características eletrocardiográficas de um grande número de doenças cardíacas (MURGATROYD, 2002).

Na Figura 16 é mostrado um sinal de ECG típico com todas as ondas e segmentos.



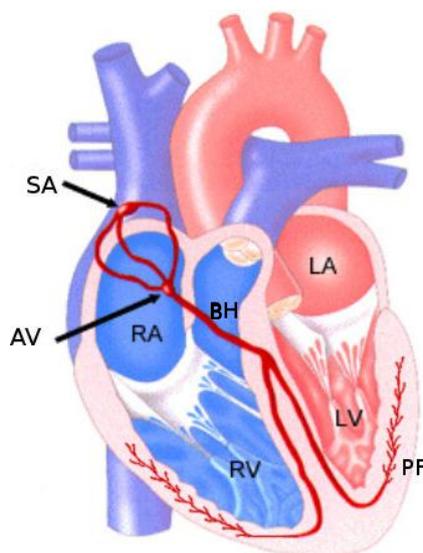
**Figura 16: Descrição do sinal de ECG.**  
 Fonte (CUNHA et al., 2012).

### 3.1.2 Funcionamento elétrico do coração

No músculo cardíaco em repouso, os íons positivos estão situados na parte externa da membrana celular, e os íons negativos na interna. Quando uma célula encontra-se neste estado pode-se dizer que está polarizada. Essa condição gera uma diferença de potencial elétrico de aproximadamente  $-70$  mV com respeito ao líquido extracelular. Essa distribuição de íons responsável por esse potencial de membrana pode ser invertida, a partir da inversão da distribuição de íons nos meios intra e extracelular. Essa inversão de distribuição dos íons, pode se dar de forma espontânea ou por um estímulo elétrico externo. Esse fenômeno, chamado despolarização, é acompanhado de um potencial de ação devido à entrada na célula de íons de sódio provenientes do líquido extracelular. A despolarização iniciada numa zona desencadeia um fenômeno

similar nas regiões vizinhas. Assim o potencial de ação vai-se propagando ao longo da fibra muscular (WARTAK; TREVIÑO, 1985).

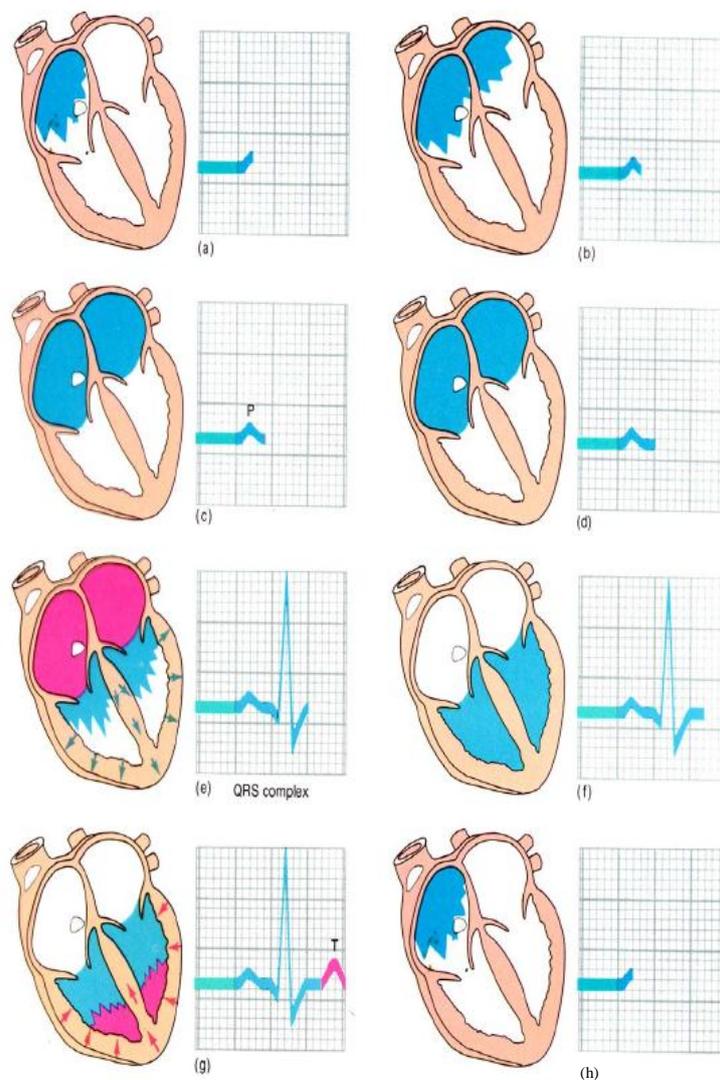
A despolarização do coração é iniciada de forma espontânea, com intervalos de um segundo aproximadamente no nó sinoatrial (SA) e vai-se estendendo no átrio (vide Figura 17).



**Figura 17: Estruturas elétricas do coração, (SA) Nó Sinoatrial, (AV) Nó Atrioventricular, (RA) Átrio direito, (LA) Átrio esquerdo, (RV) Ventrículo direito, (LV) Ventrículo esquerdo, (PH) Feixe de His, (PF) Fibras de Purkinje. Fonte (TANRIVERDI, 2006).**

O processo de despolarização sofre um retardo, no caminho dos átrios aos ventrículos, de aproximadamente 0,05 segundos. Esse atraso ocorre no nó atrioventricular (AV), já que no interior dele a condução elétrica é muito mais lenta. Do nó AV o impulso elétrico vai para o Feixe de His (BH, do inglês *Bundle of His*), divide-se nos ramos direito e esquerdo até suas ramificações finais chamadas Fibras de Purkinje (PF, do inglês *Purkinje fibers*). O miocárdio continua despolarizado durante 0,12 segundos aproximadamente e vai recuperando progressivamente o estado de polarização. Esse estado é chamado repolarização (WARTAK; TREVIÑO, 1985). Na

Figura 18 pode-se observar a geração do sinal de ECG segundo a atividade elétrica do coração.



**Figura 18: Ciclo da geração das ondas do ECG segundo a atividade elétrica do coração.  
Fonte (TANRIVERDI, 2006).**

### 3.2 Sistema clássico para a aquisição do ECG

O diagrama de blocos de um sistema clássico para a aquisição do ECG é mostrado na Figura 19.

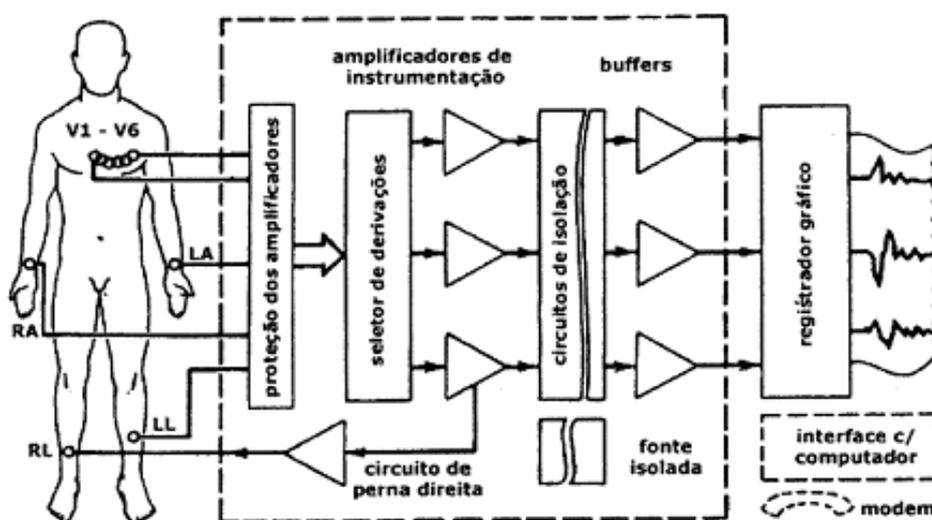


Figura 19: Sistema clássico para a aquisição do ECG.

Fonte (CUNHA *et al.*, 2012)

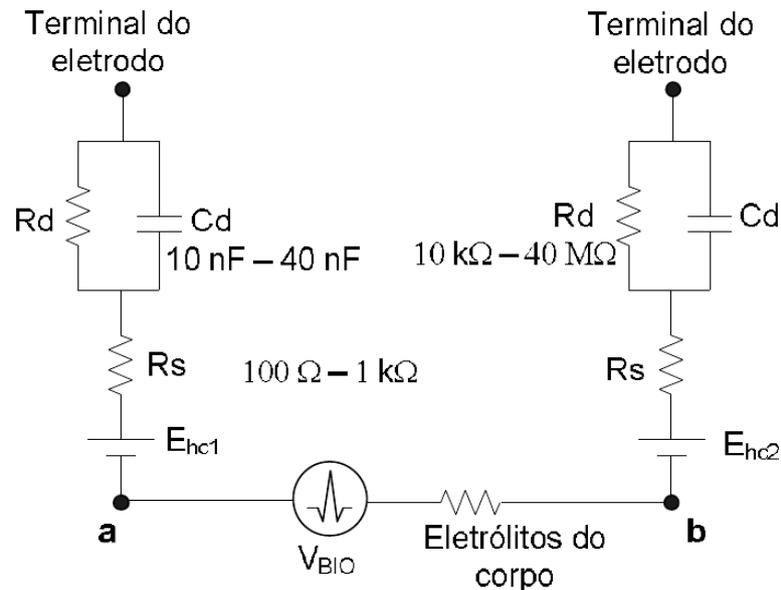
O diagrama mostrado na Figura 19 representa a configuração do eletrocardiógrafo para um sistema de diagnóstico típico. Nele são usados eletrodos em cada uma das extremidades (pernas e braços) mais seis eletrodos nas posições precordiais; os eletrodos podem ser de Ouro, Plata, Estanho, os mais usados devido ao bom equilíbrio qualidade-preço que apresentam são os de Ag/AgCl. O circuito da perna direita (RL) é usado como referência para reduzir a interferência elétrica gerada pela rede e pelo eletromiograma. Os eletrodos LL, LA e RA são conectados à rede de resistores conhecida como central de Wilson, a partir da qual se obtém as derivações de membros I, II, III e as derivações aumentadas aVL, aVR e aVF. O aparelho normalmente tem um seletor de derivações e amplificadores de instrumentação caracterizados por ter baixo ruído, uma alta rejeição de modo comum (CMRR, do inglês *Common Mode Rejection Ratio*) e uma altíssima impedância de entrada. Além disso, a

isolação elétrica deve fornecer proteção ao paciente contra riscos de choque elétrico e também proteção para o eletrocardiógrafo no caso em que o paciente tenha que ser ressuscitado usando desfibrilação. A fonte do sistema deve ter um bom isolamento para garantir que os ruídos gerados nela ou na rede elétrica não sejam registrados na saída do sistema. A saída do sistema pode ser guardada num cartão de memória SD/MMC, um *pendrive* USB, impressa por uma impressora ou capturada num computador para ser processada (CUNHA *et al.*, 2012).

### 3.2.1 Características e modelagem dos eletrodos.

Nesta subseção serão apresentadas as características físicas dos eletrodos assim como seu modelo matemático já que as FLB são geradas pelo mau funcionamento dos mesmos.

O eletrodo é formado por uma superfície metálica e um eletrólito em contato com a epiderme. Portanto, existem duas transições no trajeto do sinal bioelétrico entre o interior do corpo e o sistema de medida. A primeira é o contato entre a pele e o eletrólito e a segunda é o contato entre o eletrólito e a parte metálica do eletrodo. A presença dessas interferências provoca um intercâmbio iônico com a conseguinte aparição de um potencial de eletrodo, o qual tem uma grande variabilidade dependendo do material do eletrodo, por exemplo, para o eletrodo Ag/AgCl, de amplo uso no registro de biopotenciais, o potencial de contato é de aproximadamente 0,222 V. Esse potencial é alto e não apresenta problemas de biocompatibilidade. Na Figura 20 é mostrado o modelo mais universal da medida com dois eletrodos.



**Figura 20:** Estrutura eletrônica dos eletrodos.  $R_s$  é a resistência série associada à resistência do eletrólito e aos efeitos da interface;  $R_d$  e  $C_d$  são os componentes da impedância associada com a interface eletrodo-eletrólito e os efeitos da polarização;  $C_d$  é a capacitância da dupla camada da carga;  $E_{hc}$  é o potencial do eletrodo (em inglês, *half-cell potential*); a e b são os pontos do corpo onde são colocados os eletrodos;  $V_{BIO}$  é o biopotencial que se deseja medir no caso o sinal de ECG. Fonte (NETO, 2012).

Os valores de  $R_s$ ,  $R_d$  e  $C_d$  dependem do material do eletrodo e em menor escala, do eletrólito e sua concentração. O biopotencial é o potencial elétrico medido entre os terminais dos eletrodos no caso do sinal do ECG.

A impedância da interface eletrodo-pele tem sido medida por diversos pesquisadores (FERNÁNDEZ; PALLÁS-ARENY, 1999; PALLAS-ARENY; COLOMINAS, 1989; SANTOPIETRO, 1977). Para um mesmo paciente a impedância apresenta variações dependendo da zona do corpo onde seja aplicado o eletrodo, do tempo transcorrido desde sua aplicação, da composição do eletrólito e do estado da epiderme e sua preparação (FERNANDEZ; PALLAS-ARENY, 1992).

### 3.3 Fontes de ruídos no ECG

As principais fontes de ruídos no ECG podem ser separadas em ruídos de alta frequência (AF), e ruídos de baixa frequência (BF), leve-se em conta que a referência de alta o baixa frequência esta relacionada aos limites do espectro do sinal de ECG (WEBSTER, 1978).

Eles são (FRIESEN *et al.*, 1990):

- Ruído gerado pela rede de energia elétrica, AF.
- Ruído gerado pelo mau contato dos eletrodos, BF.
- Ruído gerado pelo movimento, BF.
- Ruído gerado pela contração dos músculos (eletromiograma, EMG), AF.
- Flutuações da linha base devidas à respiração, BF.
- Ruído de instrumentação gerado pelo sistema de aquisição do ECG, BF e AF.
- Ruído eletrocirúrgico, gerados pelos bisturis eletrônicos, AF.

No presente trabalho o foco fundamental serão os ruídos de baixas frequências.

#### 3.3.1 Ruído gerado pela rede de energia elétrica

Este ruído tem uma componente espectral fundamental de 60 Hz (na América) ou 50 Hz (na Europa) e harmônicos. Pode ser modelado como uma senoide ou uma combinação de senoides. A amplitude pode chegar a ser até 50 por cento do valor de amplitude pico a pico do ECG (FRIESEN *et al.*, 1990).

### 3.3.2 Ruído gerado pelo mau contato dos eletrodos

Durante a aquisição de um registro de ECG este ruído se apresenta caso o eletrodo esteja separado da pele ou se a comunicação entre o eletrodo e o sistema de aquisição seja interrompida (FRIESEN *et al.*, 1990).

### 3.3.3 Ruído gerado pelo movimento

Apresentam-se como transições ou flutuações na linha base geradas por mudanças na impedância eléctrodo-pele (vide Figura 20) devidos ao movimento do indivíduo. A amplitude pode ser de 500 por cento do valor de amplitude pico a pico do ECG, e a duração encontra-se entre 100 e 500 ms (FRIESEN *et al.*, 1990).

### 3.3.4 Ruído gerado pela contração dos músculos

A origem são os potenciais de ação associados à atividade dos músculos esqueléticos. As contrações musculares provocam ruídos na faixa de micro volts que são incrementados pelos amplificadores de instrumentação do sistema. Os sinais resultantes das contrações musculares podem ser considerados como ruído gaussiano de média zero (FRIESEN *et al.*, 1990). Este ruído tem uma amplitude até 10 por cento da amplitude pico a pico do ECG e frequências desde 0 até 1000 Hz (NETO, 2012).

### 3.3.5 Flutuações da linha base devidas à respiração

As FLB devidas à respiração são variações do potencial de contato dos eletrodos geradas pela respiração do indivíduo durante a aquisição do ECG. A amplitude pode chegar até o 150 por cento da amplitude pico a pico do ECG e frequências desde 0,15 até 0,30 Hz para este tipo de FLB com o paciente em repouso. Em provas de esforço pode chegar até 1 Hz (FRIESEN *et al.*, 1990).

### 3.3.6 Ruído de instrumentação gerado pelo sistema de aquisição do ECG

Este ruído é gerado pelo próprio sistema de aquisição, sobretudo nos amplificadores de biopotenciais. Os valores da densidade espectral do ruído dependerão dos parâmetros de ruído dos componentes usados (resistores, capacitores, amplificadores, etc.), dos valores dos resistores, da margem de frequências consideradas, da faixa de temperatura de trabalho do circuito, entre outros fatores. É importante saber que a partir de certos níveis de ruído a resolução efetiva do conversor analógico digital do sistema diminui (NETO, 2012; PALLÁS-ARENY; WEBSTER, 1999).

### 3.3.7 Ruído eletrocirúrgico

O ruído eletrocirúrgico é gerado pelos bisturis eletrônicos, é muito forte e destrói por completo o sinal de ECG. A amplitude é da ordem de 200 por cento da amplitude

pico a pico do ECG, a faixa de frequências vai desde 100 kHz até 1 MHz e sua duração está entre 1 e 10 segundos (FRIESEN *et al.*, 1990).

### 3.4 Considerações sobre a eliminação de ruídos no ECG em baixas frequências

A *American Heart Association* (AHA) (KLIGFIELD *et al.*, 2007) tem estabelecido um conjunto de normativas para o processo de eliminação das FLB, as quais são explicadas a seguir.

O limite inferior do conteúdo espectral do ECG é estabelecido levando em conta a frequência cardíaca ( $f_{ca}$ ) em batimentos por minuto (bpm) dividida por 60 (segundos por minuto) (KLIGFIELD *et al.*, 2007). Geralmente, é improvável uma  $f_{ca} \leq 0,5$  Hz (30 bpm). Uma  $f_{ca}$  menor que 0,67 Hz (40 bpm) é também pouco frequente na prática. Entretanto, a filtragem analógica *anti-aliasing* a 0,5 Hz provoca uma distorção considerável no nível do segmento ST do ECG (PILIA *et al.*, 2015) e na onda T (SEISDEDOS; NETO, 2014). Essa distorção resulta da não linearidade de fase que ocorre em segmentos do sinal de ECG onde o conteúdo espectral e a amplitude da onda mudam abruptamente, por exemplo, na união do final do complexo QRS e o segmento ST. A filtragem digital bidirecional permite aumentar a frequência de corte do filtro passa-altas sem introduzir distorção de fase, mas é aplicável apenas aos sinais ECG armazenados num computador. Nos sinais adquiridos em tempo real essa filtragem só é possível inserindo-se um atraso no processamento.

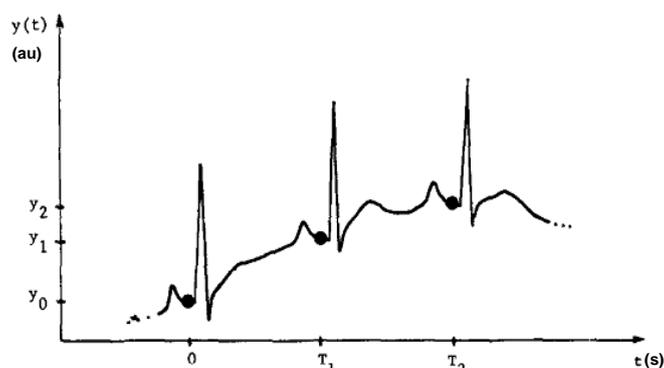
A AHA recomendou, em 1990, que a frequência de corte do filtro passa-altas analógico fosse de 0,05 Hz para reduzir a distorção do segmento ST (útil para o diagnóstico da isquemia miocárdica) e que poderia ser estendida a 0,67 Hz para filtros digitais lineares

sem distorção de fase. Estas recomendações foram ratificadas em 2007 (KLIGFIELD *et al.*, 2007) para o ECG padrão de 12 derivações e continuam vigentes.

### 3.5 Fundamentação teórica de alguns dos métodos utilizados para a eliminação de FLB

#### 3.5.1 Interpolação usando *splines* cúbicos

As splines são curvas diferenciáveis definidas em trechos usando polinômios. Nos problemas de interpolação são muito utilizadas porque os resultados são bons e só é requerido o uso de polinômios de baixo grau, o que evita oscilações (HILDEBRAND, 1987; KINCAID *et al.*, 1994). Para a explicação deste método de interpolação vamos auxiliar da Figura 21.



**Figura 21: ECG típico com os pontos PR identificados.**  
Fonte (MEYER; KEISER, 1977).

No intervalo  $[0, T_1]$  veja Figura 21 uma curva,  $y(t)$ , pode ser calculada usando um polinômio cúbico do tipo veja Equação 9:

$$y(t) = y'''(0)t^3/6 + y''(0)t^2/2 + y'(0)t + y(0) \quad (9)$$

$$y(0) = y_0 ; y'(0) = y'_0 \quad y'(T_1) = (y_2 - y_0) / T_2 ; \quad (9a)$$

$$y'''(0) = \frac{12(y_0 - y_1)}{T_1^3} + \frac{6\left(y'_0 + \frac{(y_2 - y_0)}{T_2}\right)}{T_1^2} ; \quad (9b)$$

$$y''(0) = \frac{-6(y_0 - y_1)}{T_1^2} - \frac{2\left(2y'_0 + \frac{(y_2 - y_0)}{T_2}\right)}{T_1} ; \quad (9c)$$

em que:

$t$ : variável tempo;

$y(t)$ : função a ser interpolada no instante  $t$ ;

$y'(t)$ ,  $y''(t)$  e  $y'''(t)$ : derivadas de primeira, segunda e terceira ordem da função

$y(t)$ , respectivamente.

A Equação (9) corresponde aos quatro primeiros termos da serie de McLaurin, onde as derivadas de ordem 4 e superiores são zero. Usando a Equação (9) e convertendo a sistema de equações de estado é obtido o seguinte:

$$\begin{aligned} y(t) &= y'''(0)t^3/6 + y''(0)t^2/2 + y'(0)t + y(0) \\ y'(t) &= y'''(0)t^2/2 + y''(0)t + y'(0) \\ y''(t) &= y'''(0)t + y''(0) \\ y'''(t) &= y'''(0) \end{aligned} \quad (10)$$

Em notação de matrizes:

$$\begin{pmatrix} y(t) \\ y'(t) \\ y''(t) \\ y'''(t) \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 & t & t^2/2 & t^3/6 \\ 0 & 1 & t & t^2/2 \\ 0 & 0 & 1 & t \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} y(0) \\ y'(0) \\ y''(0) \\ y'''(0) \end{pmatrix} \quad (11)$$

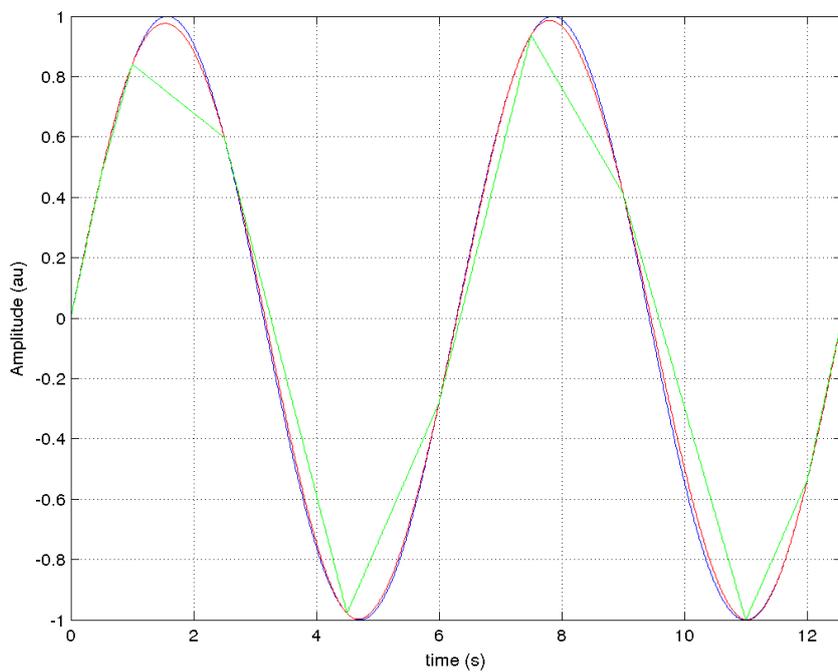
Fazendo  $t$  igual a um intervalo de amostragem  $t = N + 1$ , obtemos:

$$\begin{pmatrix} y(N + 1) \\ y'(N + 1) \\ y''(N + 1) \\ y'''(N + 1) \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 & 1 & 1/2 & 1/6 \\ 0 & 1 & 1 & 1/2 \\ 0 & 0 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} y(N) \\ y'(N) \\ y''(N) \\ y'''(N) \end{pmatrix} \quad (12)$$

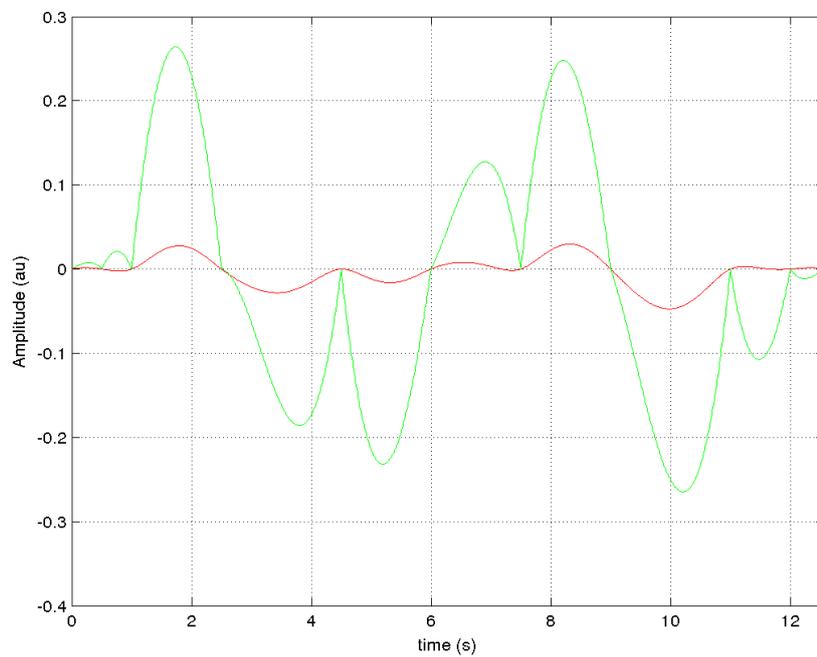
em que:

$N$  valor da amostra.

A Figura 22 mostra o desempenho do algoritmo que implementa a técnica *splines* cúbicos interpolando um sinal senoidal. Para fins de comparação apresenta-se também o sinal senoidal interpolado através da interpolação linear. Na Figura 23 pode-se observar o erro das referidas técnicas de interpolação.



**Figura 22: Desempenho das interpolações: linha azul senoide original, linha vermelha interpolação usando *splines*, linha verde interpolação linear.**



**Figura 23: Erro decorrente de cada técnica de interpolação: linha vermelha, interpolação com *splines*; linha verde, interpolação linear.**

Para a eliminação das FLB usando a técnica baseada em *splines* cúbicos são detectados pontos dos segmentos isoeletricos PR no ECG (66 ms aproximadamente antes do ponto R); é gerado um sinal mediante a interpolação com *splines* cúbicos usando os pontos detectados no segmento PR o qual é uma estimativa das FLB. O sinal com a FLB estimada é subtraído do sinal de ECG obtendo-se como resultado um sinal de ECG com as FLB reduzidas (MEYER; KEISER, 1977).

### 3.5.2 Filtro de média móvel

O filtro de média móvel é um tipo de filtro que trabalha no domínio do tempo e que tem a vantagem de ser menos custoso computacionalmente que os filtros clássicos e o ajuste de parâmetros são relativamente mais simples.

A operação é definida na Equação (13):

$$y_n = \bar{x} = \frac{1}{m} \sum_{i=-r}^r x_{n-i} \quad r+1 \leq n \leq N-r \quad (13)$$

em que:

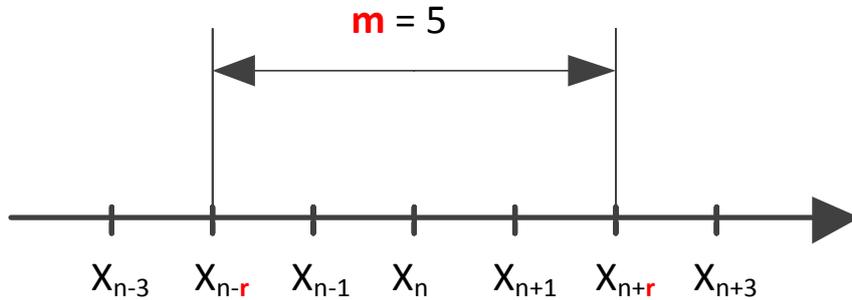
$N$ : é a quantidade de amostras do sinal

$n$ : é o número da amostra atual

$m$ : é a quantidade total de amostras utilizadas na iteração do algoritmo, deve ser um número ímpar.

$r$ : é obtido a partir da relação  $r = (m - 1) / 2$ .

A técnica é mostrada na Figura 24 com  $m = 5$  com  $r = 2$ .



**Figura 24: Operação do filtro de média móvel, centrado na amostra  $n$  com  $m = 5$  e  $r = 2$ .**

Como é evidente, a média está em função do tempo e  $2r$  pontos são perdidos durante o processo (os  $r$  iniciais e os  $r$  finais). Para determinar as características no domínio da frequência é preciso encontrar a transformada  $Z$  da Equação (13),  $H(z)$ , a qual é apresentada na Equação (14).

$$H(z) = \frac{1}{m} \sum_{i=-r}^r z^{-i} \quad (14)$$

A implementação recursiva é mostrada na Equação (15):

$$mH(z) = z^r \frac{1 - z^{-(2r+1)}}{1 - z^{-1}} = \frac{z^m - 1}{z^r(z - 1)} \quad (15)$$

A presença de zeros não cancelados na circunferência unitária nos ângulos  $\theta = \omega T = \frac{2k\pi}{m}$ ,  $k = 1, 2, \dots, m - 1$  (onde  $T$  é o período de amostragem) indica que a resposta vai a zero nas frequências  $\omega = 2k\pi/(mT) = k\omega_s/m$ , o qual é a banda de

parada. Fazendo  $z = e^{i\omega T}$  na Equação (11) obtém-se a resposta à frequência descrita na Equação (16).

$$H(j\omega T) = \frac{1}{m} \frac{\sin \frac{m\omega T}{2}}{\sin \frac{\omega T}{2}} \quad (16)$$

O gráfico de  $H(j\omega T)$  é uma função *Sinc* (vide Figura 25). O filtro de média móvel pode ser considerado um filtro passa-baixas com frequência de corte  $\omega_c = \omega_s/2m$ .

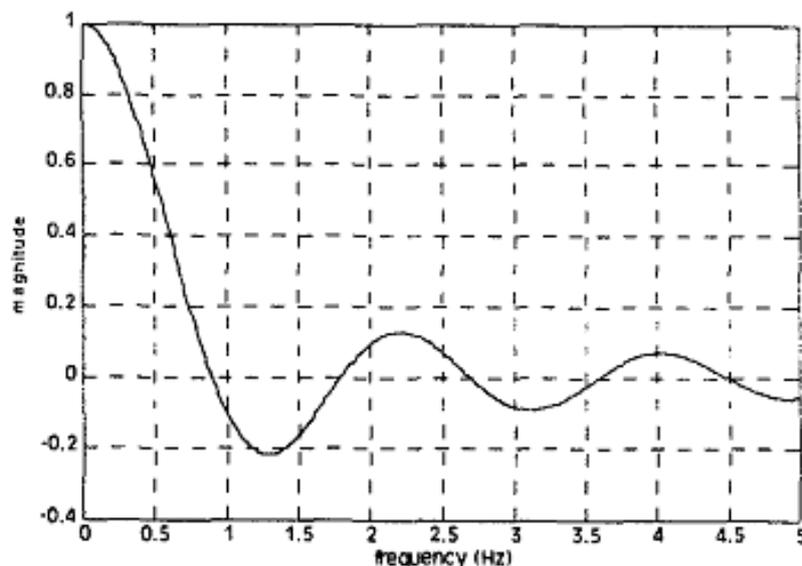


Figura 25: Função de transferência  $H(j\omega T)$  do filtro de média móvel.  
Fonte (CANAN et al., 1997).

Para a eliminação das FLB o sinal de ECG é filtrado com o filtro de média móvel obtendo-se um sinal que é uma estimativa das FLB, o qual é subtraído do sinal de ECG inicial. O resultado é um sinal de ECG com as FLB reduzidas (CANAN et al., 1997).

### 3.5.3 Análise de componentes independentes

A análise de componentes independentes foi originalmente desenvolvida para solucionar o problema *cocktail-party*. Numa sala com  $n$  pessoas falando e que tem  $n$  microfones espalhados gravando, o problema é estimar o sinal de voz gerado por cada falante usando somente os sinais gravados com os microfones.

Para definir ICA, é assumido que são observadas  $n$  misturas  $x_1, \dots, x_n$  de  $n$  componentes independentes  $s_1, \dots, s_n$  (HYVÄRINEN; OJA, 2000):

$$x_j = a_{j1}s_1 + a_{j2}s_2 + \dots + a_{jn}s_n, \quad \text{para todo } j \quad (17)$$

É assumido também que cada valor de mistura  $x_j$  e cada componente independente  $s_k$  são variáveis aleatórias e que os elementos de  $s_k$  são estatisticamente independentes e todos eles tem distribuições de densidade de probabilidade não gaussianas.

Usando notação de matrizes a Equação (17) pode ser reescrita como:

$$\mathbf{X} = \mathbf{A}\mathbf{S} \quad (18)$$

em que  $\mathbf{A}$  é chamada matriz de mistura,  $\mathbf{X}$  é o vector onde os elementos são as misturas  $x_1, \dots, x_n$  e  $\mathbf{S}$  é o vector com os elementos  $s_1, \dots, s_n$ .

O algoritmo ICA faz uma estimativa da matriz de mistura  $\mathbf{A}$  e calculando a inversa de  $\mathbf{A}$  é obtida a matriz de separação. Usando a Equação (19) pode-se obter uma estimativa de cada uma das fontes, também chamadas componentes independentes.

$$S = WX \quad (19)$$

Existem várias implementações para ICA e segundo (LEACH, 2002) elas podem ser divididas em duas categorias. A primeira está baseada em cálculos em lote para minimizar ou maximizar a função de critério relevante. A segunda inclui os algoritmos que estão baseados em gradiente estocástico.

Para a eliminação das FLB usando a técnica ICA a partir de um único sinal de ECG são gerados vários sinais os quais são versões do sinal original com diferentes atrasos de grupo (LEE et al., 2004). Barari e Ayatollahi em (2006) geram 60 sinais com demoras entre 11 y 20 amostras a partir de um sinal de ECG, nesse conjunto é aplicado o algoritmo *FastICA* (HYVÄRINEN, 1999), assim é obtido um conjunto de 60 sinais que o algoritmo classifica como componentes independentes do sinal de ECG. As componentes independentes correspondentes às FLB são detectadas de forma automática usando a curtose (vide Equação 7) pois as FLB tem curtose negativa (DELORME et al., 2001). Zerando as filas da matriz de componentes independentes que foram identificadas como FLB é obtida uma nova matriz de componentes independentes  $S'$  e mediante o cálculo de matrizes representado na Equação 8 pode ser obtido o sinal de ECG com as FLB reduzidas.

#### 3.5.4 Decomposição em modos empíricos (EMD)

A EMD é uma técnica relativamente moderna proposta em (HUANG, NORDEN E *et al.*, 1998) como uma ferramenta para a decomposição de sinais adaptativamente numa coleção de sinais de diferentes faixas de frequências. Os métodos tradicionais

como a transformada de Fourier ou *Wavelet* precisam de funções básicas predefinidas para a representação do sinal. A EMD está baseada num mecanismo totalmente orientado a dados que não requerem uma base conhecida *a priori*. É apropriada para sinais não lineares e não estacionários.

O objetivo da EMD é decompor o sinal numa somatória de funções de modo intrínseco (FMI). As FMI são definidas como funções com igual número de extremos e cruzamentos por zero, definidas por todos os mínimos e máximos locais sendo simétricas com respeito a zero. Uma FMI representa um modo oscilatório simples, sua contraparte na análise de Fourier seria um harmônico simples.

Dado um sinal  $x(t)$ , o início do método EMD corresponde à identificação de todos os máximos e mínimos locais. Todos os máximos locais são conectados utilizando o método de interpolação baseado em *splines* cúbicos, a curva resultante é chamada  $e_u(t)$ . Do mesmo modo é feito com os mínimos locais e a curva resultante é chamada  $e_l(t)$ . A média desses sinais é calculada  $m_1(t) = [e_u(t) + e_l(t)]/2$  e é subtraída do sinal  $x(t)$ , assim a primeira proto-FMI  $h_1(t)$  é obtida, vide Equação (20):

$$h_1(t) = x(t) - m_1(t) \quad (20)$$

O procedimento descrito anteriormente é chamado peneiramento. Se  $h_1(t)$  contém múltiplos extremos entre os cruzamentos por zero, o processo de peneiramento é repetido até obter a primeira FMI,  $c_1(t)$ , a qual satisfaz as condições para as FMI. Normalmente é usado algum critério de parada para encerrar o processo de peneiramento, um dos mais usados é a soma da diferença (SD), vide Equação (21) (HUANG, NE; ATTOH-OKINE, 2005).

$$SD = \sum_{t=0}^T \frac{|h_{k-1}(t) - h_k(t)|^2}{h_{k-1}^2(t)} \quad (21)$$

Quando a SD é menor que um limiar estabelecido, a primeira FMI  $c_1(t)$  é obtida, vide Equação (22)

$$r_1(t) = x(t) - c_1(t) \quad (22)$$

em que:

$r_1(t)$  é o primeiro resíduo obtido.

Observe que o resíduo  $r_1(t)$  ainda contém informação útil, ele pode ser considerado como um novo sinal. Dessa forma, aplica-se o procedimento descrito anteriormente para obter novas FMI conforme a Equação (23).

$$r_2(t) = r_1(t) - c_2(t) \dots \text{ até } r_N(t) = r_{N-1}(t) - c_N(t) \quad (23)$$

O processo termina quando o resíduo  $r_N(t)$  se iguala a uma constante, a uma função monotônica ou a uma função com um só extremo. Combinando as Equações (22) e (23) pode-se obter a EMD do sinal original:

$$x(t) = \sum_{n=1}^N c_n(t) + r_N(t) \quad (24)$$

O resultado da EMD produz  $N$  FMIs e o resíduo. Normalmente  $c_n(t)$  é chamada a FMI de ordem  $n$ . As FMIs de ordem menor contêm os modos de oscilação mais rápidos, enquanto as FMIs de ordem maior representam os modos de oscilação mais lentos.

Segundo (BLANCO-VELASCO et al., 2008) para eliminar as FLB no sinal de ECG é aplicado o algoritmo de EMD. Nas 5 FMI de ordem superior é aplicada uma filtragem passa altas tipo IIR com frequência de corte de 0,6 Hz. As 5 FMI resultantes após a filtragem substituem as 5 FMI a partir das quais foram geradas e reconstrói-se o sinal obtendo-se um sinal de ECG com as FLB reduzidas.

### 3.5.5 Transformada *Wavelet*

A Transformada *Wavelet* (TW) é uma ferramenta para a análise de sinais similar à Transformada de Fourier. A TW pode fornecer informação temporal e de frequência de forma quase simultânea. Segundo o princípio de incerteza de Heisenberg existem limitações com a resolução no tempo e na frequência, mas é possível realizar uma análise usando a TW que possibilita examinar o sinal em distintas frequências com diferentes resoluções. A TW tem alta resolução temporal e baixa em frequência para eventos de alta frequência e vice-versa para eventos de baixa frequência (MALLAT, 2008).

A TW está formada basicamente por dois tipos de funções: as funções de escala  $\phi(t)$  e as funções da *Wavelet* mãe  $\psi(t)$ . As funções de escala dilatadas num fator de escala  $2^i$  são deslocadas de um fator de escala direto de translação  $k$ , vide Equação (25).

$$\phi_{i,k}(t) = 2^{-i/2}\phi(2^{-i}t - k) \quad (25)$$

As funções de escala básicas  $\phi(t)$  que são usadas satisfazem a condição de ortogonalidade de maneira que, os deslocamentos discretos  $\phi(t - k)$  com  $k \in \mathbb{Z}$ , formam um conjunto ortonormal.

A função da *Wavelet* mãe é dilatada e deslocada conforme:

$$\psi_{i,k}(t) = 2^{-i/2}\psi(2^{-i}t - k) \quad (26)$$

A função  $\psi(t)$  tem que satisfazer a dois critérios, conforme as Equações. (27) e (28). O primeiro é que o seu limite quando  $t$  tende ao infinito tem que ser 0:

$$\lim_{t \rightarrow \infty} |\psi(t)| = 0 \quad (27)$$

O segundo critério é:

$$\int_{-\infty}^{+\infty} \psi(t) dt = 0 \quad (28)$$

A Transformada *Wavelet* de uma função  $f(t)$  é a decomposição de  $f(t)$  num conjunto de funções  $\psi_{s,\tau}(t)$ , que formam uma base. Sua definição se mostra a seguir:

$$W_f(s, \tau) = \int f(t)\psi_{s,\tau}(t) dt \quad (29)$$

As *Wavelets* são geradas a partir do deslocamento e mudança de escala da função *Wavelet* mãe e são definidas da seguinte forma:

$$\psi_{s,\tau}(t) = \frac{1}{\sqrt{s}} \psi\left(\frac{t-\tau}{s}\right) \quad (30)$$

em que:

$s$  é o fator de escala

$\tau$  é o fator de deslocamento.

A função  $f(t)$  pode ser reconstruída a partir dos coeficientes *Wavelet* discretos

$W_j(s, \tau)$ :

$$f(t) = \sum_s \sum_\tau W_f(s, \tau) \psi_{s,\tau}(t) \quad (31)$$

A Transformada *Wavelet* Discreta (DWT, do inglês *Discrete Wavelet Transform*) é derivada da Equação (29) e é usada para funções discretas (vide Equação 32).

$$x(n) = D_{2j}[x(n)] + A_{2j}[x(n)] \quad (32)$$

em que:  $D_{2j}[x(n)]$  é o detalhe da função no nível  $j$  e  $A_{2j}[x(n)]$  é a aproximação da função no nível  $j$ , vide as suas definições nas Equações. (33) e (34).

$$D_2[x(n)] = \sum_k d_{2j}(j)\psi_{2j}(n - 2^j k) \quad (33)$$

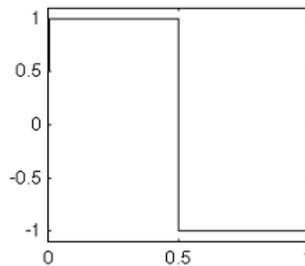
$$A_2[x(n)] = \sum_k a_{2j}(j)\phi_{2j}(n - 2^j k) \quad (34)$$

em que:

$k$  é o número do coeficiente *Wavelet*.

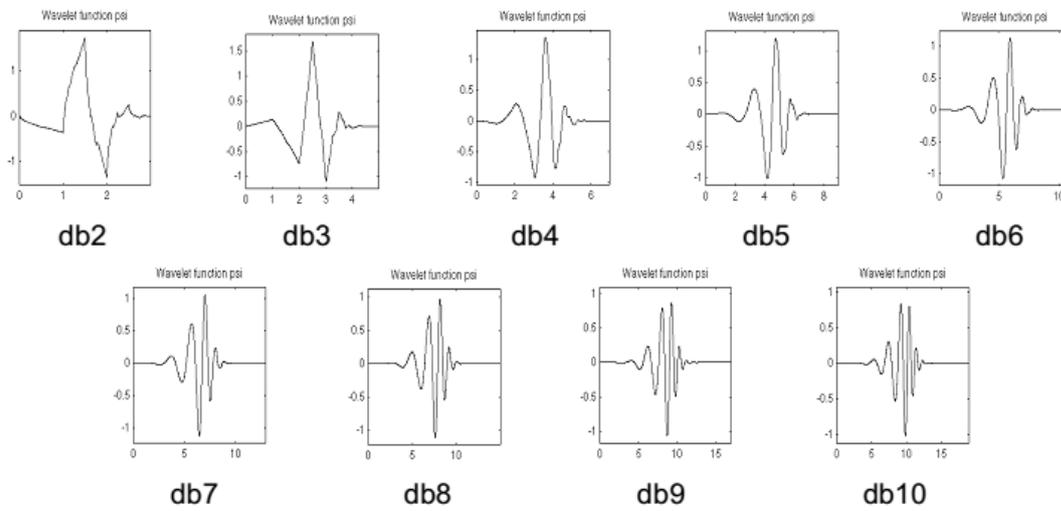
Para a análise de sinais usando TW é muito importante escolher corretamente a *Wavelet* mãe. A seguir são descritas algumas das *Wavelets* mãe mais usadas.

*Wavelet* mãe *Haar*: foi a primeira *Wavelet* mãe utilizada, é muito simples, vide Figura 26.



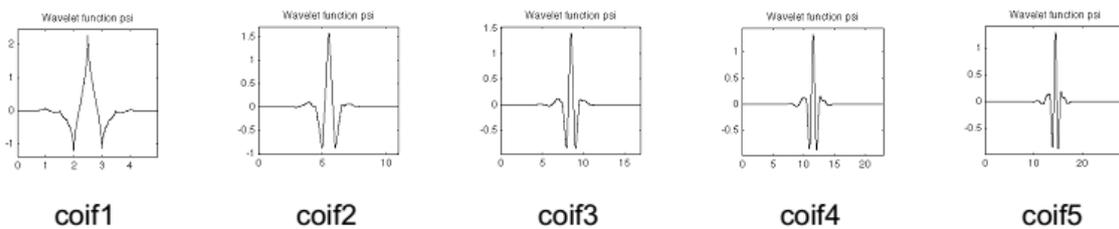
**Figura 26: Wavelet mãe Haar.**  
Fonte (MISITI *et al.*, 1997).

*Wavelets* mãe *Daubechies*: são uma família de *Wavelets* mãe criadas por Ingrid Daubechies, uma das grandes pesquisadoras na área. Os nomes destas *Wavelets* mãe têm a forma  $dbN$  onde  $N$  é a ordem, a  $db1$  é a mesma que a *Wavelet* mãe de *Haar*, vide Figura 27.



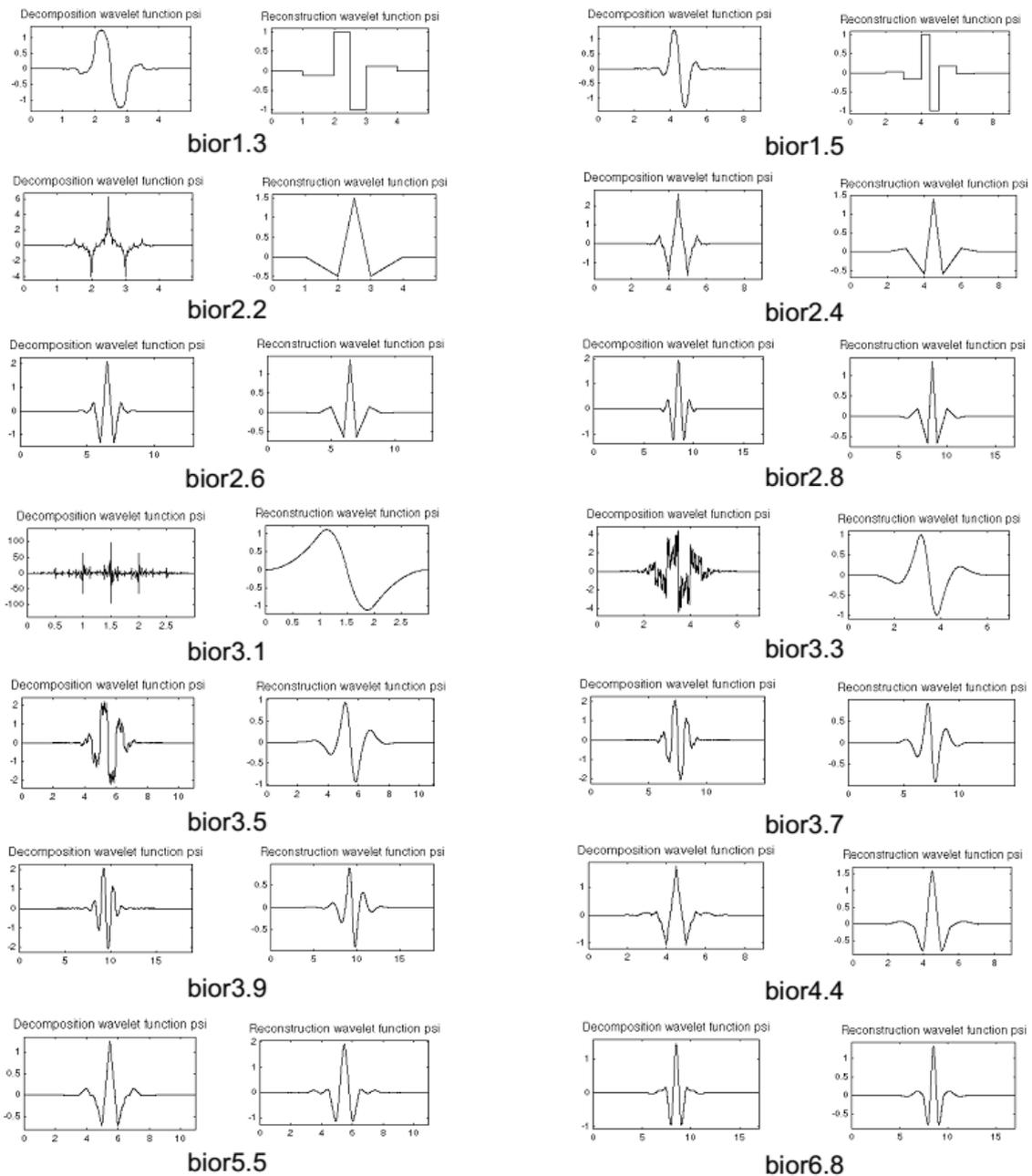
**Figura 27: Wavelets mãe Daubechies.**  
**Fonte (MISITI et al., 1997).**

*Wavelets* mãe *Coiflets*: Foram também criadas por Ingrid Daubechies por pedido do Ronald Coifman. As funções *Wavelets* têm  $2N$  momentos iguais a 0 e as funções de escala têm  $2N-1$ , vide Figura 28.



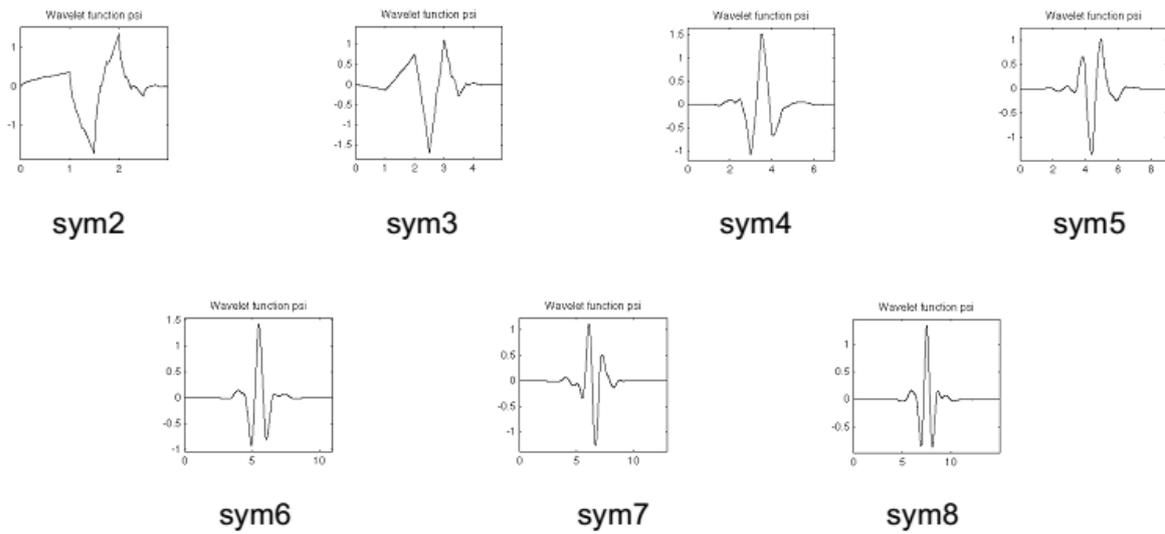
**Figura 28: Wavelets mãe Coiflets.**  
**Fonte (MISITI et al., 1997)**

*Wavelets* mãe *Biorthogonal*: Esta família tem a propriedade de ter a fase linear, característica desejada nas aplicações que envolvem sinais e imagens. É utilizada uma *Wavelet* mãe para a decomposição e outra para a composição, vide Figura 29.



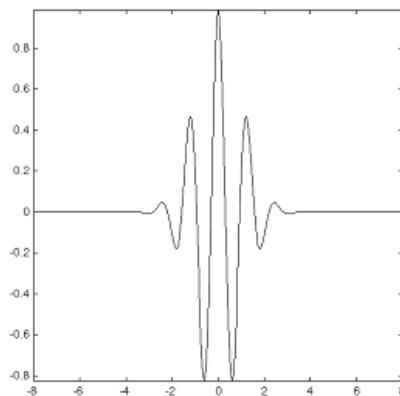
**Figura 29: Wavelets mãe Biorthogonal**  
**Fonte (MISITI et al., 1997).**

*Wavelets* mãe *Symlets*: São *wavelets* quase simétricas criadas por Ingrid Daubechies como uma modificação da família *db*. As propriedades das duas famílias são similares, vide Figura 30.



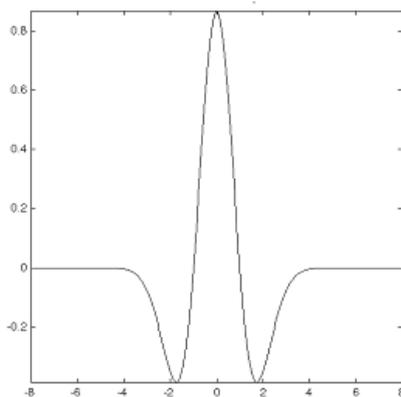
**Figura 30: Wavelets mãe Symlets.**  
**Fonte (MISITI et al., 1997).**

*Wavelet mãe Morlet:* Essa *Wavelet* não tem função de escala. Também foi criada por Ingrid Daubechies, vide Figura 31.



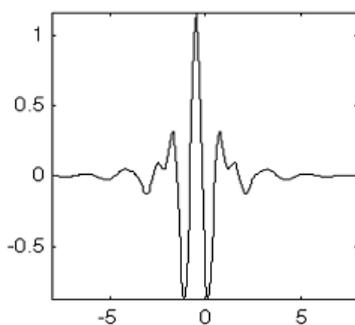
**Figura 31: Wavelet mãe Morlet.**  
**Fonte (MISITI et al., 1997)**

*Wavelet mãe Mexican Hat:* Esta *Wavelet* mãe não tem função de escala, é proporcional à segunda derivada da função de densidade Gaussiana, vide Figura 32.



**Figura 32: Wavelet mãe Mexican Hat**  
Fonte (MISITI *et al.*, 1997)

*Wavelet* mãe Meyer: Esta função *Wavelet* mãe e sua função de escala estão definidas no domínio da frequência, vide Figura 33.



**Figura 33: Wavelet mãe Meyer**  
Fonte (MISITI *et al.*, 1997).

Para a eliminação das FLB utilizando filtragem *Wavelet* a decomposição é feita em vários níveis (sempre no coeficiente de aproximação) até chegar à faixa de frequência das FLB (0 – 0,67 Hz segundo a AHA) onde os coeficientes *wavelet* são zerados para que após a recomposição do sinal de ECG as FLB estejam reduzidas.

### 3.6 Métricas de similaridade

Nesta seção serão abordadas as métricas de similaridade que vão ser utilizadas neste trabalho, elas foram cuidadosamente selecionadas devido ao fato de que é desejado saber quanto cada um dos métodos para a eliminação das FLB distorce o sinal e em especial quanto são distorcidos os pontos clinicamente críticos já definidos com anterioridade neste documento.

Muita da documentação científica utilizam as métricas que serão abordadas a seguir:

**Erro quadrático médio** (MSE, do Inglês *Mean Square Error*) é um estimador que mede a média dos erros ao quadrado, explicado de outra forma é a diferença ao quadrado entre o estimador e o estimado. Esta métrica é uma das mais usadas para avaliar a similaridade entre 2 sinais (KUMAR et al., 2015).

**Correlação cruzada** (CC) é uma medida de similaridade muito utilizada na teoria de sinais para achar características relevantes num sinal desconhecido a partir de outro sinal conhecido (KUMAR et al., 2015).

**Relação sinal – ruído** (SNR, do inglês *Signal to Noise Ratio*) é uma métrica usada principalmente em telecomunicações; fazendo uns pequenos ajustes matemáticos pode ser usada como métrica de similaridade e quanto maior seja o resultado maior a similaridade dos sinais.

Estas métricas utilizam o calculo da média, mediana ou alguma outra medida de tendência central do erro, o que pode levar ao erro de considerar um método bom (em média), porém nos pontos clinicamente críticos a distorção poderia ser considerável (WANG; BOVIK, 2009). No caso da relação sinal – ruído, é preciso o uso de filtragem

para separar o ruído, isto pode introduzir uma distorção, fazendo com que esta medida não seja confiável para nossos experimentos.

As métricas escolhidas foram:

- Distância máxima absoluta.
- Somatório do quadrado das distâncias.
- Por cento da diferença do erro médio quadrático.

Elas são muito utilizadas para medir a distorção gerada por algoritmos de compressão de sinais de ECG e não envolvem cálculos de medidas de tendência central.

É bom clarificar que quanto maior seja o valor das métricas, maior é a diferença entre os sinais, por tanto maior é a distorção do sinal obtido depois da eliminação das FLB.

### 3.6.1 Distância máxima absoluta

Uma das métricas similaridade (ou distorção segundo seja interpretado) mais utilizadas para determinar a qualidade da compressão de sinais de ECG é a distância máxima absoluta (MAD, do inglês *Maximum Absolute Distance*) (NYGAARD et al., 2001; TOMPKINS, 1993). Um exemplo do seu uso é na determinação da distorção gerada pelo algoritmo de compressão FAN (DIPERSIO; BARR, 1985).

A métrica MAD é definida pela Equação 35:

$$MAD(s_1, s_2) = \max |s_2(m) - s_1(m)| \quad 1 \leq m \leq r \quad (35)$$

em que:

$s_1$  e  $s_2$ : sinais a serem comparadas.

$m$ : número da amostra atual dos sinais.

$r$ : número máximo de amostras dos sinais  $s_1$  e  $s_2$ .

### 3.6.2 Somatório do quadrado das distâncias

Outra métrica de similaridade muito utilizada é a somatório do quadrado das distâncias (SSD, do inglês *Sum of Square Distances*). Com ela pode ser medido o acumulado do erro e da ideia de que tanto foi distorcido o sinal em toda sua extensão (NYGAARD et al., 2001; TOMPKINS, 1993).

A métrica SSD é definida pela Equação 36:

$$SSD(s_1, s_2) = \sum_{m=1}^r (s_2(m) - s_1(m))^2 \quad (36)$$

em que:

$s_1$  e  $s_2$ : sinais a serem comparadas.

$m$ : número da amostra atual dos sinais.

$r$ : número máximo de amostras dos sinais  $s_1$  e  $s_2$ .

### 3.6.3 Percentagem da diferença do erro médio quadrático

Para avaliar a distorção dos compressores de ECG ou, dito de outra forma, quanto é similar o sinal comprimido com o sinal original uma das métricas mais utilizadas é o por cento da diferença do erro médio quadrático (PRD, do inglês *Percentage Root-Mean-Square Difference*) (NYGAARD et al., 2001; TOMPKINS, 1993).

A métrica PRD é definida pela Equação 37:

$$PRD(s1, s2) = \sqrt{\frac{\sum_{m=1}^r (s2(m) - s1(m))^2}{\sum_{m=1}^r (s2(m) - \bar{s1})^2}} \times 100\% \quad (37)$$

em que:

s1 e s2: sinais a serem comparadas.

m: número da amostra atual dos sinais.

r: número máximo de amostras dos sinais s1 e s2.

## 4 MATERIAIS E MÉTODOS

Nesta seção serão descritos os passos metodológicos do presente trabalho que visa caracterizar e realizar uma análise comparativa dos diferentes métodos utilizados para eliminação das flutuações de linha base (FLB) em uma mesma base de sinais de Eletrocardiograma (ECG).

O diagrama de blocos a seguir apresentado resume a metodologia adotada.

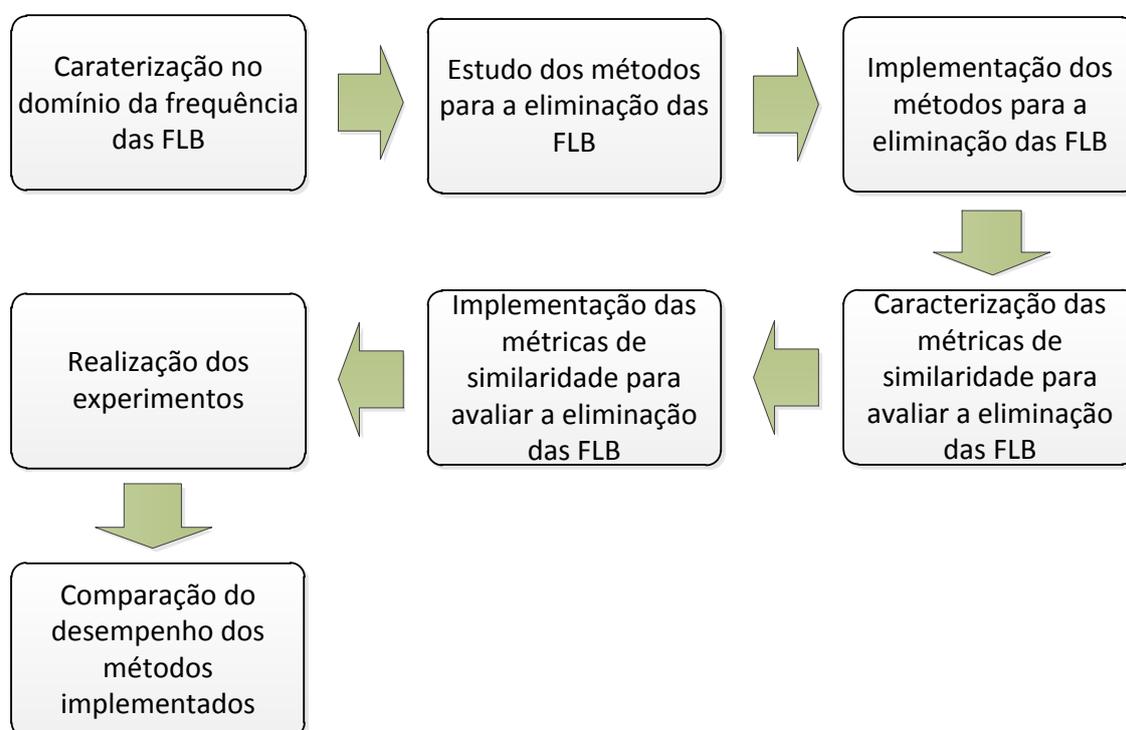
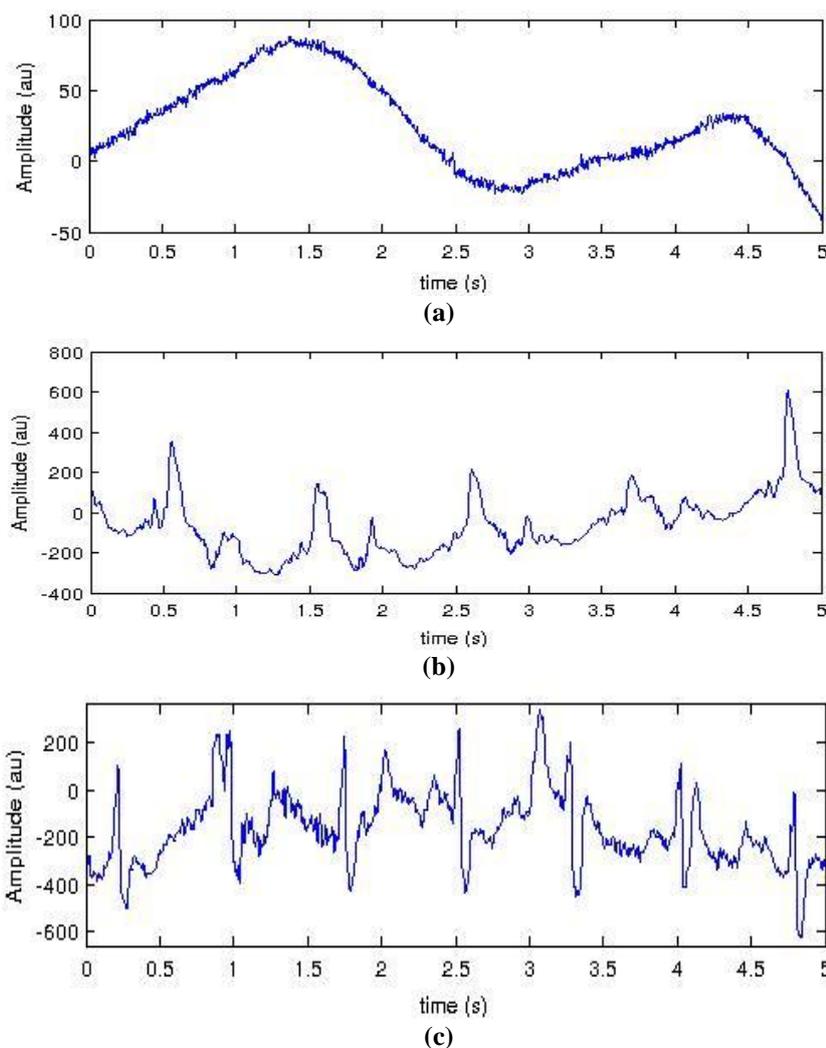


Figura 34: Diagrama em blocos da metodologia adotada.

### 4.1 Materiais

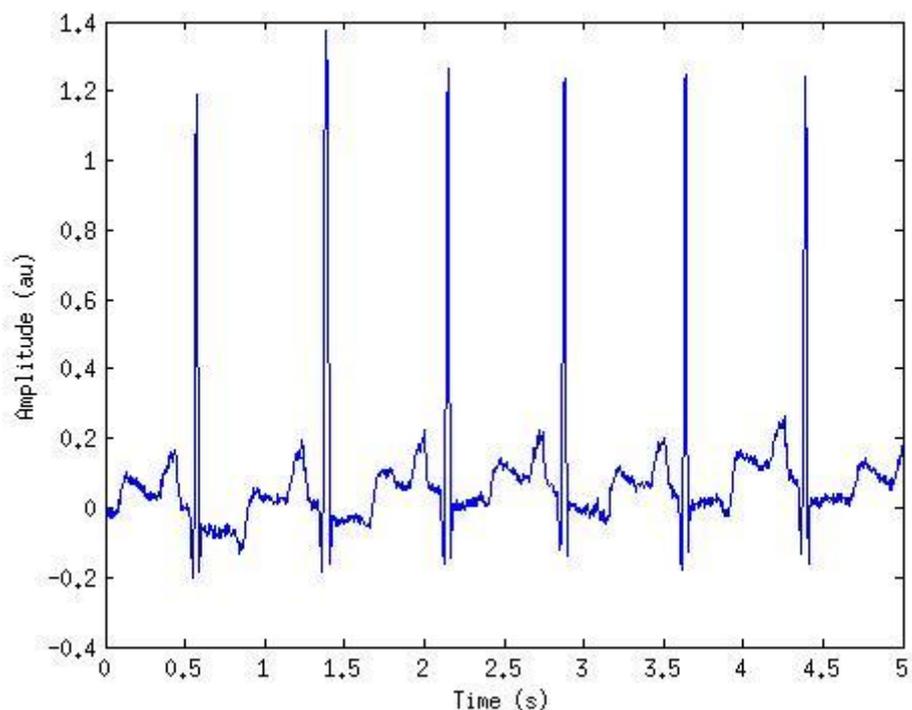
Os sinais utilizados na caraterização espectral pertencem à *MIT-BIH Noise Stress Test Database* (NSTDB) (MOODY et al., 1984) da Physionet (PHYSIOBANK, 2000) a qual inclui 12 registros de ECG de 30 minutos e 3 registros de 30 minutos de ruídos típicos presentes no ECG ambulatorial: flutuações produzidas pela respiração,

artefatos gerados pelo movimento dos eletrodos e ruído eletromiográfico, respectivamente. Os registros de ECG estão contaminados com os registros de ruído e foram misturados de maneira aleatória. Cada registro tem dois canais, no caso dos sinais de ECG o canal 1 é a derivação *modified limb lead II* (MLII) e o canal 2 é o a derivação unipolar V1. A frequência de amostragem dos sinais é de 360 Hz. Os registros ruidosos foram adquiridos durante períodos em que voluntários realizavam provas de esforço físico, através de eletrodos colocados em posições das extremidades onde o ECG não é captado.



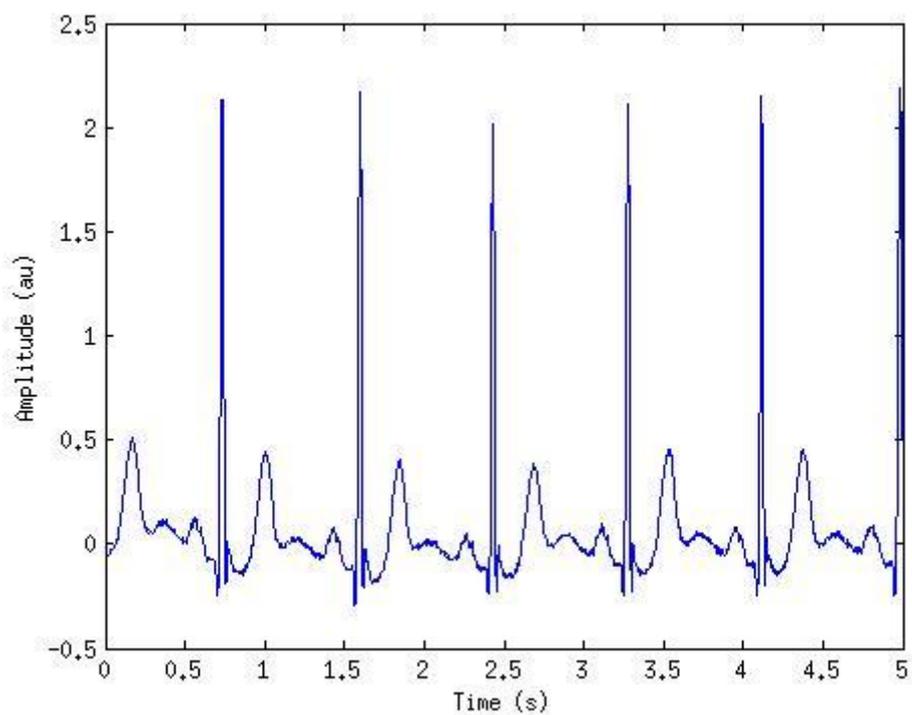
**Figura 35: Segmento de 5 segundos do sinal bioelétrico da NSTD (a) registro “bw” canal 1, FLB produzida pela respiração, (b) registro “em” canal 1, FLB produzida pelos artefatos de movimento de eletrodos, (c) registro “118e12” canal 1, sinal de ECG contaminado com valores de amplitude randômicos dos sinais mostrados em (a) e (b).**

Nos experimentos para a caracterização dos métodos para eliminação das FLB os sinais reais utilizados pertencem à *QT Database* (LAGUNA *et al.*, 1997) da Physionet (PHYSIOBANK, 2000). A base de dados contém 105 registros de 15 minutos e 2 canais de gravações de sinais de ECG ambulatorial, a frequência de amostragem é de 250 Hz. Os registros escolhidos para os experimentos foram 3: sel100m, sel102m e sel116m. Para os experimentos foram utilizados os primeiros 5 minutos do canal 1 de cada registro selecionado. Na Figura 36 são mostrados trechos dos 5 segundos iniciais dos sinais utilizados nos experimentos realizados.

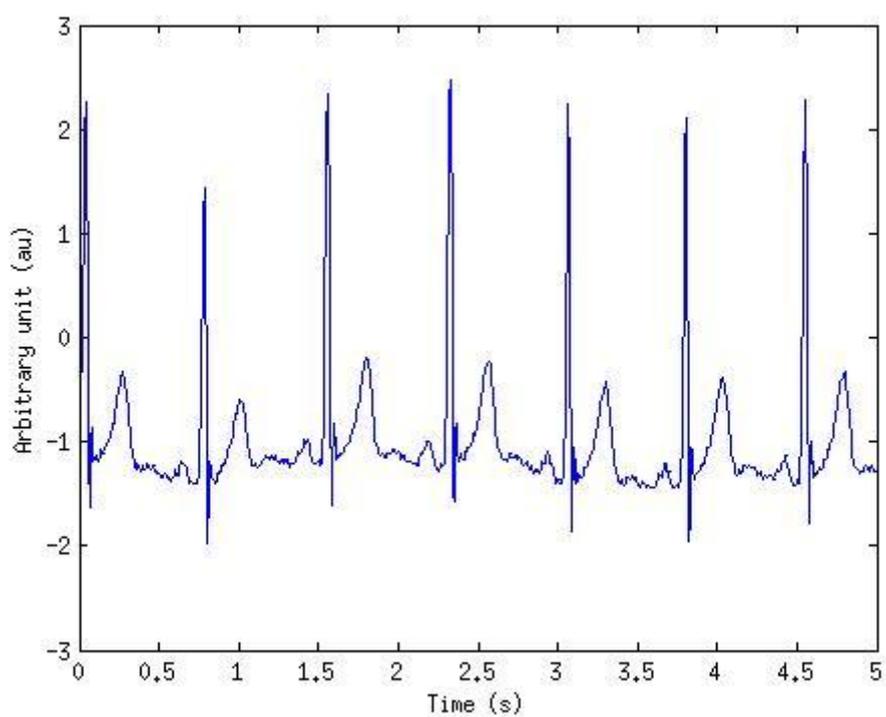


(a)

**Figura 36:** Segmento de 5 segundos dos sinais da *QT Database* utilizados (a) sel100m (b) sel103m (c) sel116m



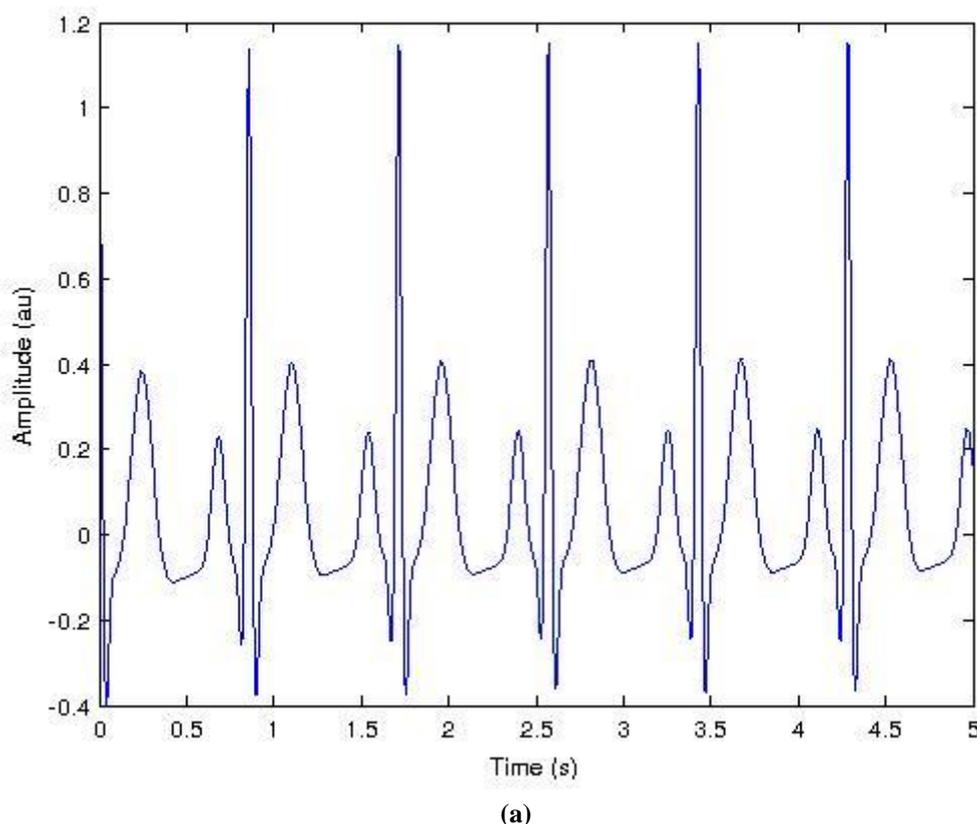
(b)



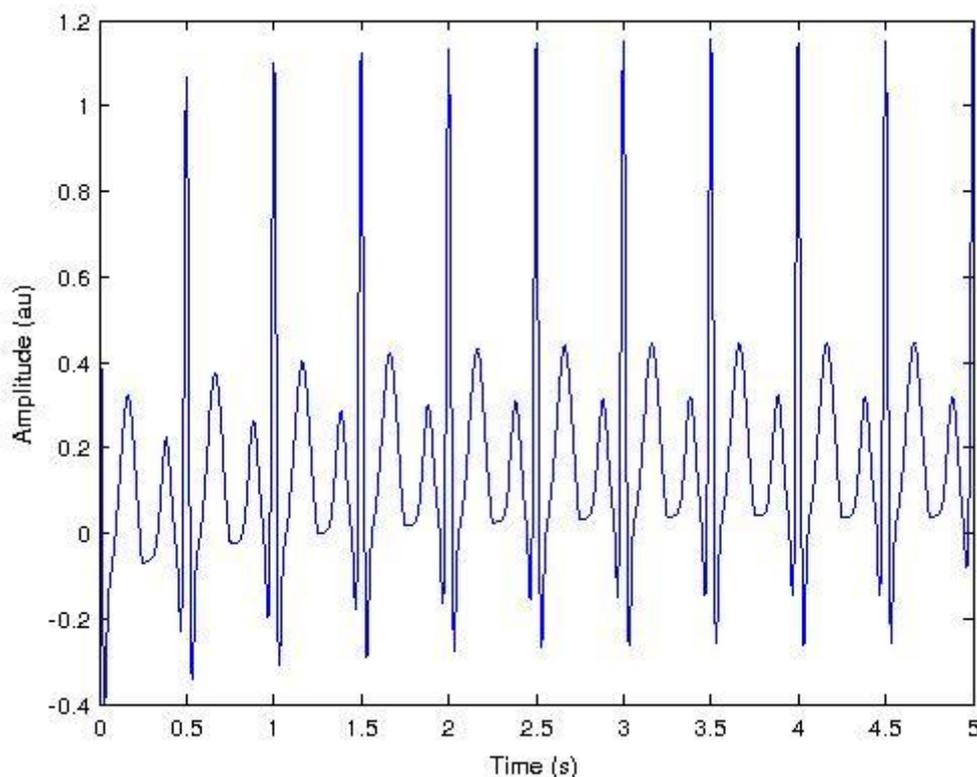
(c)

Figura 36 (continuação): Segmento de 5 segundos dos sinais da QT Database utilizados (a) sel100m (b) sel103m (c) sel116m

Os sinais artificiais foram gerados pelo *software* ECGSYN (MCSHARRY *et al.*, 2003) da Physionet (PHYSIOBANK, 2000) o qual permite fixar a frequência cardíaca, a frequência de amostragem, o número de batimentos, a morfologia das ondas (P, Q, R, S e T), os parâmetros de amplitude e duração e muitos outros parâmetros. Para os experimentos a frequência de amostragem foi fixada em 360 Hz, a largura do sinal em 5 minutos. Foram selecionadas 2 frequências cardíacas, uma de 70 bpm considerada normal e outra de 120 bpm a qual emula a frequência cardíaca de uma pessoa numa esteira durante uma prova de esforço. Na Figura 37 são mostrados segmentos de 5 segundos dos sinais de ECG sintéticos que serão utilizados nos experimentos.



**Figura 37: Segmento de 5 segundos dos sinais sintéticos gerados pelo software ECGSym (a) sinal com 70 bpm (b) sinal com 120 bpm.**



(b)

**Figura 37 (continuação):** Segmento de 5 segundos dos sinais sintéticos gerados pelo software ECGSym (a) sinal com 70 bpm (b) sinal com 120 bpm.

Para a implementação do método baseado em ICA foi usando o *toolbox* FastICA-CIS desenvolvido no Laboratory of Information and Computer Science , Helsinki University of Technology, Finlândia (GÄVERT *et al.*, 2005). Para a implementação do método baseado em EMD foi usado o *toolbox* EMD Bivariate empirical mode decomposition approach, desenvolvido no *Laboratoire de Physique, Ecole Normale Supérieure de Lyon*, France (RILLING; FLANDRIN, 2007).

## 4.2 Métodos

### 4.2.1 Caracterização das FLB no domínio da frequência

Conforme apresentado na Figura 34, o primeiro passo da metodologia é a caracterização das FLB. Isso porque, para atingir o nosso objetivo se faz necessário conhecer todas as características desse tipo de ruído. Assim, nesta subseção são apresentados como foi realizada a caracterização das FLB no domínio da frequência.

Conforme já mencionado, os registros de ruído utilizados pertencem à NSTDB, mais especificamente, aqueles que contêm flutuações devidas à respiração e os que contêm artefatos de movimentos (ruído gerado pelos eletrodos), pois ambos conformam as FLB. Na Figura 35 são exemplificados dois segmentos de 5 segundos de FLB, um devido à respiração (a) e o outro devido aos artefatos de movimento (b).

O procedimento realizado para caracterizar espectralmente o efeito das FLB foi o seguinte:

1. Para eliminar os ruídos de alta frequência, os sinais dos dois canais foram filtrados com um filtro passa-baixas de *Butterworth*, ordem 4, com frequência de corte de 8 Hz e posteriormente foram concatenados em um sinal de 60 minutos de duração.
2. Os sinais resultantes foram subdivididos em 60 segmentos de 2 minutos (30 segmentos por cada sinal) visando cumprir com maior probabilidade a condição de estacionaridade (necessária para a estimação espectral correta) e ter uma quantidade de amostras que não fosse excessiva nem custosa computacionalmente. Os novos sinais obtidos foram denominados como em01, em02... em30, para as FLB devidas ao movimento dos eletrodos e res01, res02... res30, para as FLB devidas à respiração.

3. Para testar a condição de estacionaridade em cada sinal foi realizado o teste de ordenações invertidas (BENDAT; PIERSOL, 2011) para ter certeza que o espectro estimado é confiável.
4. Para cada sinal estacionário, foi estimado seu espectro de amplitude mediante o cálculo do valor absoluto da Transformada Rápida de Fourier  $|Y(f)|$ .
5. Para determinar a frequência máxima ( $f_{MAX}$ ), levou-se em conta as características do espectro  $|Y(f)|$  gerado por esses sinais (vide Figura 38). Nele, localiza-se o pico de maior frequência. A  $f_{MAX}$  corresponde à base a direita desse pico (ponto vermelho na Figura 38).

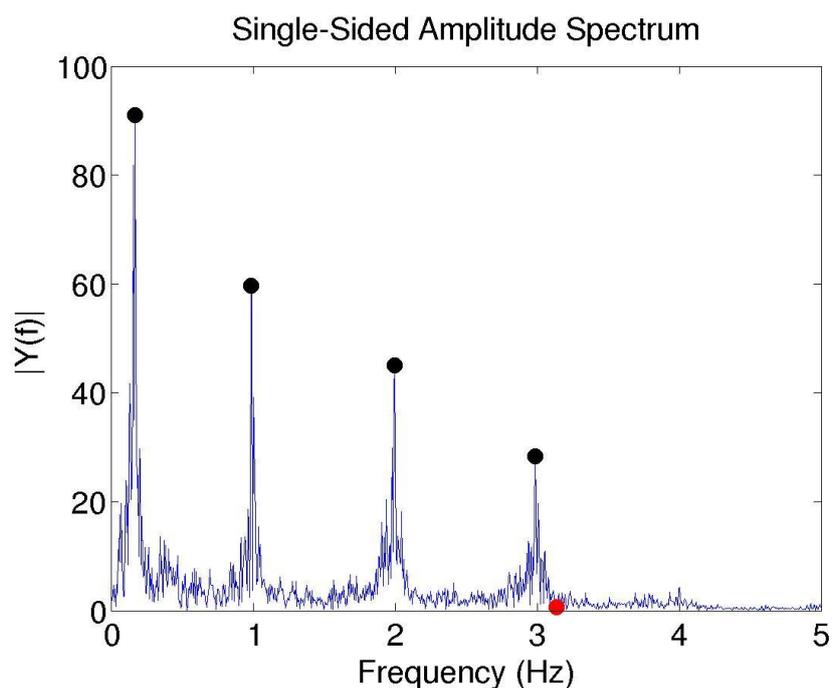


Figura 38: Procedimento para calcular a  $f_{MAX}$ .

A partir dos valores obtidos de frequências máximas foram calculadas as frequências máximas médias  $\overline{f_{EM}}$  e  $\overline{f_{RESP}}$  para as FLB devidas ao movimento dos eletrodos e a respiração, respectivamente.

#### 4.2.2 Estudo dos métodos de eliminação das FLB reportados com melhor desempenho

Nessa etapa foi realizada uma pesquisa bibliográfica em bases de dados literárias (IEEE Xplore – IE, Web of Science – WoS e *Google Scholar* – GS), onde foram identificados os métodos mais citados nessas bases, a saber:

1. Eliminação das FLB usando filtragem clássica FIR (VAN ALSTÉ; SCHILDER, 1985). Número de citações IE=138, WoS=131, GS=300.
2. Eliminação das FLB usando filtragem clássica IIR (POTTALA *et al.*, 1990). Número de citações GS=41.
3. Eliminação das FLB usando *splines* cúbicos (MEYER; KEISER, 1977). Número de citações WoS=131, GS=240.
4. Eliminação das FLB usando 2 filtros adaptativos LMS em cascata (LAGUNA; JANE; CAMINAL, 1992). Número de citações IE=21, GS=51.
5. Eliminação das FLB usando o filtro de média móvel (CANAN *et al.*, 1997). Número de citações IE=2, WoS=5, GS=24.
6. Eliminação das FLB usando a técnica Análise de Componentes Independentes (BARATI; AYATOLLAHI, 2006). Número de citações WoS=1, GS=15.
7. Eliminação das FLB usando o método de interpolação e subtração sucessiva de valores da mediana do sinal (CHOUHAN; MEHTA, 2007). Número de citações IE=26, WoS=5, GS=70.
8. Eliminação das FLB usando decomposição em modos empíricos (BLANCO-VELASCO *et al.*, 2008). Número de citações WoS=124, GS=304.

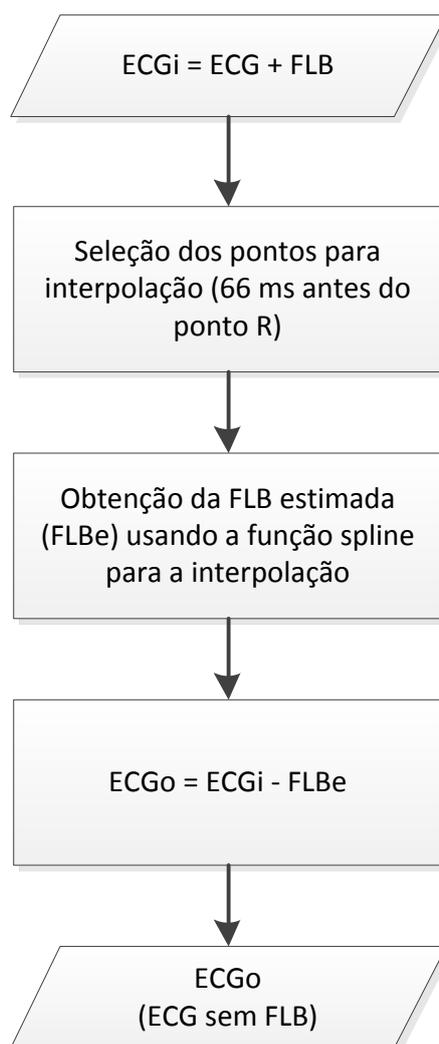
9. Eliminação das FLB usando filtragem Wavelet (MOZAFFARY; TINATI, 2005). Número de citações GS=40.

O detalhamento dos referidos métodos foi previamente apresentado na Seção 2 e o embasamento teórico que suporta cada uma das técnicas foi apresentado na Seção 3.

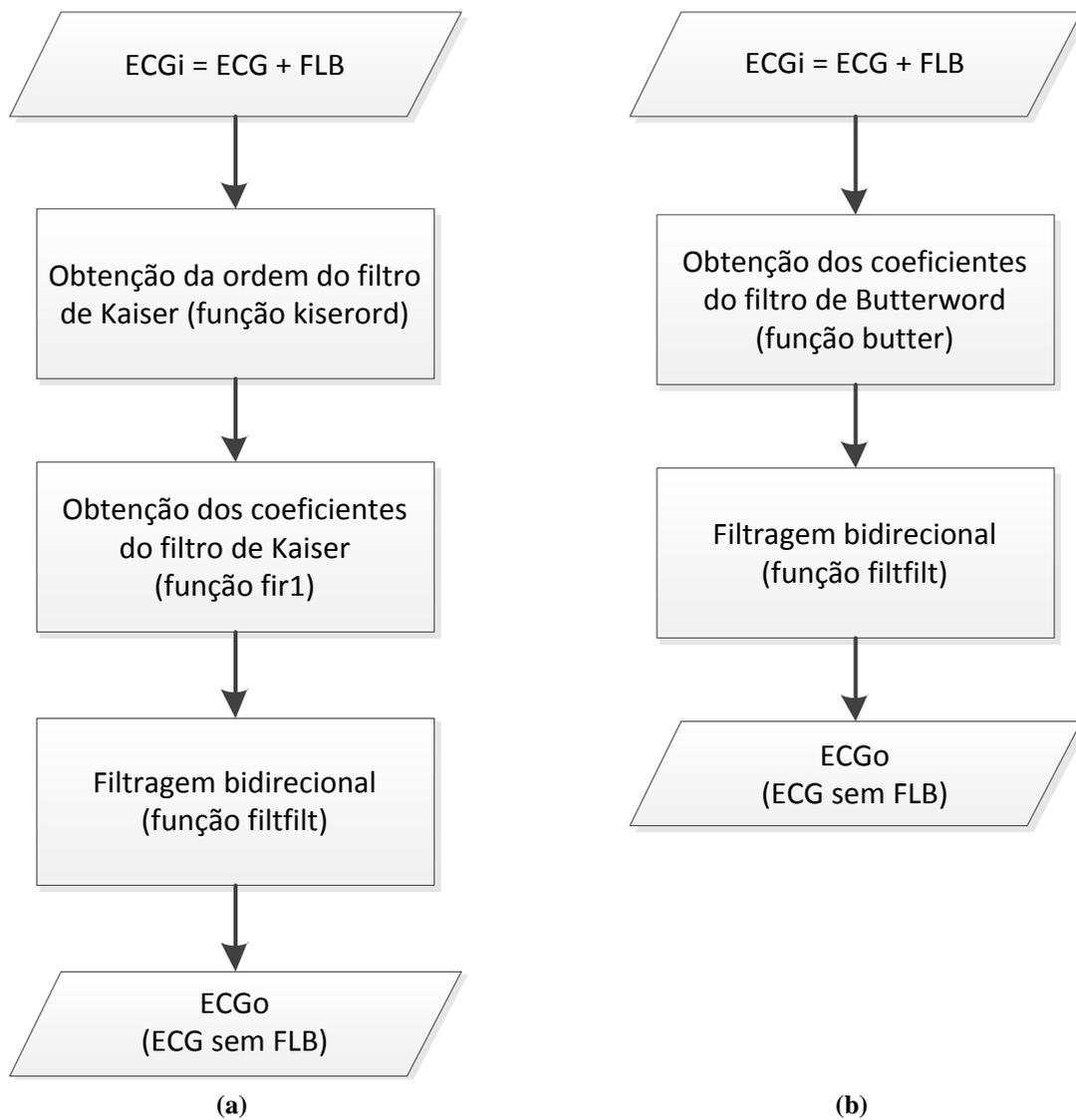
#### 4.2.3 Implementação dos métodos para a eliminação da FLB

Após o estudo de cada um dos métodos referidos na seção 4.2.2, o passo seguinte foi a implementação dos mesmos.

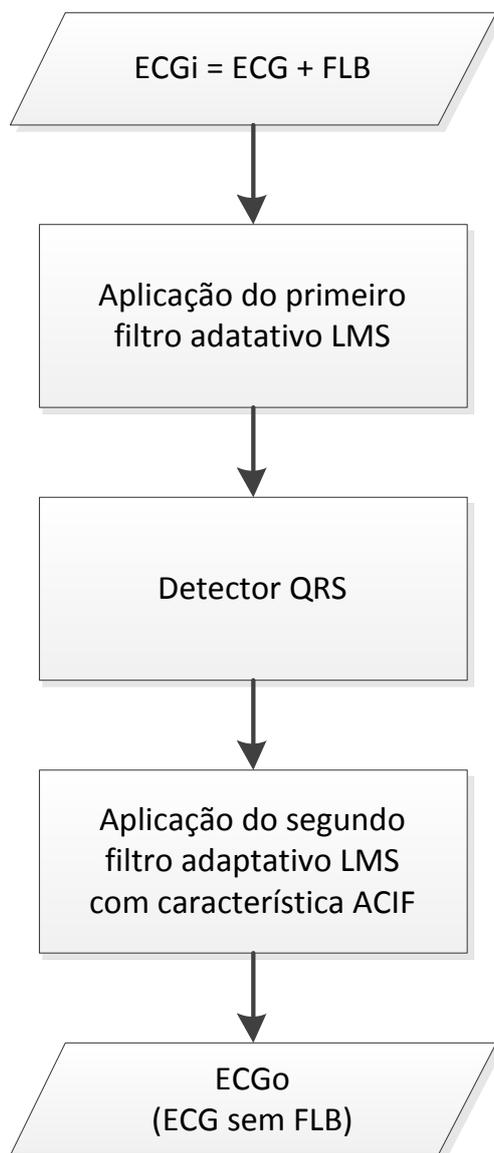
Nas FigurasFigura 39 a 45 são apresentados os fluxogramas dos respectivos métodos. No caso do método ISSM o algoritmo encontra-se descrito no Quadro 1.



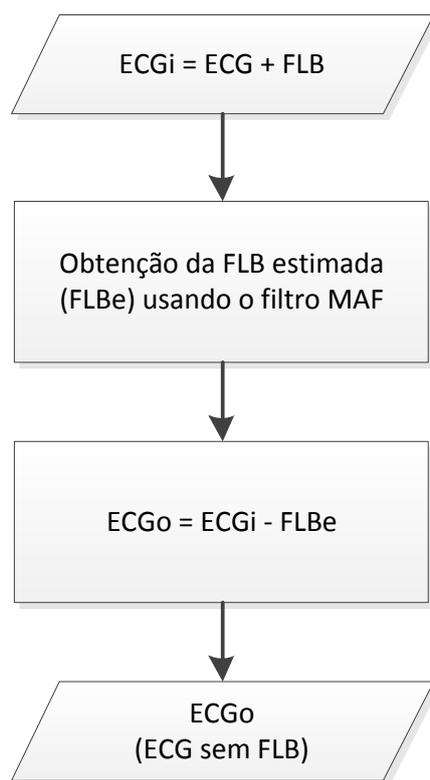
**Figura 39:** Fluxograma do método baseado em *Splines*.



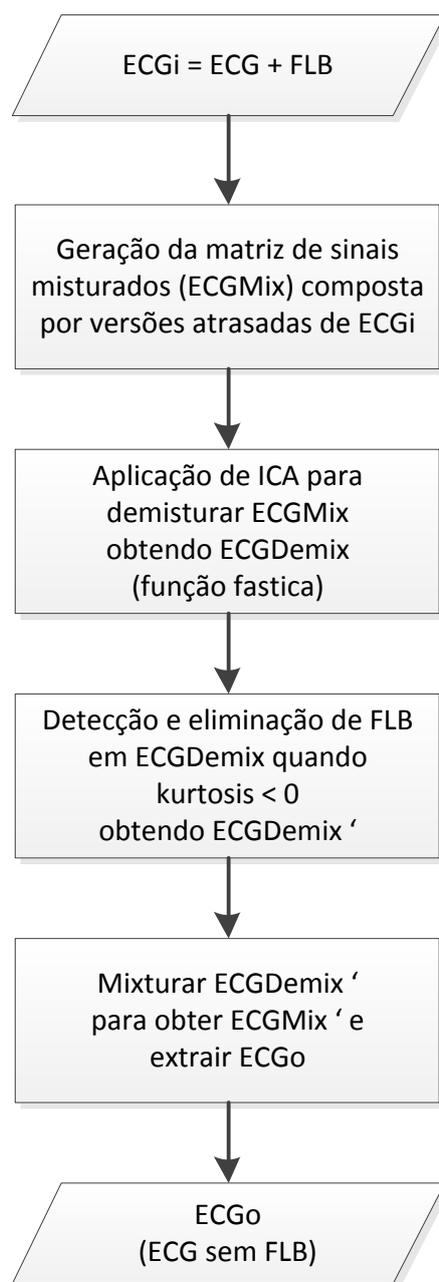
**Figura 40: Fluxograma dos métodos baseados em filtragem (a) FIR e (b) IIR.**



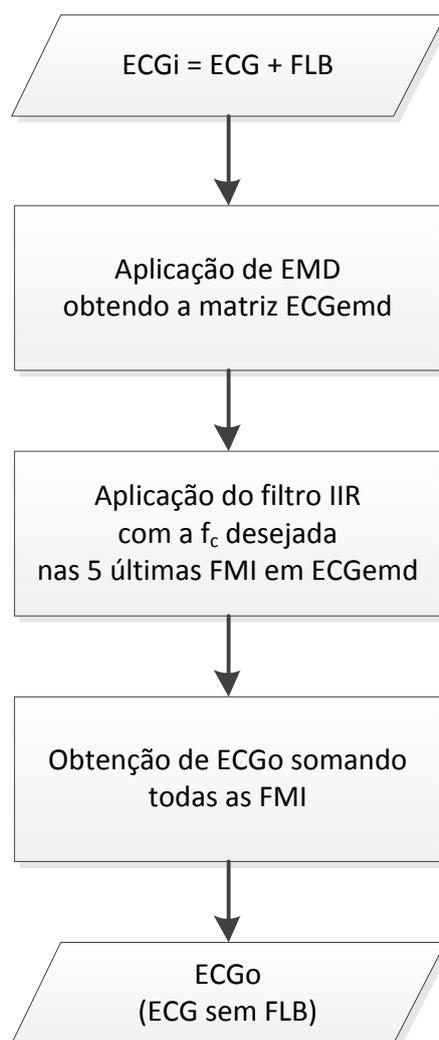
**Figura 41: Fluxograma do método baseado em FA.**



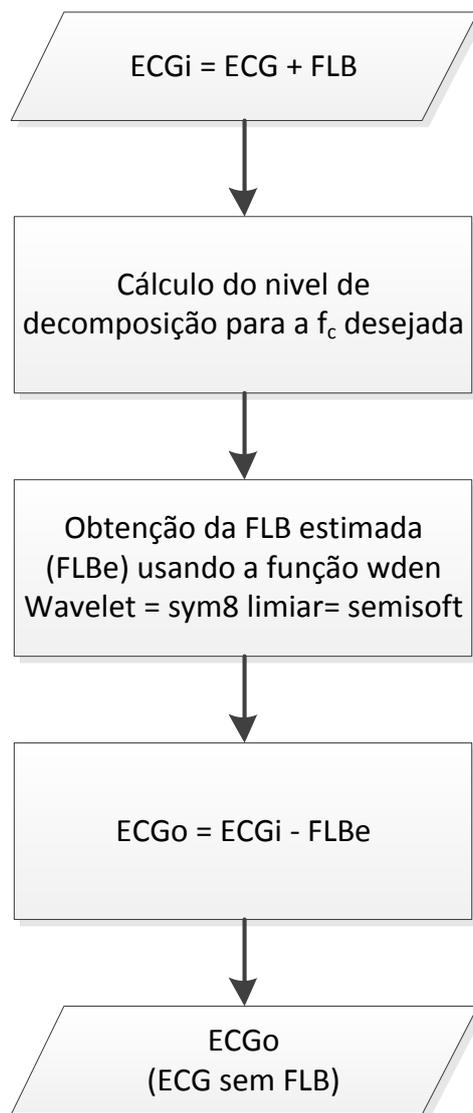
**Figura 42: Fluxograma do método baseado em MAF.**



**Figura 43: Fluxograma do método baseado em ICA.**



**Figura 44:** Fluxograma do método baseado em EMD.



**Figura 45: Fluxograma do método baseado em TW.**

#### 4.2.4 Caracterização das métricas de similaridade

Durante esta etapa foram caracterizadas as métricas de similaridade ótimas para avaliar o desempenho dos métodos de eliminação das FLB implementados. Para a seleção dessas métricas foram levados em conta os seguintes requisitos.

- Desempenho da métrica: Foram selecionadas as métricas que caracterizem melhor os parâmetros de deformação das ondas nos trabalhos científicos revisados.
- Frequência de utilização da métrica: Quantidade de artigos onde a métrica foi utilizada.
- Complexidade de implementação.
- Desempenho computacional.

#### 4.2.5 Implementação das métricas de similaridade

Nesta etapa foram implementadas no Matlab as Equações 35, 36 e 37 correspondentes à distância máxima absoluta, somatório do quadrado das distâncias e porcentagem da diferença do erro médio quadrático, respectivamente.

Como mencionado anteriormente, essas métricas são muito utilizadas para medir a distorção gerada por algoritmos de compressão de sinais de ECG, e não envolvem cálculos de medidas de tendência central.

O custo computacional associado a estas métricas é baixo, assim como é baixa a complexidade de implementação.

#### 4.2.6 Realização dos experimentos

Os nove métodos implementados foram testados tanto em sinais gerados artificialmente pelo *software* ECGSYN (MCSHARRY *et al.*, 2003) quanto em sinais reais da base de dados QT *Database* (LAGUNA *et al.*, 1997). Estes sinais foram

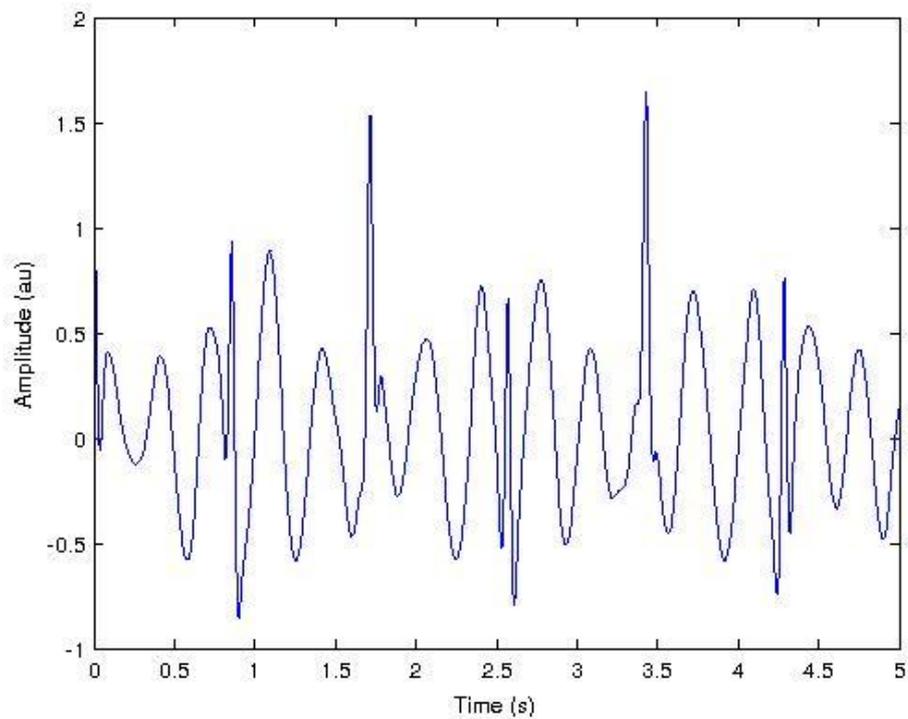
contaminados com FLB artificiais senoidais de diferentes frequências e por FLB reais, extraídas da *MIT-BIH Noise Stress Test Database* (NSTDB) (MOODY et al., 1984). Após aplicar os nove métodos para a eliminação das FLB foram calculadas as três métricas selecionadas. Embora os sinais da *QT Database* tenham pouco ruído eles ainda contem FLB. Para deixar o sinal o mais “limpo possível” foi realizada uma filtragem passa-altas tipo FIR. No momento de combinar o ruído da NSTDB (com  $f_s = 360$  Hz) com os sinais da QT (com  $f_s = 250$  Hz) o ruído foi re-amostrado para ter uma  $f_s = 250$  Hz.

Na Tabela 2 é apresentado um resumo das características dos experimentos que foram realizados.

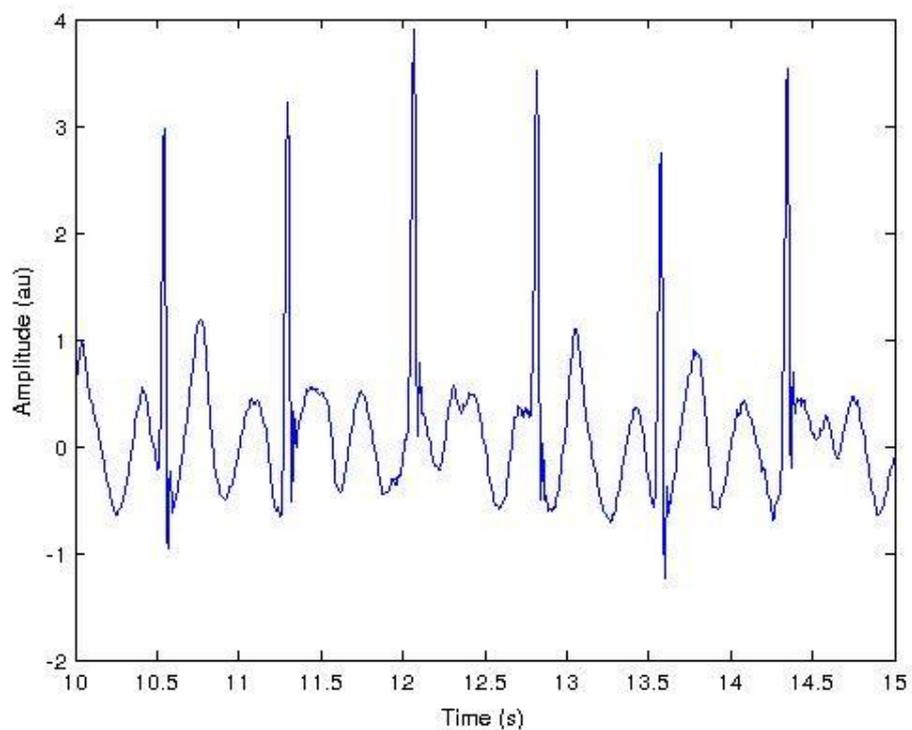
**Tabela 2: Características dos experimentos realizados.**

<b>Caraterísticas</b>	<b>Valor</b>
<i>Sinais (5 mins)</i>	<i>Sintéticos (ECGSyn): 70 bpm, 120 bpm.</i> <i>Reais (QT Database): sel100m, sel103m, sel116m.</i> <i>Primeiros 5 minutos.</i>
<i>Ruídos (5 mins)</i>	<i>Sintéticos (senoidal): 0.60 Hz, 1 Hz, 3 Hz.</i> <i>Real: NSTDB. Primeiros 5 minutos.</i>
<i>Métodos para eliminação das FLB</i>	<i>Interpolação splines cúbicos, Filtro FIR, Filtro IIR, Filtro de média móvel, ISSM, Filtro adaptativo, EMD, ICA, Wavelet.</i>
<i>Métricas de similaridade</i>	<i>MAD, SSD, PRD.</i>

Na Figura 46 são mostradas imagens dos sinais contaminados.



(a)



(b)

**Figura 46 (continuação): Segmento de 5 segundos dos sinais contaminados com ruído (a) ECG sintético + seno de 0,67 Hz (b) ECG real + ruído de FLB real.**

No caso em que os sinais são misturados com ruídos reais os métodos que utilizam filtragem serão configurados com  $f_c = 0,67$  Hz (valor recomendado pela AHA) e  $f_c = 3,1$  Hz (valor da máxima frequência dos ruídos na NSTDB).

Para padronizar a forma como os sinais serão contaminados, o valor da métrica MAD do sinal contaminado com respeito ao sinal original é de 0.5 ua.

#### 4.2.7 Análise de desempenho dos métodos implementados

O desempenho dos métodos foi caracterizado de forma quantitativa e qualitativa.

Para avaliar de forma quantitativa foram usadas as métricas de similaridade elencadas na seção 4.2.5, levando em conta a mínima distorção do sinal de ECG calculada pelas métricas.

A avaliação qualitativa foi feita visualmente observando se o sinal com a FLB eliminada apresenta alguma deformação na sua morfologia com respeito ao sinal original.

#### 4.2.8 Ambiente de desenvolvimento

A implementação dos métodos foi realizada inteiramente no MATLAB® versão 2014a. O computador utilizado possui as características apresentadas na Tabela 3.

**Tabela 3: Características do computador utilizado.**

<i>Caraterística</i>	<i>Valor</i>
<i>Sistema Operacional</i>	<i>Ubuntu 14.04 (Linux)</i>
<i>Processador</i>	<i>Intel(R) Core (TM) i3-3110M 2,0GHz</i>
<i>Memória RAM</i>	<i>4,00 GB</i>
<i>Tipo de Sistema</i>	<i>Sistema Operacional de 64 bits</i>

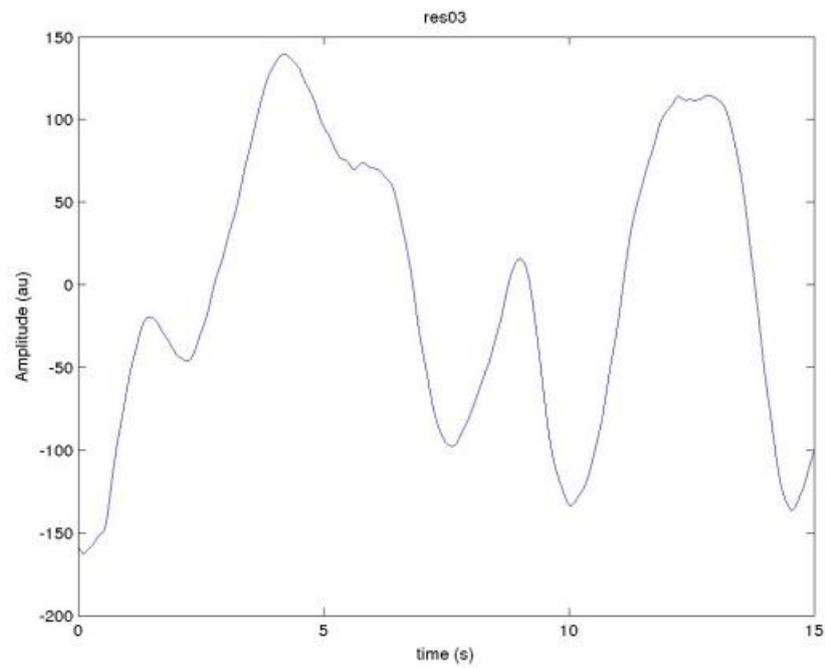
## 5 RESULTADOS

### 5.1 Caracterização espectral das FLB

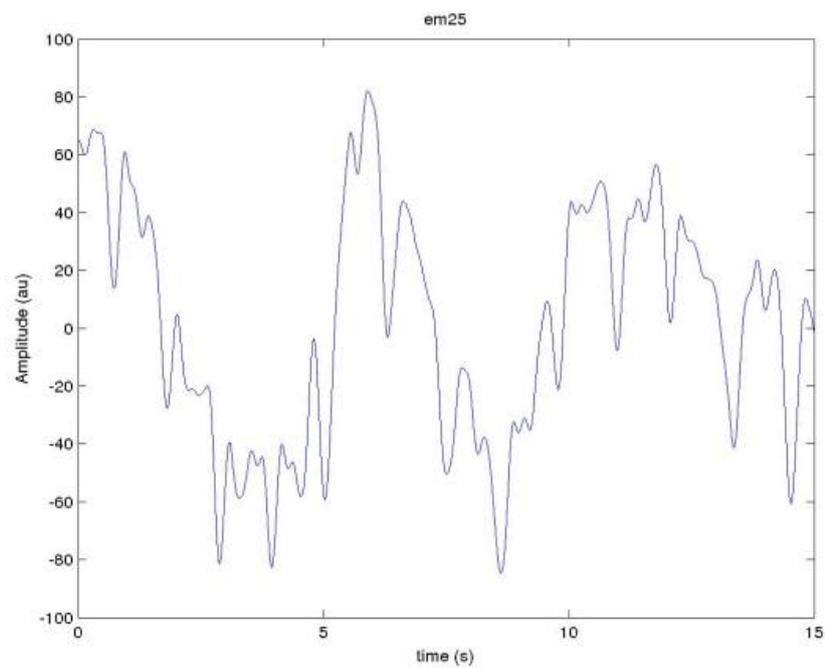
Na Figura 47 são mostrados os sinais em25, em14, res03 e res17 depois da filtragem passa-baixas a 8 Hz, correspondentes aos de menor e maior conteúdo espectral, respectivamente. Todos os sinais passaram com sucesso no teste de estacionaridade, garantindo a validade do espectro obtido.

Na Tabela 4 apresentam-se os valores da frequência máxima obtidos para cada sinal, assim como os valores médios. Pode-se observar que:

- O conteúdo espectral das FLB devidas ao movimento dos eletrodos está localizado entre 1,9666 Hz e 3,1476 Hz. A frequência média  $\overline{f_{EM}}$  é de 2,6530 Hz;
- O conteúdo espectral das FLB devidas à respiração está localizado entre 0,3131 Hz e 1,1151 Hz. A frequência média  $\overline{f_{RES}}$  é de 0,9431 Hz.

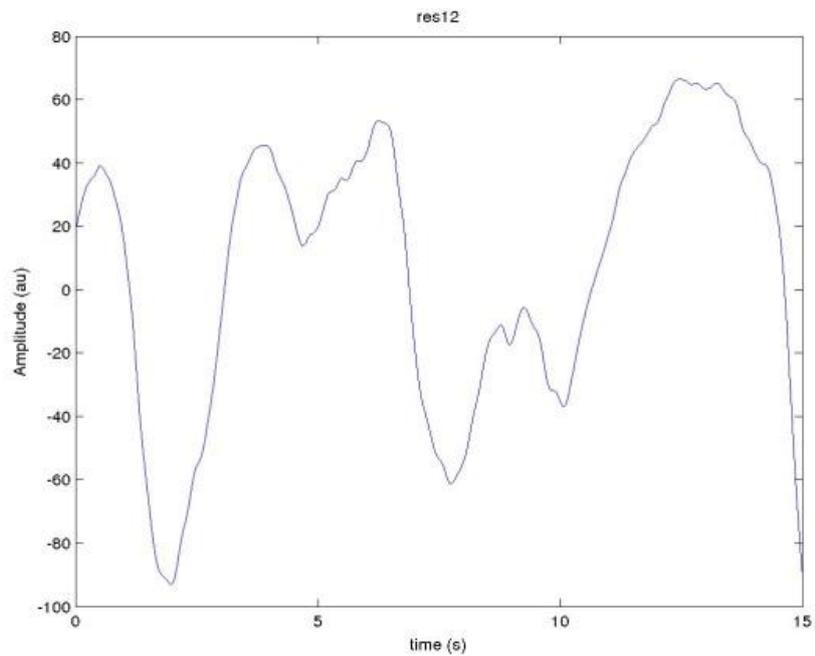


(a)

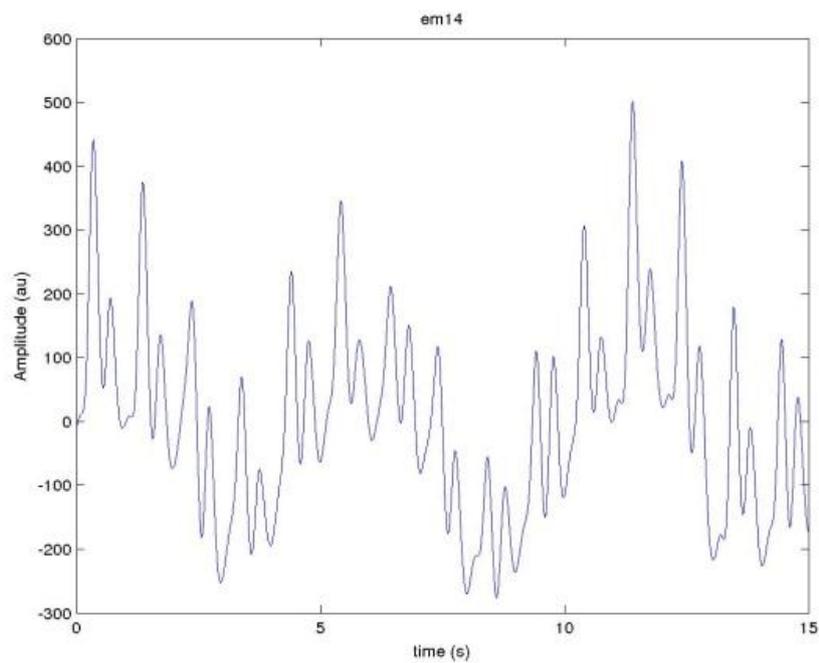


(b)

**Figura 47: Sinais bioelétricos de 15 segundos de duração com conteúdos espectrais mínimos: (a) sinal res03(respiração), (b) sinal em25 (movimento dos eletrodos) e máximos: (c) sinal res12, (d) sinal em14.**



(c)



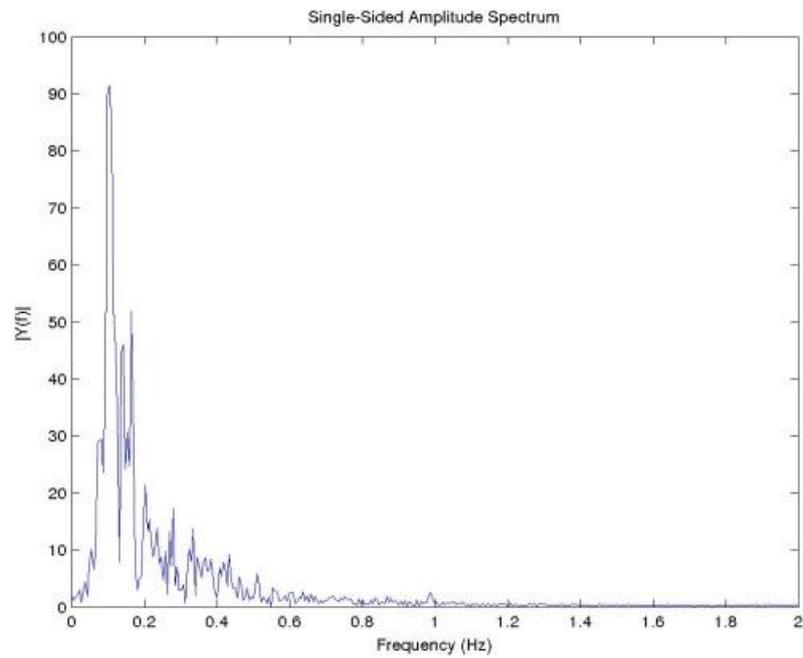
(d)

**Figura 47 (continuação):** Sinais bioelétricos de 15 segundos de duração com conteúdos espectrais mínimos: (a) sinal res03(respiração), (b) sinal em25 (movimento dos eletrodos) e máximos: (c) sinal res12, (d) sinal em14.

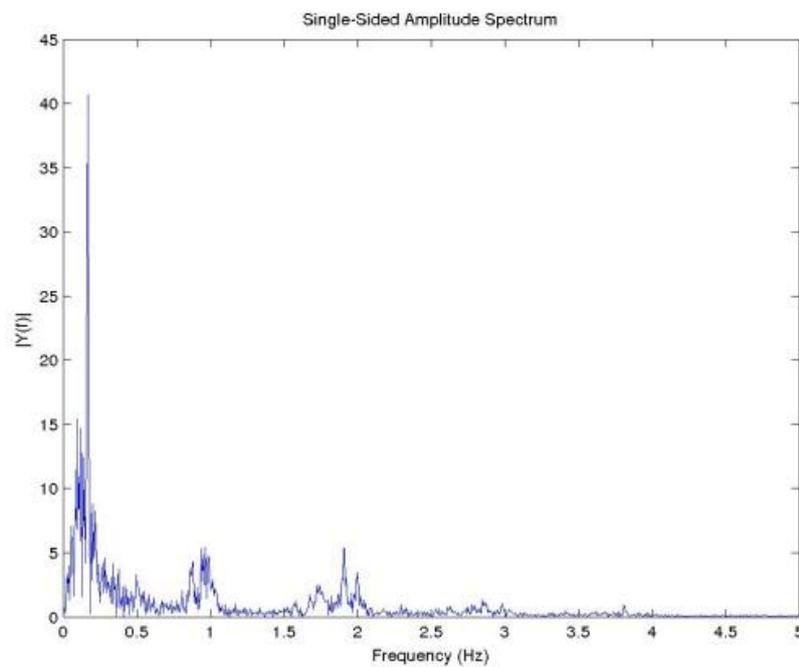
Tabela 4: Frequência máxima dos sinais.

Sinal	$f_{MAX}$ [Hz]	Sinal	$f_{MAX}$ [Hz]
em01	2,9333	res01	0,8240
em02	3,0377	res02	0,7196
em03	3,0981	res03	0,3131
em04	3,1256	res04	1,0437
em05	3,1036	res 05	1,1151
em06	3,1311	res 06	0,8185
em07	3,0597	res 07	1,0437
em08	3,1036	res 08	0,5328
em09	3,0048	res 09	1,0492
em10	3,0927	res 10	0,4779
em11	3,1311	res 11	1,0437
em12	3,1476	res 12	1,1151
em13	3,1366	res 13	1,0437
em14	3,1476	res 14	1,0437
em15	3,1146	res 15	0,4559
em16	1,9775	res 16	1,0437
em17	3,0103	res 17	1,0492
em18	1,9666	res 18	1,0437
em19	2,0380	res 19	1,0437
em20	2,0435	res 20	1,0437
em21	2,0544	res 21	1,0437
em22	2,0435	res 22	1,0437
em23	1,9885	res 23	1,0437
em24	3,0103	res 24	1,0437
em25	1,9666	res 25	1,0437
em26	3,0267	res 26	1,0437
em27	1,9940	res 27	1,0437
em28	2,0544	res 28	1,0437
em29	2,0435	res 29	1,0437
em30	2,0050	res 30	1,0382
$\overline{f_{EM}}$	2,6530	$\overline{f_{RES}}$	0,9432

Na Figura 48 são mostrados os espectros de amplitudes correspondentes aos sinais da Figura 47.

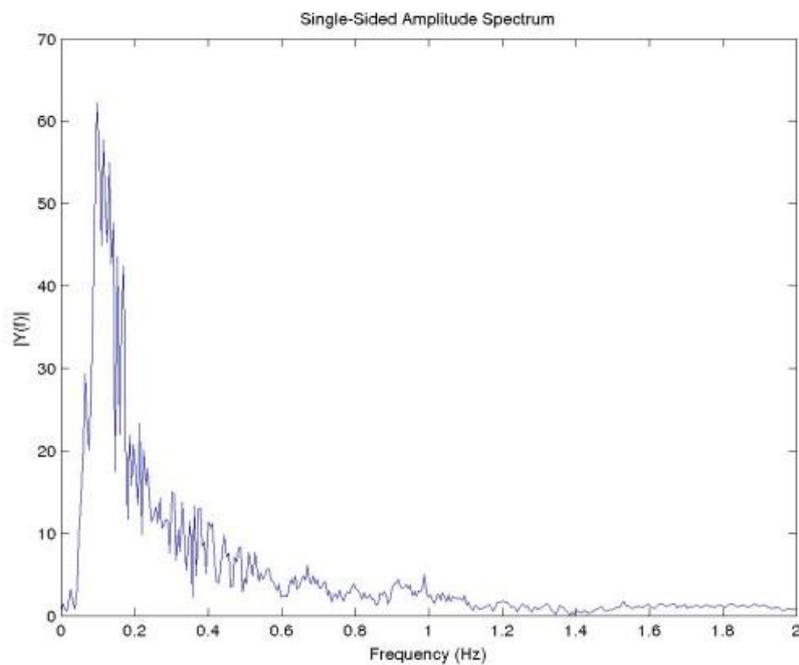


(a)

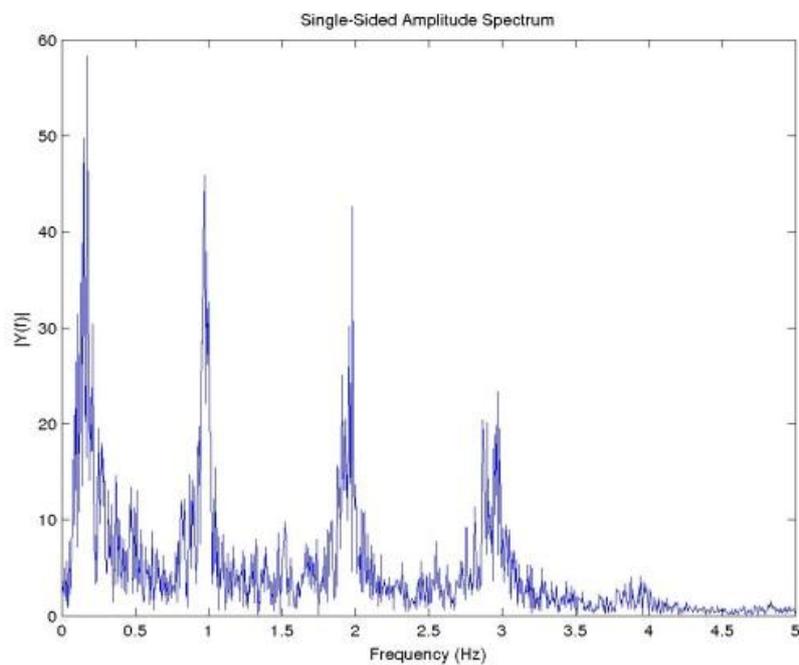


(b)

Figura 48: Espectro (a) sinal res03, (b) sinal em25(c) sinal res12, (d) sinal em14.



(c)



(d)

**Figura 48 (continuação): Espectro (a) sinal res03, (b) sinal em25(c) sinal res12, (d) sinal em14.**

Em todos os sinais de FLB devidas ao movimento dos eléctrodos constata-se a presença de componentes de amplitude consideráveis, nas frequências próximas a 1 Hz, 2 Hz e 3Hz.

As componentes espectrais na faixa de 0,5 Hz a 1 Hz das FLB devidas à respiração poderiam ser ocasionadas pelo exercício intenso bem como pelo fato desses sinais também apresentarem, em menor medida, ruídos gerados pelos eletrodos (MOODY et al., 1984). Assim, em condições de exercício intenso, a frequência respiratória pode ultrapassar o valor de 0,67 Hz estabelecido pela AHA. Para situações de exercício leve a moderado, as componentes espectrais são próximas a 0,33 Hz, valor que se encontra dentro dos valores estabelecidos como normais (MALIK, 1996).

No caso dos registros com ruídos por eletrodos, encontramos frequências superiores ao valor estabelecido pela AHA para filtros passa-altas, 0,67 Hz, atingindo em alguns casos a frequência de 3 Hz.

## **5.2 Comparação do desempenho dos métodos para a eliminação das FLB**

A seguir serão discutidos os resultados dos experimentos. Serão analisados apenas os mais similares a o que acontece na vida real, particularmente os casos que são o foco de nosso trabalho, ruídos gerados pelas FLB durante a aquisição em provas de esforço físico ou em ECG ambulatorial. Todas as tabelas com os resultados numéricos encontram-se nos anexos.

Os resultados da aplicação das métricas nos diferentes métodos encontram-se num ordenamento para um melhor entendimento. Acima das tabelas encontram-se informações relativas a: o sinal (sintético ou real), a frequência cardíaca ( $f_{ca}$ ), o tipo de ruído (sintético ou real) e a frequência de corte ( $f_c$ ) dos métodos que envolvem filtragem.

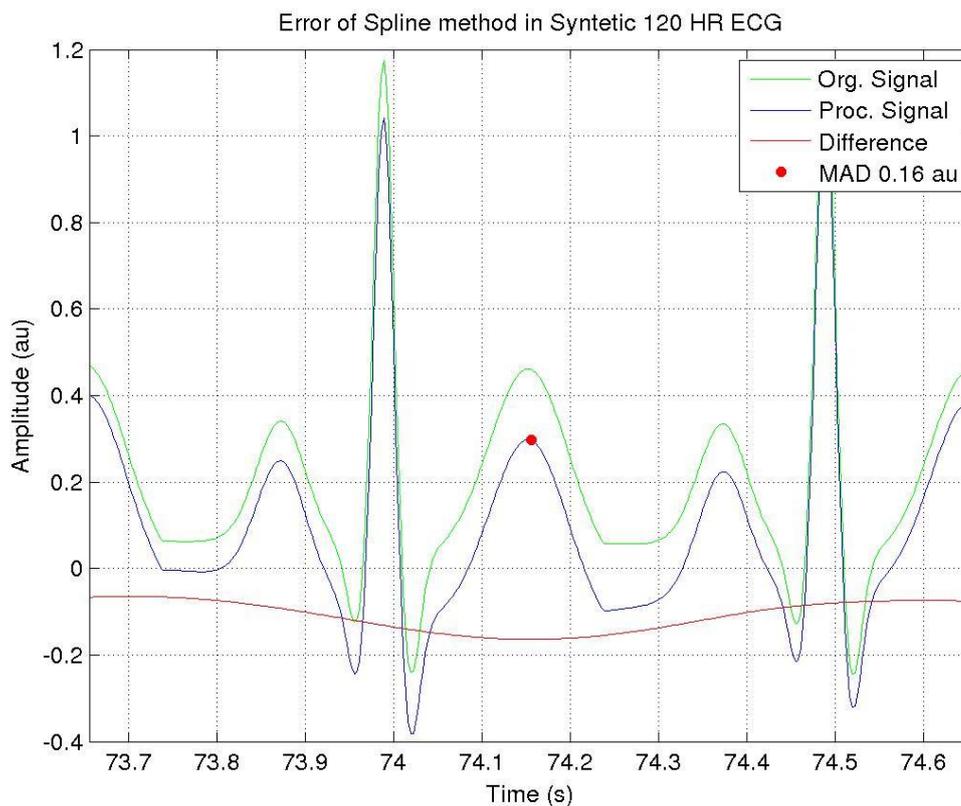
Na Tabela 5 são apresentados os resultados do experimento realizado com ECG sintético com frequência cardíaca de 120 bpm e contaminado com ruído artificial de uma senoide de 0,60 Hz.

**Tabela 5: Desempenho dos métodos implementados avaliados com ECG sintético ( $f_{ca}=120\text{bpm}$ ), ruído artificial (senoide de 0,60 Hz) e frequência de corte,  $f_c=0,67$  Hz.**

Método	Métrica de Desempenho			Ordem de Classificação		
	MAD	SSD	PRD	MAD	SSD	PRD
<b>Splines</b>	0,164	814,382	36,370	1 <sup>o</sup>	1 <sup>o</sup>	1 <sup>o</sup>
<b>FIR</b>	0,220	3565,871	79,978	2 <sup>o</sup>	3 <sup>o</sup>	2 <sup>o</sup>
<b>IIR</b>	0,715	15949,511	169,146	6 <sup>o</sup>	7 <sup>o</sup>	7 <sup>o</sup>
<b>AF</b>	1,157	3520,161	84,492	8 <sup>o</sup>	2 <sup>o</sup>	5 <sup>o</sup>
<b>MAF</b>	0,373	5108,895	91,096	4 <sup>o</sup>	6 <sup>o</sup>	6 <sup>o</sup>
<b>ICA</b>	21,732	1721755,770	1672,320	9 <sup>o</sup>	9 <sup>o</sup>	9 <sup>o</sup>
<b>ISSM</b>	0,389	4326,171	83,827	5 <sup>o</sup>	5 <sup>o</sup>	4 <sup>o</sup>
<b>EMD</b>	0,944	17744,496	169,772	7 <sup>o</sup>	8 <sup>o</sup>	8 <sup>o</sup>
<b>TW</b>	0,243	3964,967	80,252	3 <sup>o</sup>	4 <sup>o</sup>	3 <sup>o</sup>

Splines: Interpolação *splines* cúbicos; FIR: Filtragem FIR; IIR: Filtragem IIR; AF: Filtragem adaptativa; MAF: Filtro de média móvel; ICA: Análise de Componentes Independentes; ISSM: Interpolação e subtrações de mediana sucessivas; EMD: Decomposição em modos empíricos; TW: filtragem *wavelet*; MAD: Distância máxima absoluta; SSD: Somatório do quadrado das distâncias; PRD: Porcentagem da distância do erro médio quadrático.

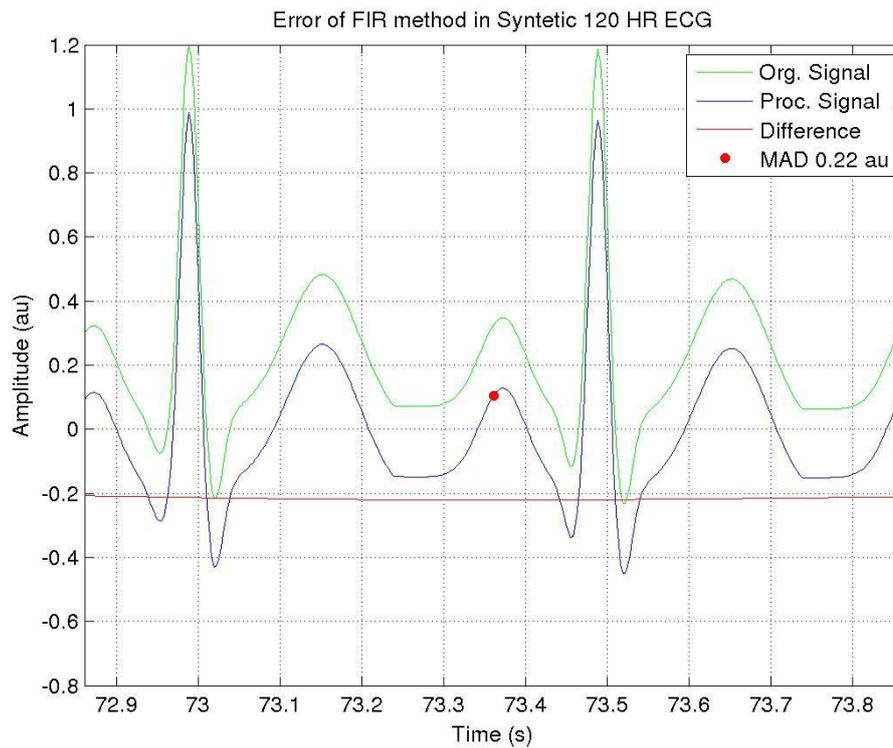
Pode-se observar que nas três métricas o método baseado em *splines* cúbicos encontra-se com melhor desempenho. Isto é devido à combinação de dois fatores: o primeiro é que a frequência cardíaca é de 120 bpm (em 1 seg. o algoritmo detecta 2 pontos para a interpolação), o segundo é que o sinal a ser interpolado é uma senoide, que é uma função de baixa complexidade. A referida combinação permite que o algoritmo funcione de uma forma quase perfeita. Na Figura 49 pode ser observada a janela de 1 segundo, centrada no ponto da maior distorção conforme a métrica MAD.



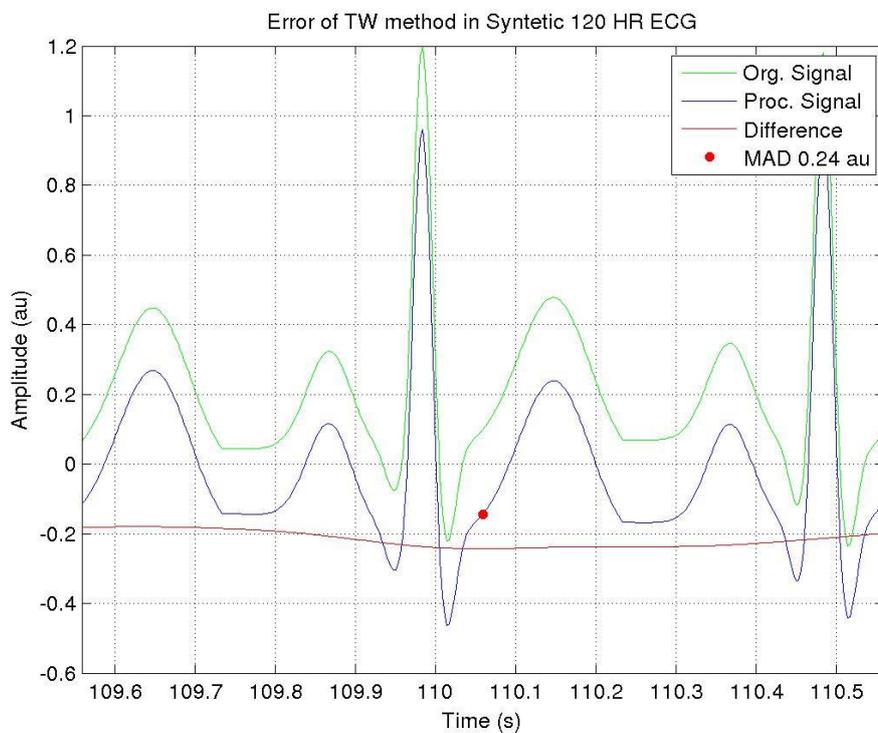
**Figura 49: Resultado do método baseado em *splines* cúbicos no ECG sintético na janela de 1 segundo, centrada no ponto da maior distorção, conforme a métrica MAD.**

No 2º lugar, conforme as métricas MAD e PRD, encontra-se o método da filtragem tipo FIR. Este tipo de filtragem, embora apresente custo computacional superior a dos outros tipos de filtragem digital, é muito eficiente já que, o uso de muitos coeficientes permite que o filtro tenha uma inclinação bem acentuada. Tal fato contribui acentuadamente para a mitigação do ruído. Na Figura 50 pode ser observada a janela de 1 segundo, centrada no ponto da maior distorção conforme a métrica MAD. Como pode ser observado, a distorção da morfologia do sinal é quase nula. A maior diferença com respeito ao sinal original é uma mudança da componente de corrente contínua.

Em 3º lugar, conforme as métricas MAD e PRD, encontra-se o método baseado na transformada *wavelet*. Como pode ser observado na Figura 51 quase não existe distorção na morfologia do sinal.

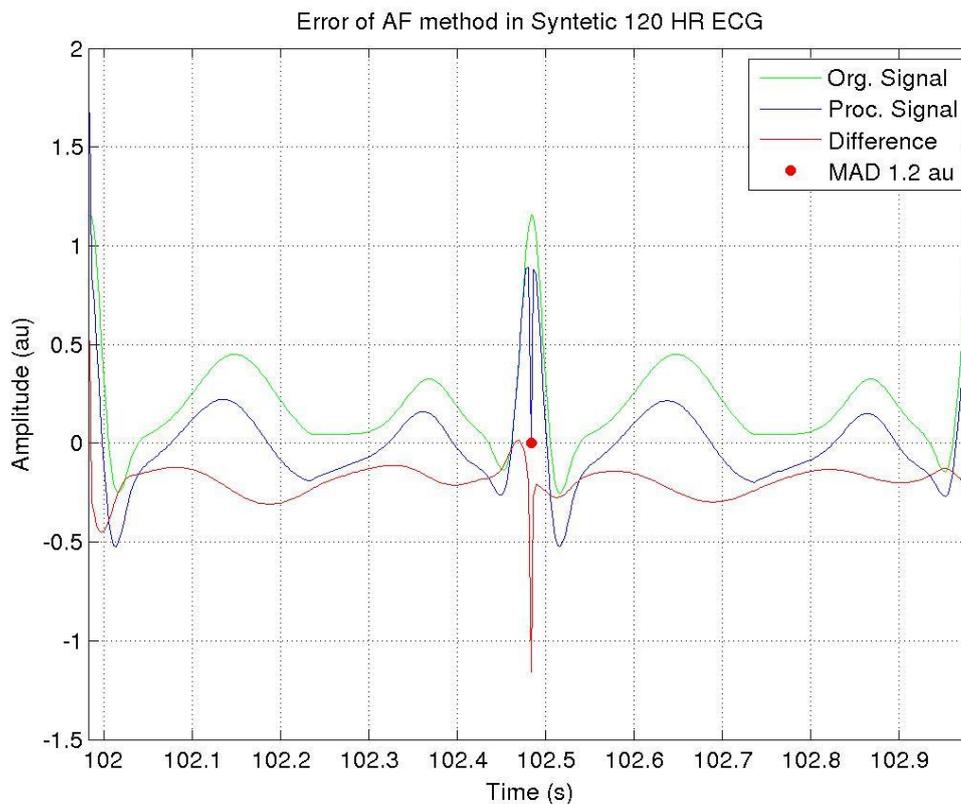


**Figura 50: Resultado do método baseado em Filtragem FIR no ECG sintético na janela de 1 segundo, centrada no ponto da maior distorção conforme a métrica MAD.**



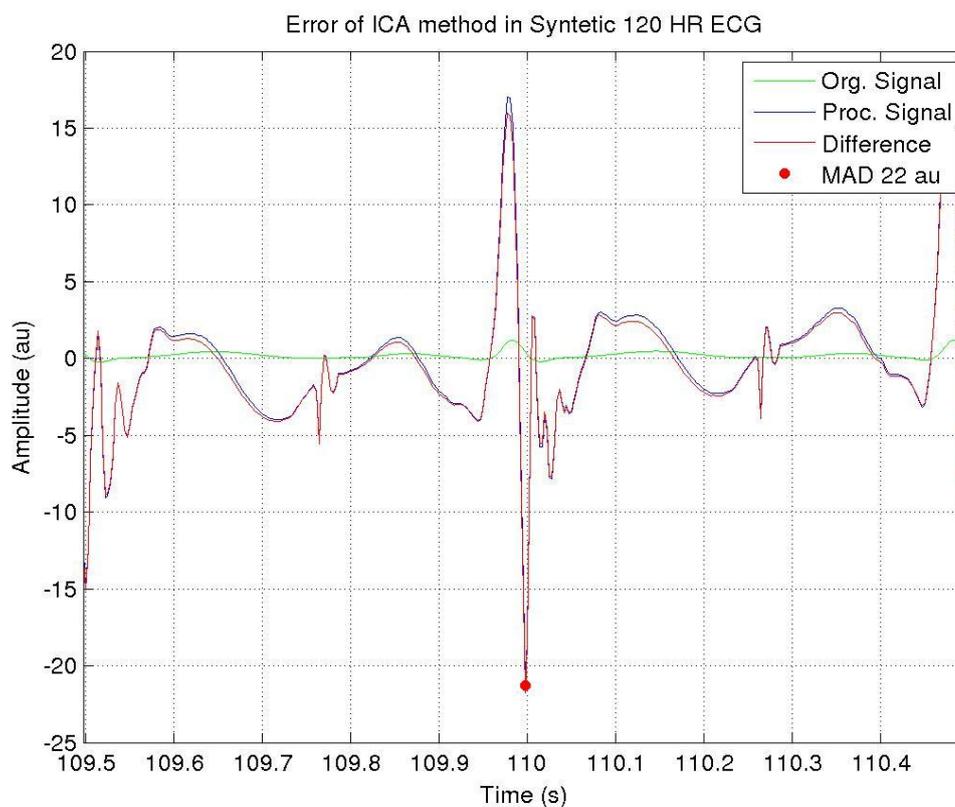
**Figura 51: Resultado do método baseado em TW no ECG sintético na janela de 1 segundo, centrada no ponto da maior distorção conforme a métrica MAD.**

Curiosamente apesar de ter o 8º lugar, conforme à métrica MAD, e o 5º lugar, conforme à PRD, o método de filtragem adaptativa encontra-se no 2º lugar, conforme a métrica SSD. Com ajuda da Figura 52 podemos explicar o porquê deste comportamento. É que a métrica SSD mede o acumulado do erro. Isto quer dizer que mesmo o erro sendo grande em vários pontos, conforme pode ser visto Figura 52, a somatória de todos esses erros no sinal é menor que a somatória dos erros gerados pelos outros métodos. É importante dizer que a distorção do ponto R que é apreciada na Figura 52 é devida ao próprio funcionamento do método da filtragem adaptativa que a partir do ponto R cria janelas onde é aplicada a filtragem. O efeito de distorção que se observa é gerado pelo fato de que essas janelas não são juntadas pelo algoritmo de forma correta.

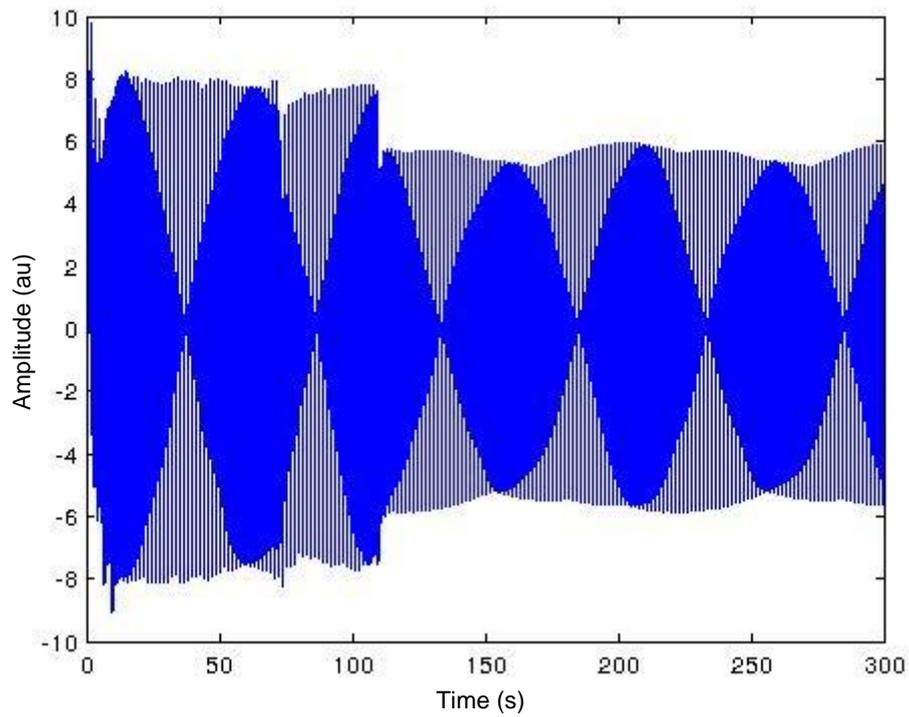


**Figura 52: Resultado do método baseado em Filtragem adaptativa no ECG sintético na janela de 1 segundo, centrada no ponto da maior distorção conforme a métrica MAD.**

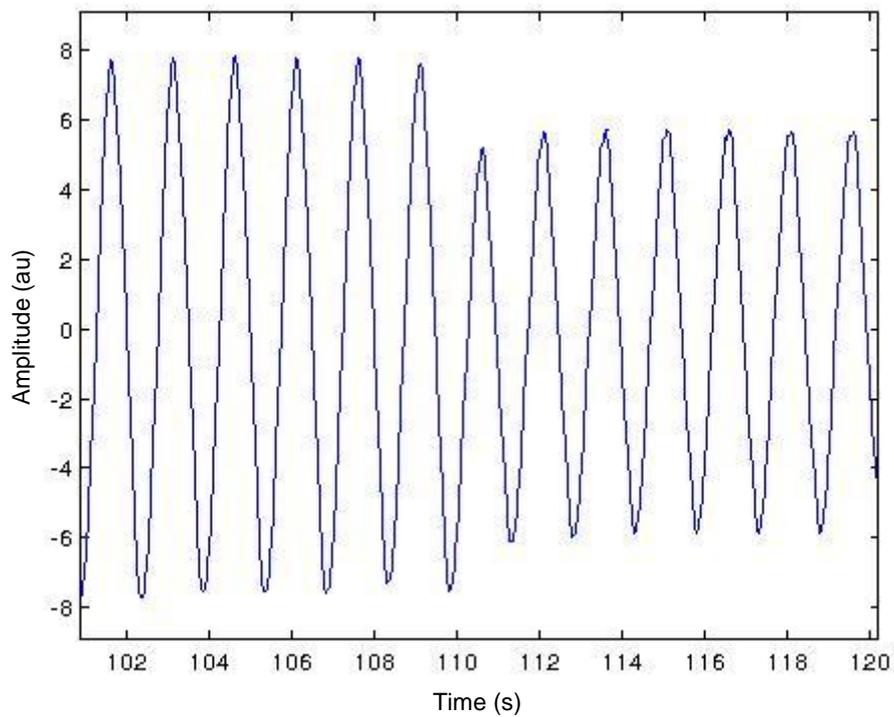
Na última posição, conforme a todas as métricas, encontra-se o método ICA. Na Figura 53 pode ser observado que o sinal de saída está completamente distorcido. Este aparente mau funcionamento do método pode ser explicado através dos baseamentos teóricos da análise de componentes independentes. No trabalho de Hyvärinen e Oja (2000) foi explicado que uma das restrições de ICA é que as componentes têm que ser estatisticamente independentes ou descorrelacionadas, isto quer dizer que a covariância dos sinais é zero. Na Figura 54 é mostrado o gráfico de covariância entre o sinal de ECG sintético de 120 bpm e a FLB simulada através de uma senoide de 0,60 Hz. Na Figura 55 pode ser observado que a covariância apresenta valores altos e uma forma de onda senoidal. Dadas as características dos sinais é compreensível que método baseado em ICA apresente o desempenho relatado.



**Figura 53: Resultado do método baseado em ICA no ECG sintético na janela de 1 segundo, centrada no ponto da maior distorção conforme a métrica MAD.**



**Figura 54:** Covariância entre o sinal de ECG sintético de 120 bpm e a FLB simulada através de uma senoide de 0,60 Hz.



**Figura 55:** Covariância entre o sinal de ECG sintético de 120 bpm e a FLB simulada através de uma senoide de 0,60 Hz, ampliado.

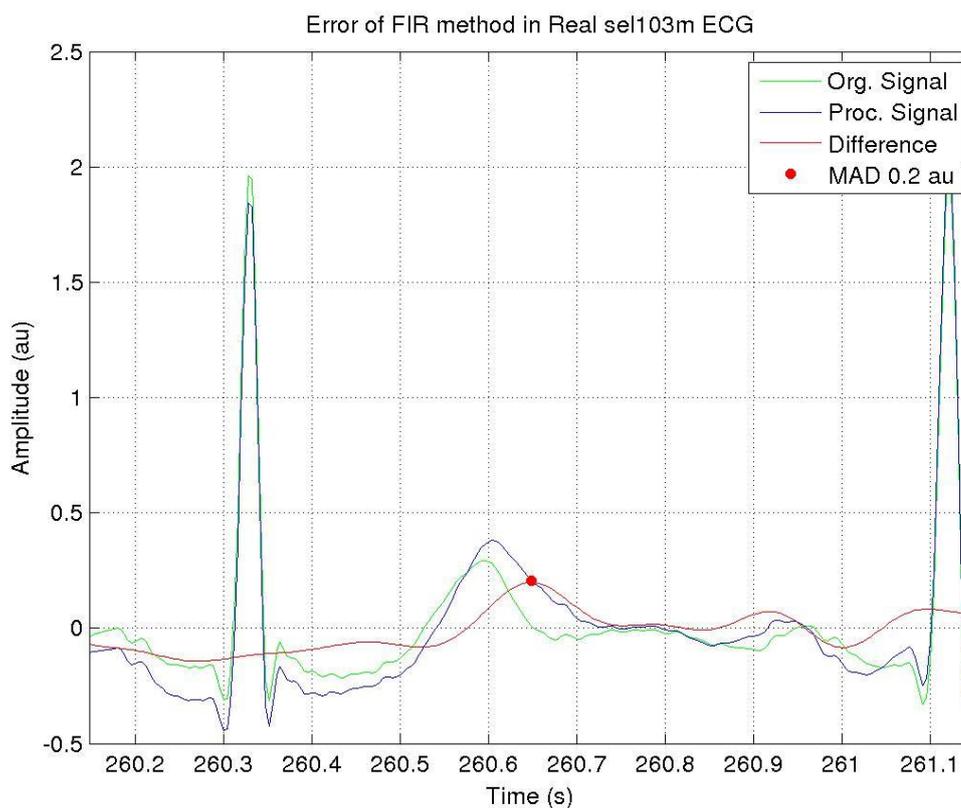
Na Tabela 6 são apresentados os valores médios dos resultados dos experimentos realizados com os 3 sinais de ECG real escolhidos da *QT Database* somados ao ruído real extraído da NSTDB. Estes experimentos apesar de serem em um ambiente controlado são a situação mais parecida à realidade.

**Tabela 6: ECG Real, ruído: real,  $f_c = 0,67$  Hz.**

Método	Métrica de Desempenho			Ordem de Classificação		
	MAD	SSD	PRD	MAD	SSD	PRD
<b>Splines</b>	0,614	3458,009	49,879	6°	6°	7°
<b>FIR</b>	0,200	152,002	16,576	1°	1°	1°
<b>IIR</b>	0,239	176,446	17,863	2°	2°	2°
<b>AF</b>	2,535	4520,009	70,523	9°	7°	8°
<b>MAF</b>	0,343	274,919	18,766	3°	3°	3°
<b>ICA</b>	1,654	11877,395	94,964	8°	9°	9°
<b>ISSM</b>	0,438	1137,491	29,636	5°	5°	5°
<b>EMD</b>	0,419	306,816	20,394	4°	4°	4°
<b>TW</b>	1,287	4724,126	42,024	7°	8°	6°

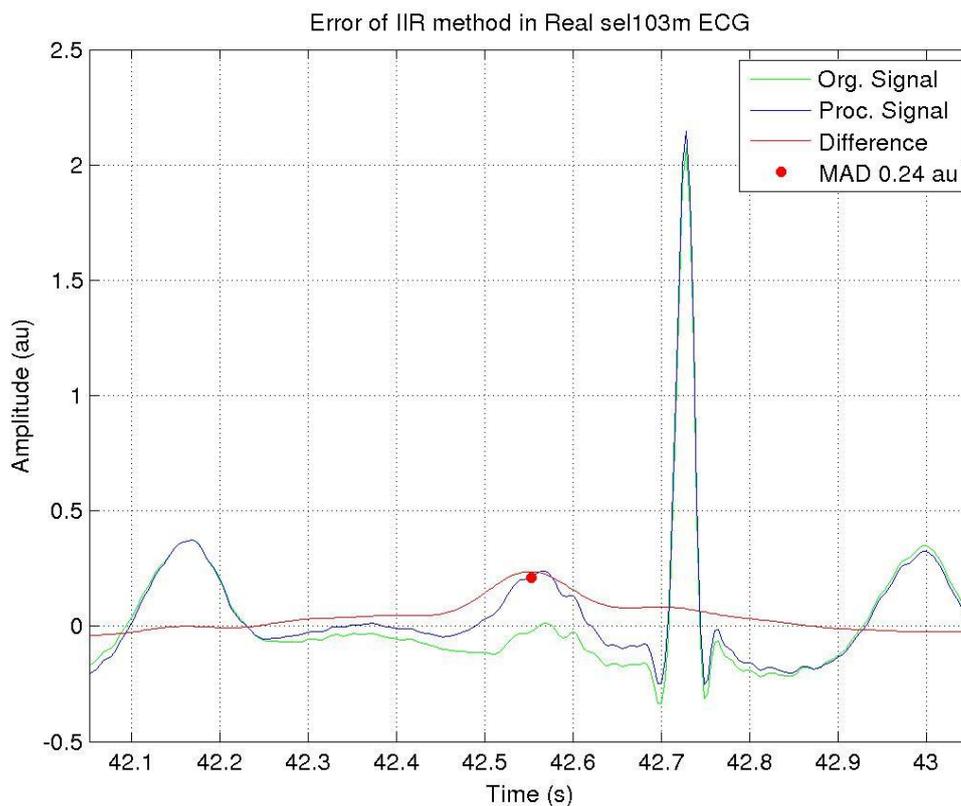
Splines: Interpolação *splines* cúbicos; FIR: Filtragem FIR; IIR: Filtragem IIR; AF: Filtragem adaptativa; MAF: Filtro de média móvel; ICA: Análise de Componentes Independentes; ISSM: Interpolação e subtrações de mediana sucessivas; EMD: Decomposição em modos empíricos; TW: filtragem *wavelet*; MAD: Distância máxima absoluta; SSD: Somatório do quadrado das distâncias; PRD: Porcentagem da distância do erro médio quadrático.

No 1° lugar, conforme as três métricas utilizadas, encontra-se o método baseado em filtragem tipo FIR. Como já foi explicado com anterioridade, no caso dos experimentos dos sinais sintéticos com ruído sintético, este tipo de filtragem se bem é custoso computacionalmente com respeito a outros tipos de filtragem digital, é muito eficiente já que ao ter muitos coeficientes permite que o filtro tenha uma inclinação bem acentuada o que contribui com uma alta mitigação do ruído. Na Figura 56 pode ser observada a janela de 1 segundo, centrada no ponto da maior distorção conforme a métrica MAD.



**Figura 56: Resultado do método baseado em filtragem FIR no ECG real na janela de 1 segundo, centrada no ponto da maior distorção conforme a métrica MAD.**

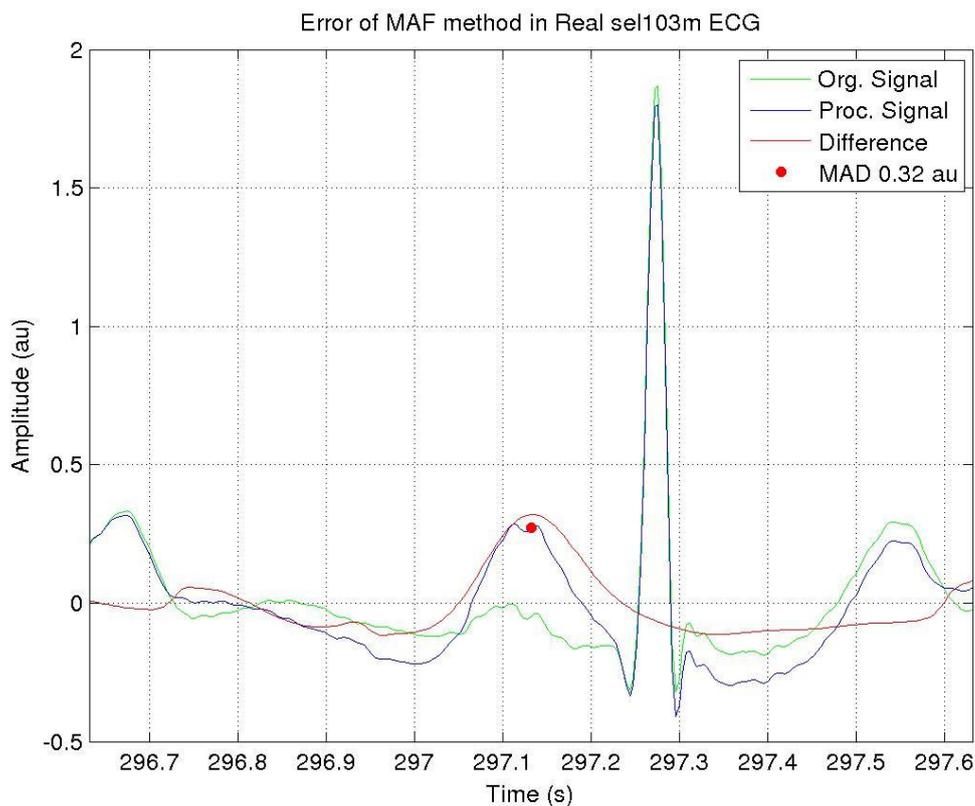
No 2º lugar, conforme as métricas utilizadas, encontra-se o método baseado em filtragem tipo IIR. Este tipo de filtragem é menos preciso pelo fato de conter menos coeficientes. Sua inclinação é menos acentuada, o que permite que parte do ruído não seja filtrado. Na Figura 57 pode ser observada a janela de 1 segundo, centrada no ponto da maior distorção conforme a métrica MAD.



**Figura 57: Resultado do método baseado em filtragem IIR no ECG real na janela de 1 segundo, centrada no ponto da maior distorção conforme a métrica MAD.**

No 3<sup>o</sup> lugar, conforme as três métricas utilizadas, encontra-se o método baseado no filtro de média móvel o qual é um tipo de filtro que trabalha no domínio tempo. Apesar do lugar obtido no *rank*, na Figura 58 pode ser observado que o ponto onde encontra-se a maior distorção conforme a métrica MAD está na onda P e é considerável.

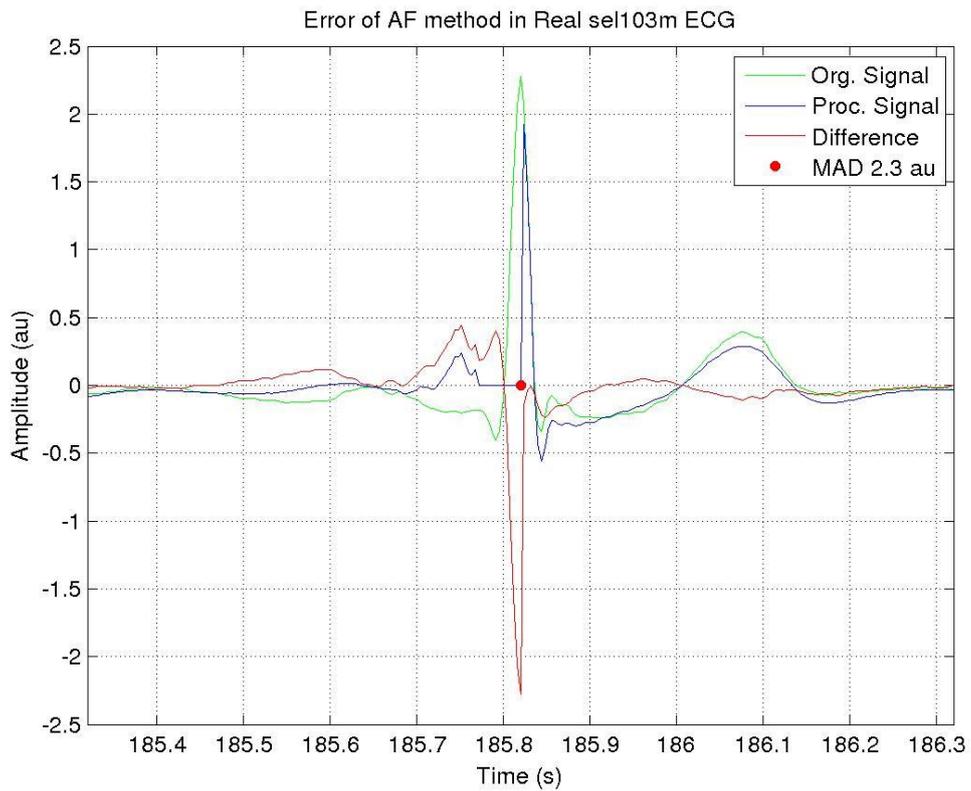
No último lugar, conforme à métrica MAD, encontra-se o método de filtragem adaptativa. Na Figura 59 pode ser observado que a maior distorção neste método está próxima do início da onda R. Isso é devido ao próprio funcionamento do método da filtragem adaptativa que a partir do ponto R cria janelas onde é aplicada a filtragem.



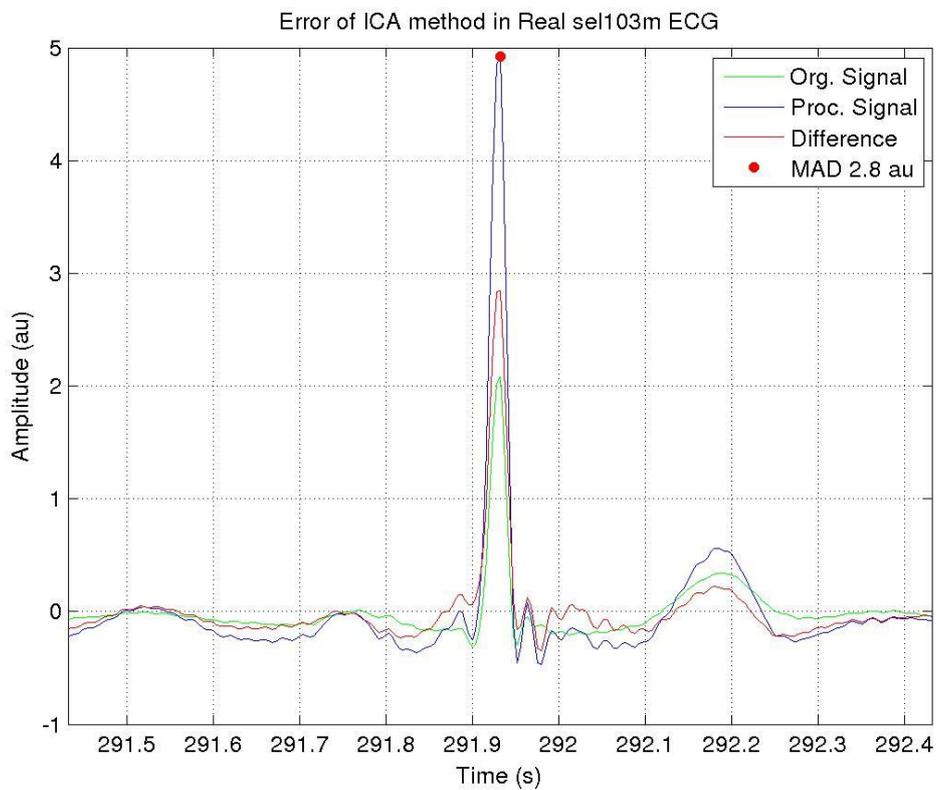
**Figura 58: Resultado do método baseado em MAF no ECG real na janela de 1 segundo, centrada no ponto da maior distorção conforme a métrica MAD.**

O efeito de distorção que se observa é gerado pelo fato de que essas janelas não são juntadas pelo algoritmo de forma correta.

Conforme as métricas de erro acumulado SSD e PRD o método de pior desempenho é o baseado em ICA, as razões possíveis são similares às citadas nos resultados dos experimentos com sinais sintéticos, por conta de que as FLB devidas à respiração são bem similares a uma senoide de baixa frequência e as ondas P e T do ECG são similares a semiciclos positivos de senoides. Tudo isto faz com que estes dois sinais tenham uma baixa covariância nestes segmentos, o que causa o mau funcionamento do método, gerando distorções. Na Figura 60 pode ser observada a janela de 1 segundo centrada no ponto da maior distorção conforme a métrica MAD.



**Figura 59:** Resultado do método baseado em filtragem adaptativa no ECG real na janela de 1 segundo, centrada no ponto da maior distorção conforme a métrica MAD.



**Figura 60:** Resultado do método baseado em ICA no ECG real na janela de 1 segundo, centrada no ponto da maior distorção conforme a métrica MAD.

Através da aplicação de várias métricas de similaridade e da avaliação qualitativa dos sinais obtidos nos experimentos pode-se constatar que o método baseado em filtragem digital clássica tipo FIR, com frequência de corte  $f_c = 0,67$  Hz, apresentou melhores resultados. Essa técnica se colocou no 1º primeiro lugar no ordenamento e foi o que menos distorceu o sinal de ECG no experimento com sinais reais e ruído real. Também obteve o 2º lugar em sinais com ECG sintético e ruído simulado através de uma senoide de 0,60 Hz, perdendo neste experimento somente para o método baseado em *splines* cúbicos. Este último teve um comportamento muito ruim com sinais reais e ruído real obtendo o sexto lugar. Isto permite chegar à conclusão de que o método baseado em *splines* cúbicos é bom apenas para a eliminação de sinais simples como é o caso da senoide, nos casos de uma FLB artificial ou de FLB geradas pela respiração quando o ECG é adquirido em repouso.

## 6 CONCLUSÕES

A caracterização espectral das FLB em sinais bioelétricos adquiridos durante exercício intenso mostrou que seu conteúdo espectral é superior a 0,67 Hz e são devidas principalmente ao movimento dos eletrodos e, em menor medida, à respiração. Desta forma a aplicação da filtragem passa-altas tipo IIR segundo as recomendações da AHA não garante a eliminação total das FLB nestas condições.

Conforme os resultados obtidos nos experimentos realizados através da aplicação de várias métricas de similaridades, foi comprovado que o método baseado em filtragem digital clássica tipo FIR com frequência de corte  $f_c = 0,67$  Hz foi o que obteve o melhor desempenho (1º lugar na lista de classificação). Ele foi o que menos distorceu o sinal de ECG e obteve um bom comportamento em todos os experimentos realizados. O segundo método com melhores resultados foi o que utiliza a filtragem clássica tipo IIR.

Podemos dizer então que, apesar da existência de métodos modernos para o processamento digital de sinais, tais como a transformada *wavelet*, decomposição em modos empíricos, análise de componentes independentes e outros não tão recentes, mas muito utilizados, tais como a interpolação baseada em *splines* cúbicos, filtragem adaptativa LMS e filtragem de média móvel, a filtragem clássica prevaleceu, mostrando bons resultados na mitigação das flutuações de linha base.

No entanto, pode-se conferir nos resultados que, mesmo os métodos que apresentaram os melhores desempenhos na eliminação das flutuações de linha base geram distorções no sinal de ECG recuperado, que pode atrapalhar a detecção dos pontos clinicamente críticos.

Como trabalho futuro nesta linha de pesquisa propõe-se o uso das técnicas baseadas em *Deep Learning*, especialmente as redes neurais convolutivas e as redes recorrentes, para tentar criar filtros “inteligentes” que consigam separar o sinal de ECG das FLB com a menor distorção possível.

## REFERÊNCIAS

BARATI, Z.; AYATOLLAHI, A. Baseline Wandering Removal by Using Independent Component Analysis to Single-Channel ECG data. *2006 International Conference on Biomedical and Pharmaceutical Engineering*, n. 1, p. 152–156, 2006.

BARRETT, KE. Ganong fisiología médica. 2013. Disponível em: <[https://scholar.google.com.br/scholar?cluster=11586919927323905669&hl=es&as\\_sdt=0,5#0](https://scholar.google.com.br/scholar?cluster=11586919927323905669&hl=es&as_sdt=0,5#0)>. Acesso em: 10 maio 2016.

BENDAT, Julius S; PIERSOL, Allan G. *Random data: analysis and measurement procedures*. [S.l.]: John Wiley & Sons, 2011. v. 729.

BESTERMAN, E; CREESE, R. Waller--pioneer of electrocardiography. *British heart journal*, v. 42, n. 1, p. 61–4, jul. 1979. Disponível em: <<http://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/383122>>. Acesso em: 11 jan. 2017.

BLANCO-VELASCO, Manuel; WENG, Binwei; BARNER, Kenneth 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, 2008.

BUENDÍA-FUENTES, F. *et al.* High-Bandpass Filters in Electrocardiography: Source of Error in the Interpretation of the ST Segment. *ISRN Cardiology*, v. 2012, p. 1–10, 2012.

CANAN, Suleyman; OZBAY, Yuksel; KARLIK, Bekir. A method for removing low varying frequency trend from ECG signal. 1997, [S.l.]: IEEE, 1997. p. 144–145.

CHAUDHARY, Mahipal Singh; KAPOOR, Rajiv Kumar; SHARMA, Akshay Kumar. Comparison between different wavelet transforms and thresholding techniques for ECG denoising. 2015, [S.l.: s.n.], 2015. p. 1–6.

CHOUHAN, VS S; MEHTA, Sarabjeet Singh SS. Total removal of baseline

drift from ECG signal. 2007, [S.l.]: IEEE, 2007. p. 512–515. Disponível em: <[http://ieeexplore.ieee.org/xpls/abs\\_all.jsp?arnumber=4127422](http://ieeexplore.ieee.org/xpls/abs_all.jsp?arnumber=4127422)>. Acesso em: 12 jan. 2017.

COPE, Z. Augustus Desiré Waller (1856-1922). *Medical history*, v. 17, n. 4, p. 380–5, out. 1973. Disponível em: <<http://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/4606255>>. Acesso em: 11 jan. 2017.

CUNHA, PAULO C. N. *et al.* Eletrocardiográfico digital portátil para o monitoramento de sinais ecg p. 2012, [S.l.: s.n.], 2012. p. 2721–2726.

DELORME, A; MAKEIG, S; SEJNOWSKI, T. Automatic artifact rejection for EEG data using high-order statistics and independent component analysis. 2001. Disponível em: <<http://www.inc.ucsd.edu/ica2001/117-delorme.pdf>>. Acesso em: 5 maio 2016.

DIPERSIO, D. A.; BARR, R. C. Evaluation of the fan method of adaptive sampling on human electrocardiograms. *Engineering, Biological*, n. September, p. 401–410, 1985.

FERNÁNDEZ, M; PALLÁS-ARENAY, R. Ag-AgCl electrode noise in high-resolution ECG measurements. *Biomedical instrumentation & technology / Association for the Advancement of Medical Instrumentation*, v. 34, n. 2, p. 125–30, 1999. Disponível em: <<http://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/10820641>>. Acesso em: 22 jun. 2016.

FERNANDEZ, Mireya; PALLAS-ARENAY, Ramon. Electrode contact noise in surface biopotential measurements. out. 1992, [S.l.]: IEEE, out. 1992. p. 123–124. Disponível em: <<http://ieeexplore.ieee.org/lpdocs/epic03/wrapper.htm?arnumber=5760887>>. Acesso em: 10 maio 2016.

FRIESEN, G M *et al.* A comparison of the noise sensitivity of nine QRS detection algorithms. *IEEE transactions on bio-medical engineering*, v. 37, n. 1, p. 85–98, jan. 1990. Disponível em: <<http://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/2303275>>. Acesso em: 17 maio 2016.

GÄVERT, Hugo *et al.* The FastICA package for MATLAB. *Lab Comput Inf Sci Helsinki Univ. Technol*, 2005.

GÓMEZ, Luis Alberto. *Las enfermedades cardiovasculares: un problema de salud pública y un reto global. Biomédica*. [S.l: s.n.]. Disponível em: <<http://pruebas.revistabiomedica.org/index.php/biomedica/article/view/626>>. Acesso em: 10 maio 2016. , 2011

GRADWOHL, J.R. *et al.* Comparison of two methods for removing baseline wander in the ECG. 1988, [S.l.]: IEEE Comput. Soc. Press, 1988. p. 493–496. Disponível em: <<http://ieeexplore.ieee.org/lpdocs/epic03/wrapper.htm?arnumber=72668>>. Acesso em: 6 maio 2016.

HAMILTON, PS; TOMPKINS, WJ. Quantitative investigation of QRS detection rules using the MIT/BIH arrhythmia database. *Biomedical Engineering, IEEE ...*, 1986. Disponível em: <[http://ieeexplore.ieee.org/xpls/abs\\_all.jsp?arnumber=4122227](http://ieeexplore.ieee.org/xpls/abs_all.jsp?arnumber=4122227)>. Acesso em: 4 maio 2016.

HILDEBRAND, FB. Introduction to numerical analysis. 1987. Disponível em: <[https://books.google.com.br/books?hl=es&lr=&id=f7We11dz0\\_kC&oi=fnd&pg=PP1&dq=F.+B.+Hildebrand+Introduction+to+Numerical+Analysis+McGraw-Hill+Book+Company+Inc.+1974&ots=7EjuZqMpBC&sig=1JkXazYEnkxVf6j1ziQnb1PPA84](https://books.google.com.br/books?hl=es&lr=&id=f7We11dz0_kC&oi=fnd&pg=PP1&dq=F.+B.+Hildebrand+Introduction+to+Numerical+Analysis+McGraw-Hill+Book+Company+Inc.+1974&ots=7EjuZqMpBC&sig=1JkXazYEnkxVf6j1ziQnb1PPA84)>. Acesso em: 12 jan. 2017.

HUANG, NE; ATTOH-OKINE, NO. The Hilbert-Huang transform in

engineering. 2005. Disponível em:  
 <[https://books.google.com.br/books?hl=es&lr=&id=bO\\_KBQAAQBAJ&oi=fnd&pg=PP1&dq=N.+Huang,+N.O.+Attoh-Okine,+in:N.+Huang,+N.O.+Attoh-Okine+\(Eds.\),+The+Hilbert%25E2%2580%2593Huang+Transform+in+Engineering,+CRC+Press,+Boca+Raton,+FL,+2005.&ots=QWsvHES9c-&sig=19rp75V6NK9RsADh2f5Rxxh0I510](https://books.google.com.br/books?hl=es&lr=&id=bO_KBQAAQBAJ&oi=fnd&pg=PP1&dq=N.+Huang,+N.O.+Attoh-Okine,+in:N.+Huang,+N.O.+Attoh-Okine+(Eds.),+The+Hilbert%25E2%2580%2593Huang+Transform+in+Engineering,+CRC+Press,+Boca+Raton,+FL,+2005.&ots=QWsvHES9c-&sig=19rp75V6NK9RsADh2f5Rxxh0I510)>. Acesso em: 2 maio 2016.

HUANG, Norden E *et al.* The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis. 1998, [S.l.]: The Royal Society, 1998. p. 903–995.

HYVÄRINEN, A. Fast and robust fixed-point algorithms for independent component analysis. *IEEE transactions on neural networks / a publication of the IEEE Neural Networks Council*, v. 10, n. 3, p. 626–34, jan. 1999. Disponível em: <<http://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/18252563>>. Acesso em: 5 maio 2016.

HYVÄRINEN, A; OJA, E. Independent component analysis: algorithms and applications. *Neural networks*, 2000. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0893608000000265>>. Acesso em: 5 maio 2016.

KAUR, Manpreet; SINGH, Birmohan; SEEMA. Comparison of different approaches for removal of baseline wander from ECG signal. 2011, New York, New York, USA: ACM Press, 2011. p. 1290. Disponível em: <<http://portal.acm.org/citation.cfm?doid=1980022.1980307>>.

KINCAID, D *et al.* Análisis numérico: las matemáticas del cálculo científico. 1994. Disponível em: <<https://dialnet.unirioja.es/servlet/libro?codigo=375070>>. Acesso em: 12 jan. 2017.

KLIGFIELD, Paul *et al.* Recommendations for the standardization and

interpretation of the electrocardiogram: part I: the electrocardiogram and its technology a scientific statement from the American Heart Association Electrocardiography and Arrhythmias Committee, Council on Clin. *Journal of the American College of Cardiology*, v. 49, n. 10, p. 1109–1127, 2007.

KUMAR, K. Sravan; YAZDANPANA, Babak; KUMAR, P Rajesh. Removal of noise from electrocardiogram using digital FIR and IIR filters with various methods. abr. 2015, [S.l.]: IEEE, abr. 2015. p. 0157–0162. Disponível em: <<http://ieeexplore.ieee.org/lpdocs/epic03/wrapper.htm?arnumber=7322780>>. Acesso em: 6 maio 2016.

LAGUNA, P *et al.* A database for evaluation of algorithms for measurement of QT and other waveform intervals in the ECG. *Computers in Cardiology 1997*, v. 24, p. 673–676, 1997. Disponível em: <[http://ieeexplore.ieee.org/xpls/abs\\_all.jsp?arnumber=648140](http://ieeexplore.ieee.org/xpls/abs_all.jsp?arnumber=648140)>. Acesso em: 1 nov. 2016.

LAGUNA, P; JANE, Raimon; CAMINAL, Pere. Adaptive filtering of ECG baseline wander. 1992, [S.l.: s.n.], 1992. p. 508–509.

LEACH, K.N. A survey paper on independent component analysis. 2002, [S.l.]: IEEE, 2002. p. 239–242. Disponível em: <<http://ieeexplore.ieee.org/lpdocs/epic03/wrapper.htm?arnumber=1027042>>. Acesso em: 5 maio 2016.

LEE, J; LEE, K J; YOO, S K. Development of a new signal processing algorithm based on independent component analysis for single channel ECG data. *Conference proceedings : ... Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society. IEEE Engineering in Medicine and Biology Society. Annual Conference*, v. 1, p. 224–6, jan. 2004. Disponível em:

<<http://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/17271650>>. Acesso em: 5 maio 2016.

LONGINI, R. L. *et al.* Filtering without Phase Shift. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, v. BME-22, n. 5, p. 432–433, set. 1975. Disponível em: <<http://ieeexplore.ieee.org/lpdocs/epic03/wrapper.htm?arnumber=4120956>>. Acesso em: 6 maio 2016.

MALIK, Marek. Heart rate variability. *European Heart Journal*, v. 17, p. 354–381, 1996. Disponível em: <<http://www.mendeley.com/research/guidelines-heart-rate-variability-2/>>.

MALLAT, S. A wavelet tour of signal processing: the sparse way. 2008. Disponível em: <[https://books.google.com.br/books?hl=es&lr=&id=5qzeLJljuLoC&oi=fnd&pg=PP1&dq=A+Wavelet+Tour+of+Signal+Processing,+Third+Edition:+The+Sparse+Way,&ots=97phviI08p&sig=GnL6ItHNqDcdB1WaeXTUSIN\\_o58](https://books.google.com.br/books?hl=es&lr=&id=5qzeLJljuLoC&oi=fnd&pg=PP1&dq=A+Wavelet+Tour+of+Signal+Processing,+Third+Edition:+The+Sparse+Way,&ots=97phviI08p&sig=GnL6ItHNqDcdB1WaeXTUSIN_o58)>. Acesso em: 15 jan. 2017.

MCSHARRY, Patrick E. *et al.* A dynamical model for generating synthetic electrocardiogram signals. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, v. 50, n. 3, p. 289–294, mar. 2003. Disponível em: <<http://ieeexplore.ieee.org/lpdocs/epic03/wrapper.htm?arnumber=1186732>>. Acesso em: 23 jun. 2016.

MEYER, C R; KEISER, H N. Electrocardiogram baseline noise estimation and removal using cubic splines and state-space computation techniques. *Computers and Biomedical Research*, v. 10, n. 5, p. 459–470, 1977. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/0010480977900210>>. Acesso em: 22 jun. 2016.

MISITI, M *et al.* *Wavelet Toolbox for use with MATLAB*. [S.l.: s.n.], 1997. Disponível em:

<[https://scholar.google.com.br/scholar?q=Wavelet+Toolbox+Computation+Visualization+Programming+User%2527s+Guide&btnG=&hl=es&as\\_sdt=0%252C5#0](https://scholar.google.com.br/scholar?q=Wavelet+Toolbox+Computation+Visualization+Programming+User%2527s+Guide&btnG=&hl=es&as_sdt=0%252C5#0)>. Acesso em: 12 maio 2016.

MOODY, George B; MULDROW, W; MARK, Roger G. A noise stress test for arrhythmia detectors. *Computers in cardiology*, v. 11, n. 3, p. 381–384, 1984.

MOZAFFARY, Behzad; TINATI, Mohammad A. ECG Baseline Wander Elimination using Wavelet Packets. *World Academy of Science, Engineering and Technology*, v. 3, n. January, p. 14–16, 2005. Disponível em: <<http://citeseerx.ist.psu.edu/viewdoc/download?doi=10.1.1.308.6789&rep=rep1&type=pdf>>. Acesso em: 11 jan. 2017.

MURGATROYD, F D. *Handbook of Cardiac Electrophysiology: A Practical Guide to Invasive EP Studies and Catheter Ablation*. [S.l.]: REMEDICA, 2002. Disponível em: <<https://books.google.com.br/books?id=bVbU4gZJBk0C>>.

NETO, João Evangelista. *Desenvolvimento de métodos de processamento e inteligência computacional no ECG ambulatorial*. 2012. 2012.

NYGAARD, R.; MELNIKOV, G.; KATSAGGELOS, A. K. A rate distortion optimal ECG coding algorithm. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, v. 48, n. 1, p. 28–40, 2001.

PALLAS-ARENY, R.; COLOMINAS, J. Differential mode interferences in biopotential amplifiers. 1989, [S.l.]: IEEE, 1989. p. 1721–1722. Disponível em: <<http://ieeexplore.ieee.org/lpdocs/epic03/wrapper.htm?arnumber=96425>>. Acesso em: 22 jun. 2016.

PALLÁS-ARENY, R; WEBSTER, JG. Analog signal processing. 1999. Disponível em: <<https://books.google.com.br/books?hl=es&lr=&id=JpVk-x-UGroC&oi=fnd&pg=PA122&dq=PALL%25C3%2580S%25E2%2580%2593ARENY>,

+R.+Analog+Signal+Processing.+Nova+York:+John+Wiley+%2526+Sons,+1999.&ots=Vi7zHPFfVz&sig=IU72sFLhn\_BPui9eKQYLQPmFbIY>. Acesso em: 18 maio 2016.

PHYSIOBANK, PhysioToolkit. PhysioNet: components of a new research resource for complex physiologic signals. *Circulation*. v101 i23. e215-e220, 2000.

PILIA, N A *et al.* The impact of baseline wander removal techniques on the ST segment in simulated ischemic 12-lead ECGs. *Current Directions in Biomedical Engineering*, v. 1, n. 1, p. 96–99, 2015.

POTTALA, Erik W. *et al.* Suppression of baseline wander in the ECG Using a bilinearly transformed, null-phase filter. *Journal of Electrocardiology*, v. 22, p. 243–247, jan. 1990. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0022073607801348>>. Acesso em: 6 maio 2016.

RILLING, Gabriel; FLANDRIN, Patrick. Bivariate empirical mode decomposition. ... *Processing Letters, IEEE*, v. 33, n. 0, p. 1–10, 2007. Disponível em: <[http://ieeexplore.ieee.org/xpls/abs\\_all.jsp?arnumber=4358014](http://ieeexplore.ieee.org/xpls/abs_all.jsp?arnumber=4358014)>.

SANTOPIETRO, R.F. The origin and characterization of the primary signal, noise, and interference sources in the high frequency electrocardiogram. *Proceedings of the IEEE*, v. 65, n. 5, p. 707–713, 1977. Disponível em: <<http://ieeexplore.ieee.org/lpdocs/epic03/wrapper.htm?arnumber=1454820>>. Acesso em: 22 jun. 2016.

SEISDEDOS, C R Vázquez; NETO, J E. Efeito da filtragem passa altas de tipo Butterworth no final da onda T do eletrocardiograma. 2014, Uberlândia, Minas Gerais: [s.n.], 2014.

SONALI; PATIAL, Payal. Different Techniques of Baseline Wandering Removal - A Review. *International Journal of Enhanced Research in Science*

*Technology & Engineering*, v. 2, n. 5, p. 37–43, 2013.

SÖRNMO, Leif; LAGUNA, Pablo. Bioelectrical signal processing in cardiac and neurological applications. 2005. Disponível em: <<https://books.google.com/books?hl=es&lr=&id=RQv7tFFXYyIC&pgis=1>>. Acesso em: 10 maio 2016.

TANRIVERDI, Volkan. *Removal of Baseline Wandering from the Electrocardiogram*. 2006. 1-142 f. 2006.

TOMPKINS, WJ. *Biomedical digital signal processing*. [S.l.: s.n.], 1993.

VAN ALSTÉ, J A; SCHILDER, T S. Removal of base-line wander and power-line interference from the ECG by an efficient FIR filter with a reduced number of taps. *IEEE transactions on bio-medical engineering*, v. 32, n. 12, p. 1052–60, dez. 1985. Disponível em: <<http://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/4077083>>. Acesso em: 6 maio 2016.

WANG, Zhou; BOVIK, Alan C. Mean Squared Error: Love It or Leave It? *IEEE Signal Processing Magazine*, v. 26, n. January, p. 98–117, 2009. Disponível em: <<http://ieeexplore.ieee.org/lpdocs/epic03/wrapper.htm?arnumber=4775883>>.

WARTAK, J; TREVIÑO, H V. Interpretación de electrocardiogramas. 1985. Disponível em: <<https://scholar.google.com.br/scholar?hl=es%7B&%7Dq=interpretaci%7B%25%7DC3%7B%25%7DB3n+de+electrocardiogramas+Joseph+wartak%7B&%7DbtnG=%7B&%7Dlr=%7B#%7D0>>.

WEBSTER, JG. Medical Instrumentation-Application and Design. *Journal of Clinical Engineering*, 1978. Disponível em: <[http://journals.lww.com/jcejournal/Citation/1978/07000/Medical\\_Instrumentation\\_Application\\_and\\_Design.17.aspx](http://journals.lww.com/jcejournal/Citation/1978/07000/Medical_Instrumentation_Application_and_Design.17.aspx)>. Acesso em: 17 maio 2016.

WORLD HEALTH ORGANIZATION. Global status report on noncommunicable diseases 2014. p. 176, 2014.

## APÊNDICE A: RESULTADOS DOS EXPERIMENTOS REALIZADOS

Tabela A1: Desempenho dos nove métodos de eliminação das FLBs avaliados com sinais sintéticos e ruídos sintéticos.

ECGSyn, $f_{ca}=70$ bpm, ruído: Seno 0.67Hz				ECGSyn, $f_{ca}=120$ bpm, ruído: Seno 0.67Hz			
	MAD	SSD	PRD		MAD	SSD	PRD
<b>ECG/ECG_n</b>	0,5030418	13528,2	146,121	<b>ECG/ECG_n</b>	0,512	14014,3	150,875
<b>Splines</b>	0,87225	16820,7	162,935	<b>Splines</b>	0,16388	814,382	36,3704
<b>FIR</b>	0,0839	576,954	31,6978	<b>FIR</b>	0,22035	3565,87	79,978
<b>IIR</b>	0,57987	12542,8	147,794	<b>IIR</b>	0,7145	15949,5	169,146
<b>AF</b>	0,50149	1441,13	53,2784	<b>AF</b>	1,15665	3520,16	84,4921
<b>MAF</b>	0,27243	1833,97	53,8009	<b>MAF</b>	0,37347	5108,9	91,0955
<b>ICA</b>	35,8196	3387397	2312,2	<b>ICA</b>	21,7318	1721756	1672,32
<b>ISSM</b>	0,3661	1862,09	54,2118	<b>ISSM</b>	0,38894	4326,17	83,8273
<b>EMD</b>	0,63989	13848,3	147,84	<b>EMD</b>	0,94449	17744,5	169,772
<b>TW</b>	0,20891	1060,92	40,9199	<b>TW</b>	0,24269	3964,97	80,2515

ECGSyn, $f_{ca}=70$ bpm, ruído: Seno 1Hz				ECGSyn, $f_{ca}=120$ bpm, ruído: Seno 1Hz			
	MAD	SSD	PRD		MAD	SSD	PRD
<b>ECG/ECG_n</b>	0,50304	13528,1	146,121	<b>ECG/ECG_n</b>	0,512	14014,2	150,875
<b>Splines</b>	1,17461	28188,5	210,925	<b>Splines</b>	0,57818	10948,3	133,354
<b>FIR</b>	0,08352	576,975	31,6984	<b>FIR</b>	0,22428	3565,82	79,9775
<b>IIR</b>	0,58117	12627,4	148,291	<b>IIR</b>	0,72265	16048,9	169,672
<b>AF</b>	0,50918	1446,72	53,3816	<b>AF</b>	1,15358	3522,08	84,5151
<b>MAF</b>	0,31166	2165,34	58,4596	<b>MAF</b>	0,40238	5329,69	93,0432
<b>ICA</b>	30,0071	2898485	2138,84	<b>ICA</b>	18,2563	1279260	1441,49
<b>ISSM</b>	0,47526	2373,77	61,2086	<b>ISSM</b>	0,39717	4802,05	88,3176
<b>EMD</b>	0,60369	13813,4	147,653	<b>EMD</b>	0,72313	17738,9	169,745
<b>TW</b>	0,34835	1564,27	49,6877	<b>TW</b>	0,35617	4465,37	85,1652

<b>ECGSyn, <math>f_{ca}=70</math>bpm, ruído: Seno 3Hz</b>				<b>ECGSyn, <math>f_{ca}=120</math>bpm, ruído: Seno 3Hz</b>			
	MAD	SSD	PRD		MAD	SSD	PRD
<b>ECG/ECG_n</b>	0,50304	13528,1	146,121	<b>ECG/ECG_n</b>	0,512	14014,2	150,875
<b>Splines</b>	1,06815	23057,1	190,764	<b>Splines</b>	0,91955	27185,9	210,139
<b>FIR</b>	0,2661	1784,1	55,7401	<b>FIR</b>	0,2855	3702,1	81,4914
<b>IIR</b>	0,66882	13077,5	150,911	<b>IIR</b>	0,73263	16133	170,116
<b>AF</b>	1,15909	1492,77	54,2247	<b>AF</b>	1,15772	3797,68	87,7595
<b>MAF</b>	0,47601	3529,14	74,6324	<b>MAF</b>	0,47896	5993,09	98,664
<b>ICA</b>	32,9838	2645028	2043,19	<b>ICA</b>	17,6737	1331087	1470,4
<b>ISSM</b>	0,45864	3212,05	71,2007	<b>ISSM</b>	0,48275	5651,36	95,8098
<b>EMD</b>	0,75066	15116,5	154,461	<b>EMD</b>	1,01176	17845,6	170,255
<b>TW</b>	0,46762	3366,43	72,8917	<b>TW</b>	0,51595	5113,47	91,1363

Tabela A2: Desempenho dos nove métodos de eliminação das FLBs avaliados com sinais sintéticos e ruídos reais.

ECGSyn, $f_{ca}=70$ bpm, ruído: Real BL filtros $f_c=0.67$ Hz				ECGSyn, $f_{ca}=120$ bpm, ruído: Real BL filtros $f_c=0.67$ Hz			
	MAD	SSD	PRD		MAD	SSD	PRD
<b>ECG/ECG_n</b>	0,5024736	1761,89	52,7329	<b>ECG/ECG_n</b>	0,5024736	1761,89	53,4961
<b>Splines</b>	0,47386	1502,08	48,6899	<b>Splines</b>	0,32833	1108,13	42,4258
<b>FIR</b>	0,22587	789,838	37,0875	<b>FIR</b>	0,34127	3778,85	82,3319
<b>IIR</b>	0,23031	830,51	38,0304	<b>IIR</b>	0,34276	3820,43	82,7835
<b>AF</b>	0,50175	1444,18	53,3349	<b>AF</b>	1,15665	3534,62	84,6655
<b>MAF</b>	0,27036	948,237	38,6858	<b>MAF</b>	0,33396	4183,8	82,4364
<b>ICA</b>	32,3335	3067558	2200,34	<b>ICA</b>	19,1563	1480958	1550,98
<b>ISSM</b>	0,35921	426,049	25,9312	<b>ISSM</b>	0,336	2608,96	65,098
<b>EMD</b>	0,24355	974,705	39,222	<b>EMD</b>	0,3299	4054,59	81,1534
<b>TW</b>	0,24861	966,82	39,063	<b>TW</b>	0,35914	4268,52	83,2668

ECGSyn, $f_{ca}=70$ bpm, ruído: Real BL filtros $f_c=3.1$ Hz				ECGSyn, $f_{ca}=120$ bpm, ruído: Real BL filtros $f_c=3.1$ Hz			
	MAD	SSD	PRD		MAD	SSD	PRD
<b>ECG/ECG_n</b>	0,5024736	1761,89	52,7329	<b>ECG/ECG_n</b>	0,5024736	1761,89	53,4961
<b>Splines</b>	0,47386	1502,08	48,6899	<b>Splines</b>	0,32833	1108,13	42,4258
<b>FIR</b>	0,34206	1826,33	56,396	<b>FIR</b>	0,3514	3744,27	81,9543
<b>IIR</b>	0,28721	1072,25	43,2123	<b>IIR</b>	0,3362	3677,83	81,2239
<b>AF</b>	0,50175	1444,18	53,3349	<b>AF</b>	1,15665	3534,62	84,6655
<b>MAF</b>	0,36939	1943,94	55,3904	<b>MAF</b>	0,3576	4308,44	83,6554
<b>ICA</b>	32,1685	3080386	2204,93	<b>ICA</b>	18,3858	1693891	1658,73
<b>ISSM</b>	0,39978	1914,99	54,9764	<b>ISSM</b>	0,41347	3344,1	73,701
<b>EMD</b>	0,2428	971,443	39,1563	<b>EMD</b>	0,34849	3942,31	80,0219
<b>TW</b>	0,30461	1225,61	43,9813	<b>TW</b>	0,34745	4105,02	81,6566

Tabela A3: Desempenho dos nove métodos de eliminação das FLBs avaliados com sinais reais e ruídos sintéticos.

ECGReal, QT Database, reg: sel100m, ruído: Seno 0.67Hz				ECGReal, QT Database, reg: sel103m, ruído: Seno 0.67Hz				ECGReal, QT Database, reg: sel116m, ruído: Seno 0.67Hz			
	MAD	SSD	PRD		MAD	SSD	PRD		MAD	SSD	PRD
<b>ECG/ECG_n</b>	0,5024305	9411,36	200,965	<b>ECG/ECG_n</b>	0,5055335	9527,97	113,994	<b>ECG/ECG_n</b>	0,5006797	9345,88	58,3239
<b>Splines</b>	1,38272	3144,96	116,172	<b>Splines</b>	0,83003	7801,34	103,149	<b>Splines</b>	1,77949	11805,7	65,5515
<b>FIR</b>	0,00176	0,03388	0,40125	<b>FIR</b>	0,00117	0,00928	0,11786	<b>FIR</b>	0,01767	0,9307	0,60961
<b>IIR</b>	0,48859	8050,43	195,587	<b>IIR</b>	0,49149	8150,2	110,432	<b>IIR</b>	0,48846	7994,52	56,4998
<b>AF</b>	1,48344	1054,06	75,3547	<b>AF</b>	2,27891	2975,65	71,1958	<b>AF</b>	3,83607	9705,32	65,7221
<b>MAF</b>	0,16704	527,159	47,5625	<b>MAF</b>	0,16822	561,503	27,673	<b>MAF</b>	0,48056	821,764	17,2946
<b>ICA</b>	32,2382	1310421	2371,37	<b>ICA</b>	11,2716	286559	625,155	<b>ICA</b>	6,49364	82833,8	173,636
<b>ISSM</b>	0,19176	367,533	39,7138	<b>ISSM</b>	0,24754	670,543	30,2409	<b>ISSM</b>	0,5341	1912,19	26,3816
<b>EMD</b>	0,55752	8911,32	195,553	<b>EMD</b>	0,7486	9125,72	111,562	<b>EMD</b>	0,84601	9015,69	57,2843
<b>TW</b>	0,09144	92,7929	19,955	<b>TW</b>	0,09747	98,1375	11,5691	<b>TW</b>	3,31825	14307,4	72,1634

ECGReal, QT Database, reg: sel100m, ruído: Seno 1Hz				ECGReal, QT Database, reg: sel103m, ruído: Seno 1Hz				ECGReal, QT Database, reg: sel116m, ruído: Seno 1Hz			
	MAD	SSD	PRD		MAD	SSD	PRD		MAD	SSD	PRD
<b>ECG/ECG_n</b>	0,5023924	9403,31	200,879	<b>ECG/ECG_n</b>	0,5055335	9527,97	113,994	<b>ECG/ECG_n</b>	0,5006418	9337,9	58,299
<b>Splines</b>	1,05697	18599,5	282,517	<b>Splines</b>	0,83003	7801,34	103,149	<b>Splines</b>	1,54739	25035,6	95,4586
<b>FIR</b>	0,03764	6,49166	5,55404	<b>FIR</b>	0,00117	0,00928	0,11786	<b>FIR</b>	0,42015	276,942	10,5159
<b>IIR</b>	0,50023	8292,24	198,503	<b>IIR</b>	0,49149	8150,2	110,432	<b>IIR</b>	0,52807	8239,67	57,3595
<b>AF</b>	1,48344	1055,61	75,4101	<b>AF</b>	2,27891	2975,65	71,1958	<b>AF</b>	3,82817	9778,41	65,9691
<b>MAF</b>	0,21922	791,655	58,2857	<b>MAF</b>	0,16822	561,503	27,673	<b>MAF</b>	0,65858	1984,43	26,8753
<b>ICA</b>	27,7326	1164259	2235,21	<b>ICA</b>	11,2716	286559	625,155	<b>ICA</b>	6,18429	83181,6	174
<b>ISSM</b>	0,22129	526,641	47,5391	<b>ISSM</b>	0,24754	670,543	30,2409	<b>ISSM</b>	0,67267	2458,54	29,914
<b>EMD</b>	0,77985	9513,65	202,054	<b>EMD</b>	0,7486	9125,72	111,562	<b>EMD</b>	0,96565	9597,21	59,1029
<b>TW</b>	0,16291	237,069	31,8956	<b>TW</b>	0,09747	98,1375	11,5691	<b>TW</b>	3,3072	14595,5	72,8864

<b>ECGReal, QT Database, reg: sel100m, ruido: Seno 3Hz</b>				<b>ECGReal, QT Database, reg: sel103m, ruido: Seno 3Hz</b>				<b>ECGReal, QT Database, reg: sel116m, ruido: Seno 3Hz</b>			
	MAD	SSD	PRD		MAD	SSD	PRD		MAD	SSD	PRD
<b>ECG/ECG_n</b>	0,5023924	9403,32	200,879	<b>ECG/ECG_n</b>	0,5054952	9519,83	113,945	<b>ECG/ECG_n</b>	0,5006418	9337,9	58,299
<b>Splines</b>	1,32836	17451,1	273,656	<b>Splines</b>	1,28242	17887,1	156,189	<b>Splines</b>	1,63495	25373,3	96,1004
<b>FIR</b>	0,18754	254,204	34,7554	<b>FIR</b>	0,17516	381,866	23,9038	<b>FIR</b>	1,44824	4133,6	40,627
<b>IIR</b>	0,58904	8528,39	201,31	<b>IIR</b>	0,58713	8624,51	113,6	<b>IIR</b>	1,0047	10175,9	63,7436
<b>AF</b>	1,46704	1054,98	75,3875	<b>AF</b>	2,26959	2971,78	71,1494	<b>AF</b>	3,8463	9812,72	66,0847
<b>MAF</b>	0,37431	1425,85	78,2223	<b>MAF</b>	0,36802	1873,83	50,5529	<b>MAF</b>	1,55128	5810,6	45,9882
<b>ICA</b>	19,56	624509	1637,05	<b>ICA</b>	13,5873	355711	696,514	<b>ICA</b>	6,08582	83722,6	174,565
<b>ISSM</b>	0,30437	779,386	57,8323	<b>ISSM</b>	0,41452	1516,42	45,4769	<b>ISSM</b>	1,67845	4306,54	39,5914
<b>EMD</b>	0,67058	9522,1	202,144	<b>EMD</b>	0,91202	9806,56	115,648	<b>EMD</b>	1,02082	10859,9	62,8709
<b>TW</b>	0,2827	855,364	60,5856	<b>TW</b>	0,44525	1670,1	47,7257	<b>TW</b>	3,33008	15169,9	74,3065

Tabela A4: Desempenho dos nove métodos de eliminação das FLBs avaliados com sinais reais e ruídos reais.

ECGReal, QT Database, reg: sel100m, ruído: Real BL filtros $f_c=0.67\text{Hz}$				ECGReal, QT Database, reg: sel103m, ruído: Real BL filtros $f_c=0.67\text{Hz}$				ECGReal, QT Database, reg: sel116m, ruído: Real BL filtros $f_c=0.67\text{Hz}$			
	MAD	SSD	PRD		MAD	SSD	PRD		MAD	SSD	PRD
<b>ECG/ECG_n</b>	0,5029435	1230,62	72,6702	<b>ECG/ECG_n</b>	0,5007339	1219,83	40,7879	<b>ECG/ECG_n</b>	0,5040119	1235,86	21,209
<b>Splines</b>	0,38646	364,967	39,575	<b>Splines</b>	0,50606	2426,45	57,5263	<b>Splines</b>	0,9497	7582,61	52,5346
<b>FIR</b>	0,20036	152,134	26,8871	<b>FIR</b>	0,19878	150,875	15,0252	<b>FIR</b>	0,20081	152,996	7,81611
<b>IIR</b>	0,23949	176,751	28,9809	<b>IIR</b>	0,23842	175,21	16,1916	<b>IIR</b>	0,24007	177,376	8,41585
<b>AF</b>	1,48344	1053,49	75,3343	<b>AF</b>	2,27891	2965,13	71,0698	<b>AF</b>	3,84194	9541,41	65,1647
<b>MAF</b>	0,27952	169,99	27,0088	<b>MAF</b>	0,3228	196,67	16,3776	<b>MAF</b>	0,42735	458,098	12,9127
<b>ICA</b>	0,35814	431,712	43,0418	<b>ICA</b>	3,48354	32513,4	210,578	<b>ICA</b>	1,11956	2687,06	31,2734
<b>ISSM</b>	0,36686	226,2	31,1559	<b>ISSM</b>	0,42202	518,518	26,5927	<b>ISSM</b>	0,52382	2667,76	31,1608
<b>EMD</b>	0,28882	212,409	30,1912	<b>EMD</b>	0,31985	233,575	17,8482	<b>EMD</b>	0,64833	474,463	13,1413
<b>TW</b>	0,28828	296,735	35,6844	<b>TW</b>	0,28705	295,693	20,0818	<b>TW</b>	3,28652	13579,9	70,3049

ECGReal, QT Database, reg: sel100m, ruído: Real BL filtros $f_c=3.1\text{Hz}$				ECGReal, QT Database, reg: sel1003, ruído: Real BL filtros $f_c=3.1\text{Hz}$				ECGReal, QT Database, reg: sel116m, ruído: Real BL filtros $f_c=3.1\text{Hz}$			
	MAD	SSD	PRD		MAD	SSD	PRD		MAD	SSD	PRD
<b>ECG/ECG_n</b>	0,5029435	1230,62	72,6702	<b>ECG/ECG_n</b>	0,5007339	1219,83	40,7879	<b>ECG/ECG_n</b>	0,50401	1235,86	21,209
<b>Splines</b>	0,38646	364,967	39,575	<b>Splines</b>	0,50606	2426,45	57,5263	<b>Splines</b>	0,9497	7582,61	52,5346
<b>FIR</b>	0,24659	284,601	36,7747	<b>FIR</b>	0,20829	412,334	24,8391	<b>FIR</b>	1,45248	4174,64	40,8282
<b>IIR</b>	0,23367	189,893	30,039	<b>IIR</b>	0,18596	180,445	16,4317	<b>IIR</b>	0,57936	1943,66	27,8587
<b>AF</b>	1,48344	1053,49	75,3343	<b>AF</b>	2,27891	2965,13	71,0698	<b>AF</b>	3,84194	9541,41	65,1647
<b>MAF</b>	0,23125	273,551	34,262	<b>MAF</b>	0,23402	706,099	31,0323	<b>MAF</b>	1,53905	4684,84	41,2937
<b>ICA</b>	0,35814	431,712	43,0418	<b>ICA</b>	3,48354	32513,4	210,578	<b>ICA</b>	1,11956	2687,06	31,2734
<b>ISSM</b>	0,21816	280,973	34,7237	<b>ISSM</b>	0,28495	1046,49	37,7788	<b>ISSM</b>	1,41039	3707,33	36,7339
<b>EMD</b>	0,26658	217,665	30,5624	<b>EMD</b>	0,3455	243,728	18,232	<b>EMD</b>	0,96318	784,97	16,903
<b>TW</b>	0,29708	150,16	25,3846	<b>TW</b>	0,31372	156,32	14,6012	<b>TW</b>	3,25586	13680,3	70,5642

Imagens da métrica MAD dos diferentes métodos em sinais sintéticos.

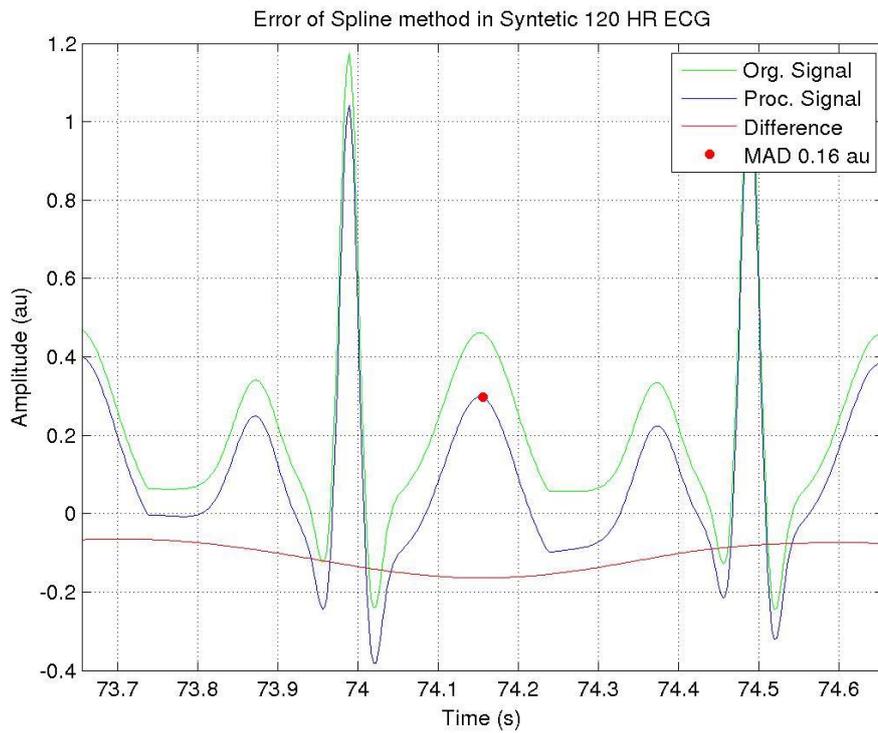


Figura A1: Resultado do método baseado em *splines* cúbicos no ECG sintético na janela de 1 segundo, centrada no ponto da maior distorção conforme a métrica MAD.

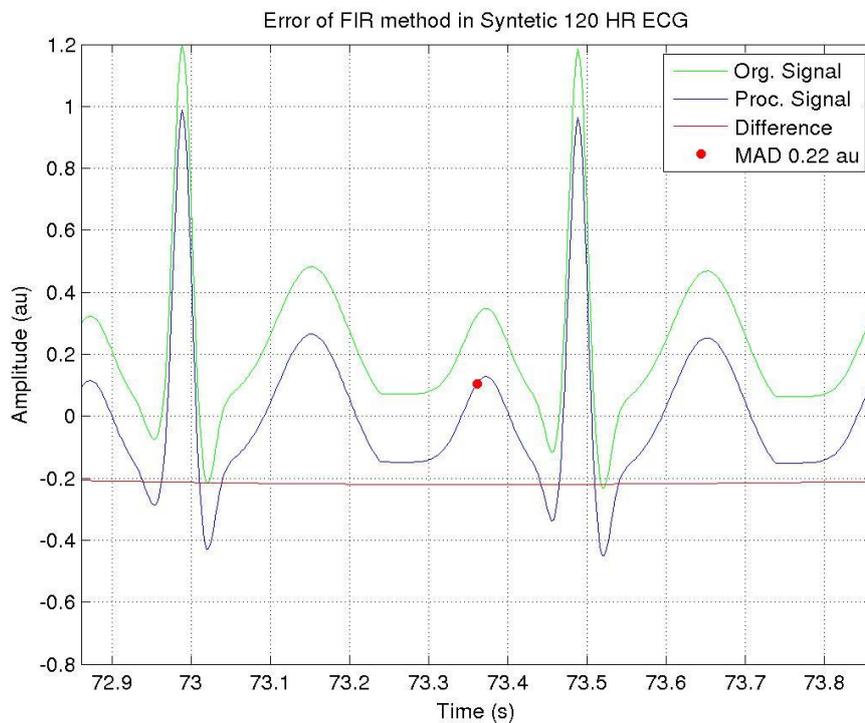
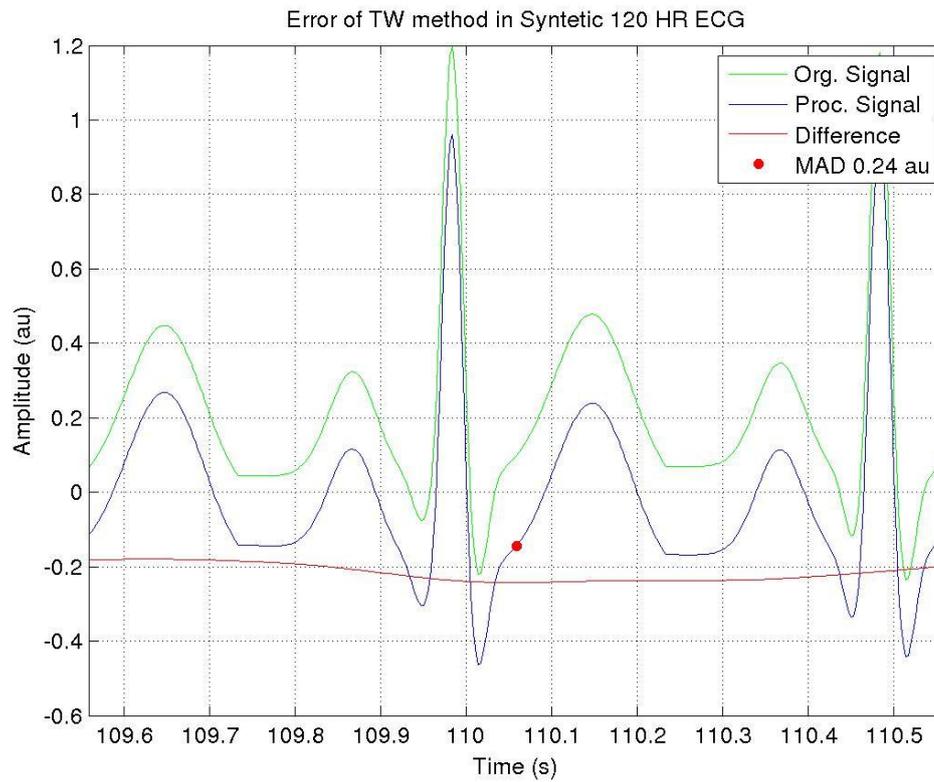
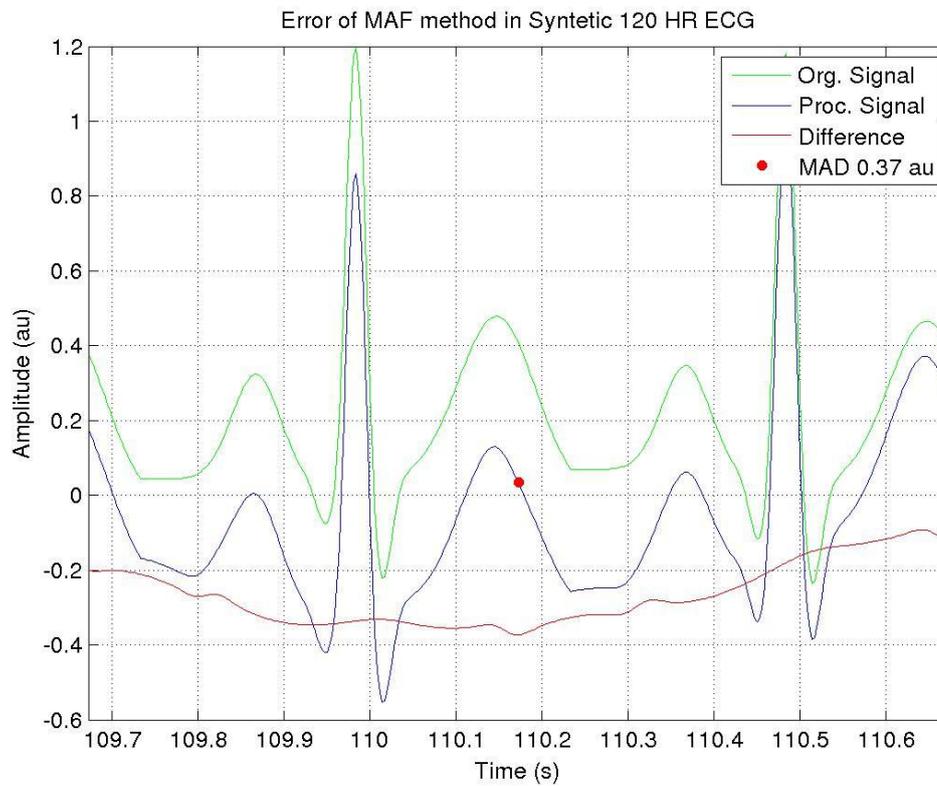


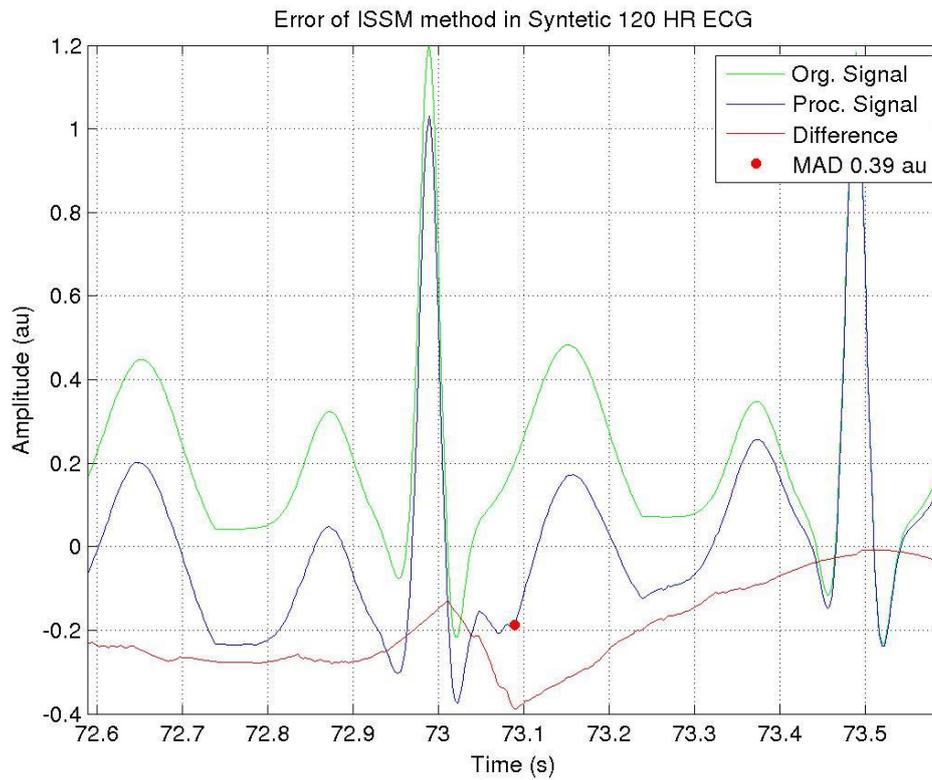
Figura A2: Resultado do método baseado em filtragem FIR no ECG sintético na janela de 1 segundo, centrada no ponto da maior distorção conforme a métrica MAD.



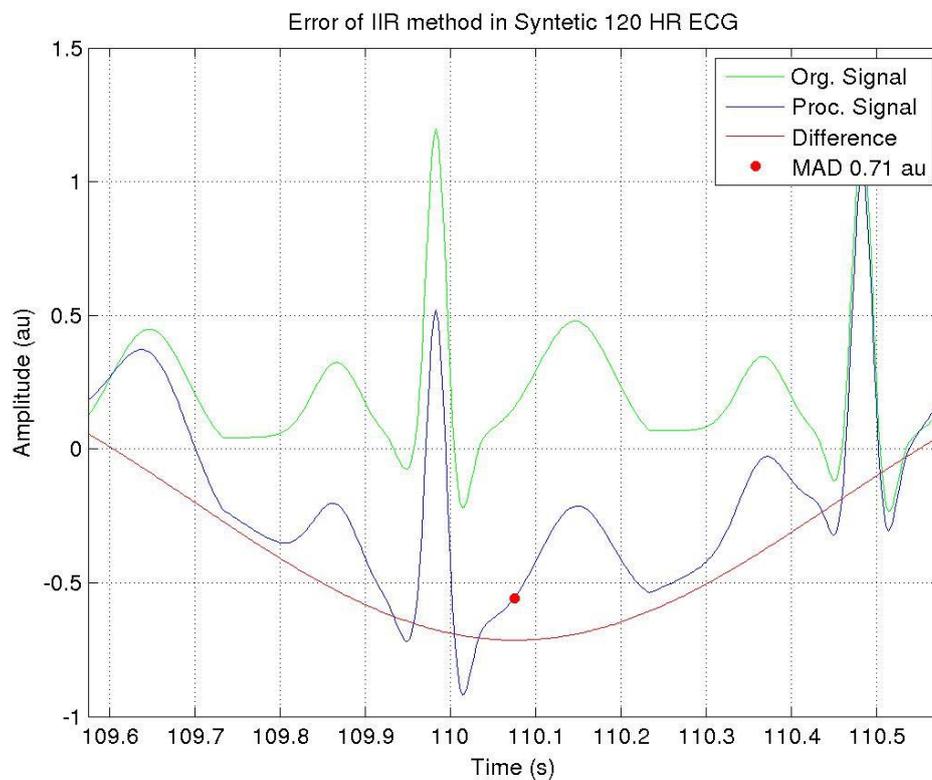
**Figura A3: Resultado do método baseado em TW no ECG sintético na janela de 1 segundo, centrada no ponto da maior distorção conforme a métrica MAD.**



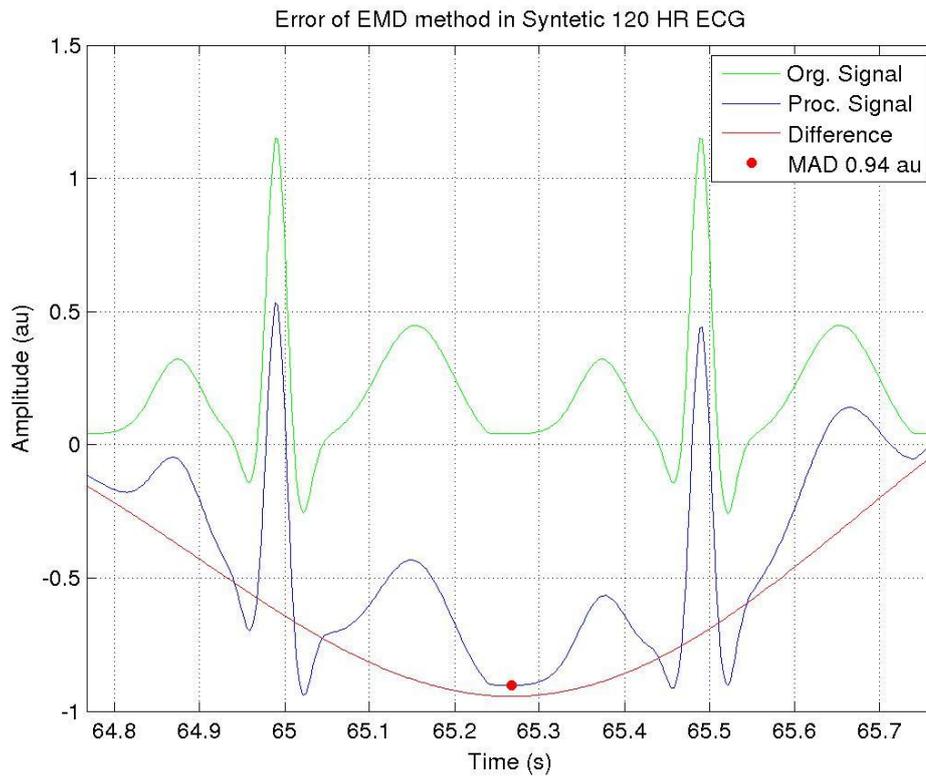
**Figura A4: Resultado do método baseado em MAF no ECG sintético na janela de 1 segundo, centrada no ponto da maior distorção conforme a métrica MAD.**



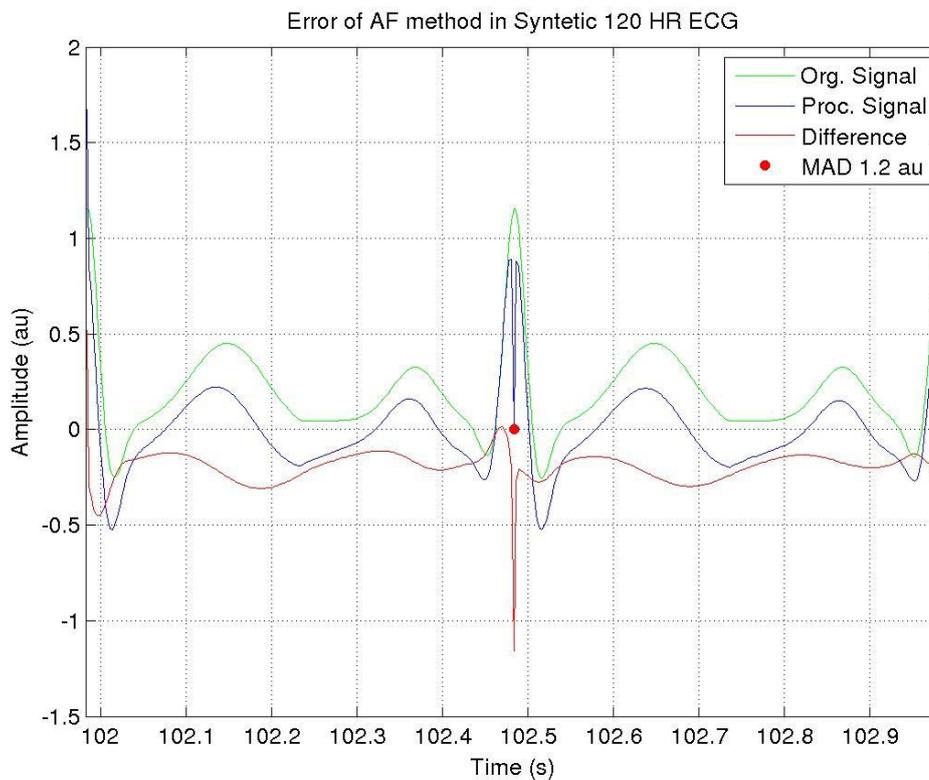
**Figura A5: Funcionamento do método ISSM no ECG sintético na janela de 1 segundo, centrada no ponto da maior distorção conforme a métrica MAD.**



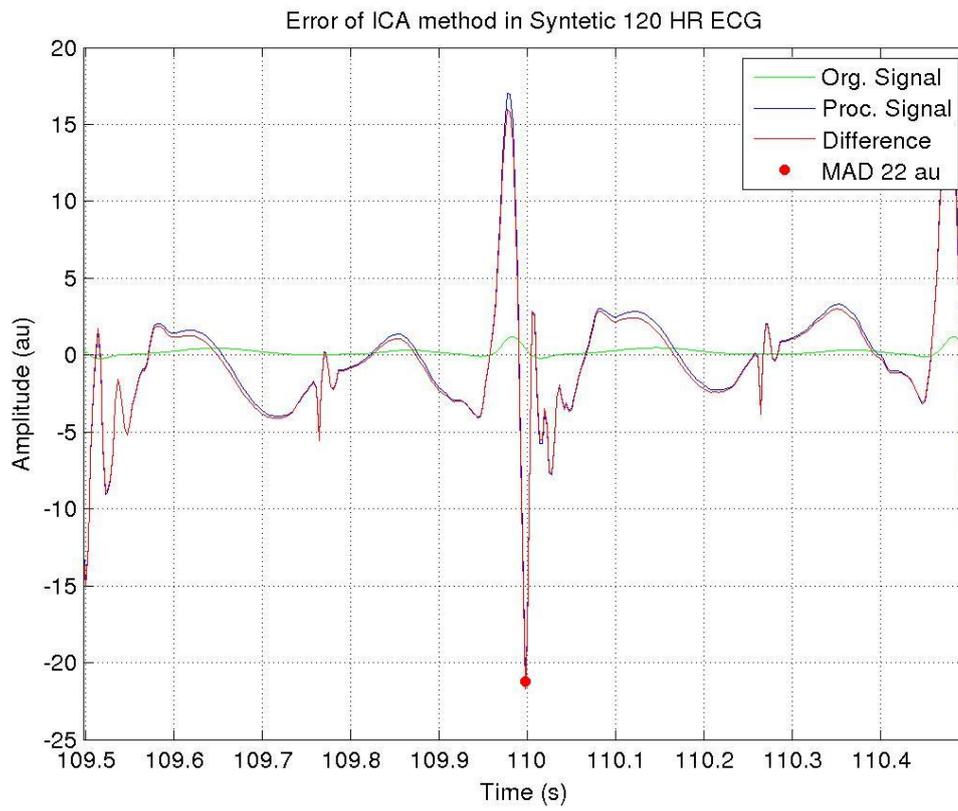
**Figura A6: Resultado do método baseado em filtragem IIR no ECG sintético na janela de 1 segundo, centrada no ponto da maior distorção conforme a métrica MAD.**



**Figura A7: Resultado do método baseado em EMD no ECG sintético na janela de 1 segundo, centrada no ponto da maior distorção conforme a métrica MAD.**

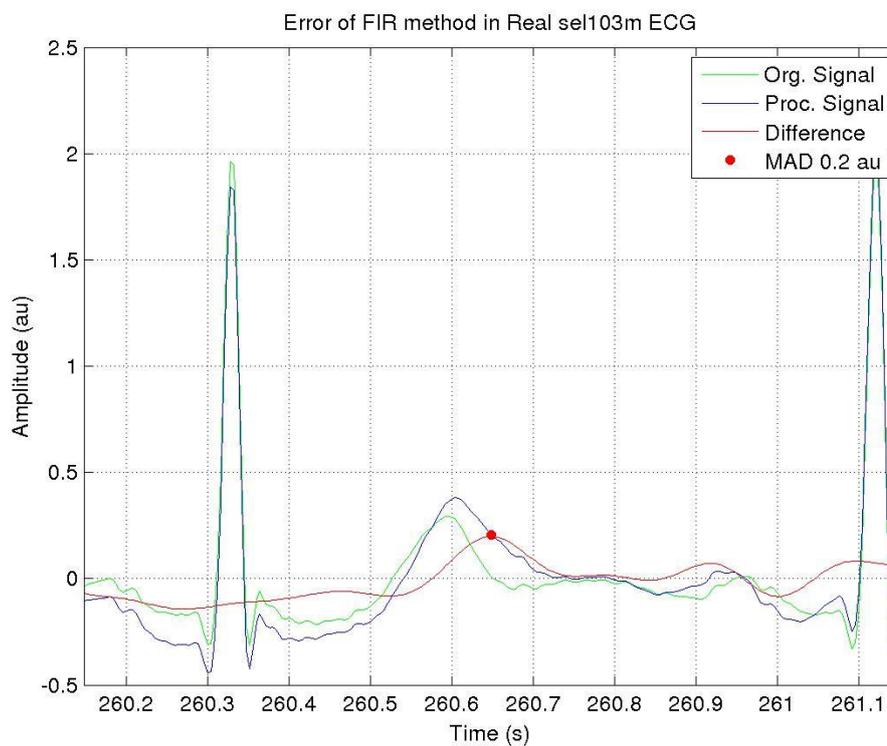


**Figura A8: Resultado do método baseado em filtragem adaptativa no ECG sintético na janela de 1 segundo, centrada no ponto da maior distorção conforme a métrica MAD.**

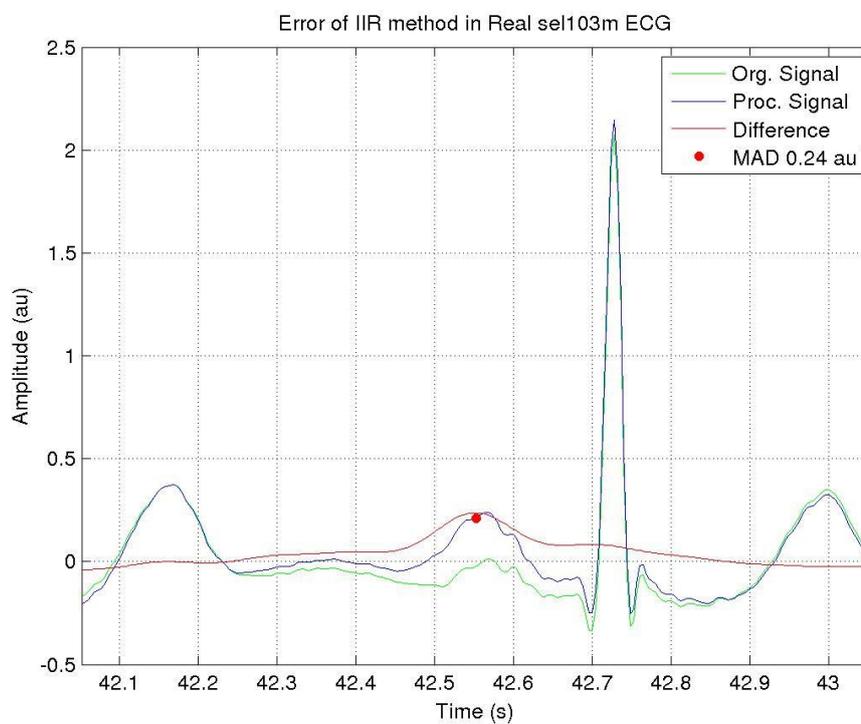


**Figura A9: Resultado do método baseado em ICA no ECG sintético na janela de 1 segundo, centrada no ponto da maior distorção conforme a métrica MAD.**

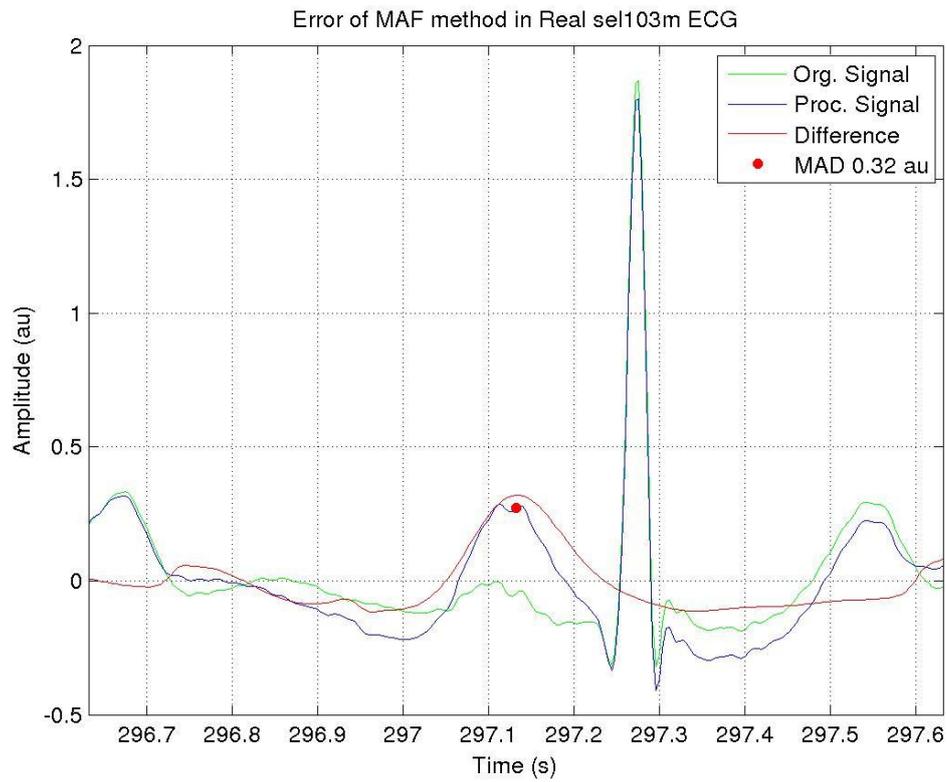
Imagens da métrica MAD dos diferentes métodos em sinais reais.



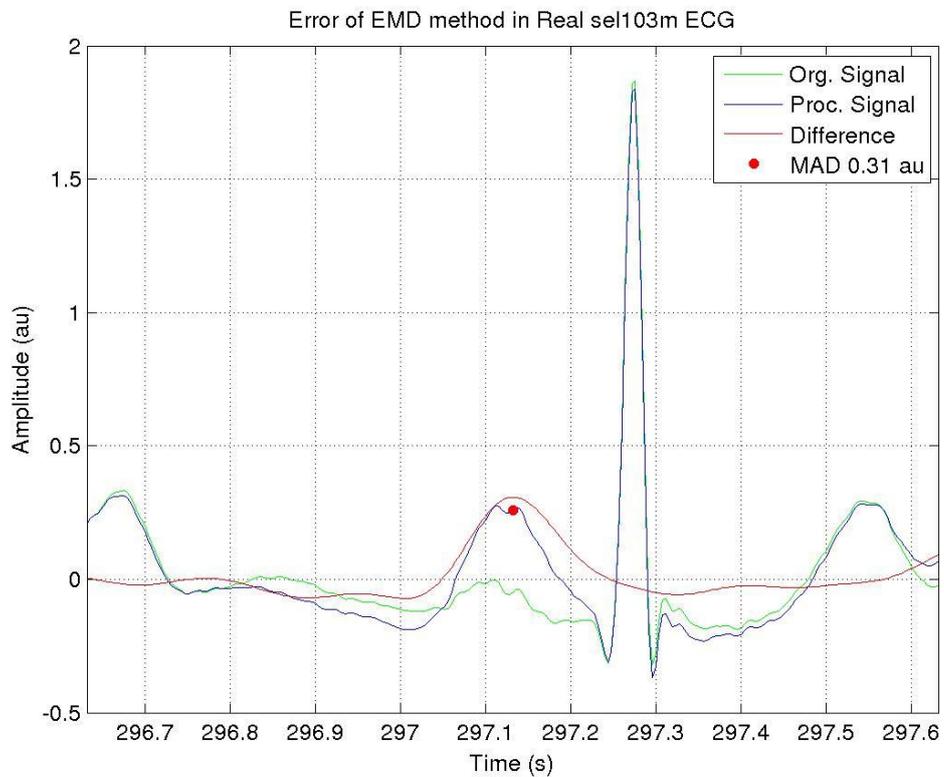
**Figura A10: Resultado do método baseado em filtragem FIR no ECG real na janela de 1 segundo, centrada no ponto da maior distorção conforme a métrica MAD.**



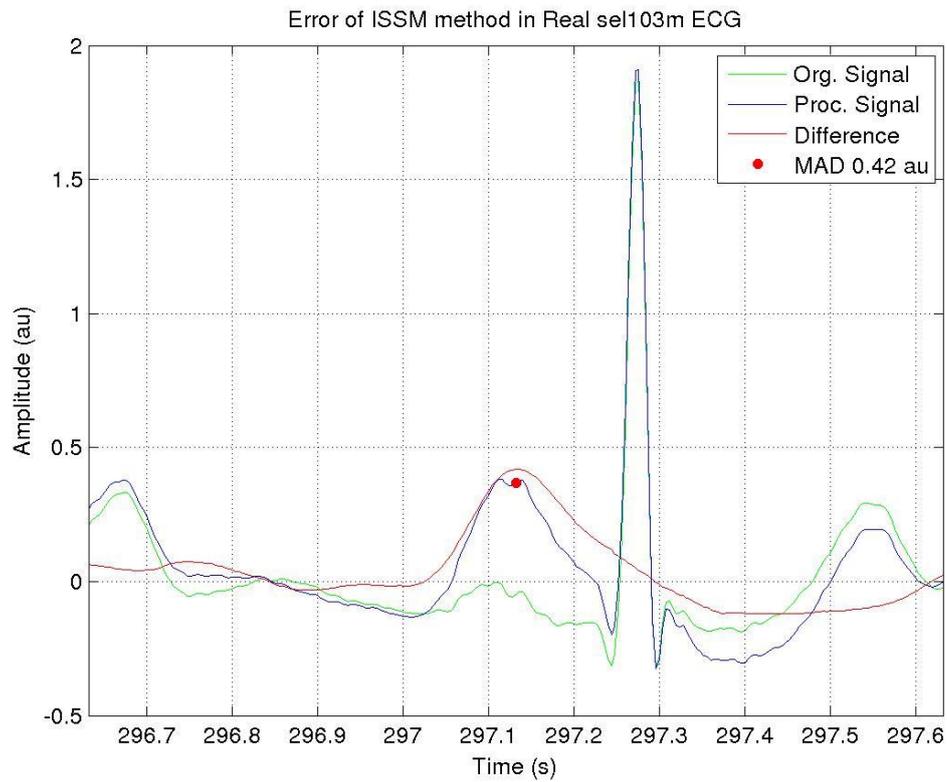
**Figura A11: Resultado do método baseado em filtragem IIR no ECG real na janela de 1 segundo, centrada no ponto da maior distorção conforme a métrica MAD.**



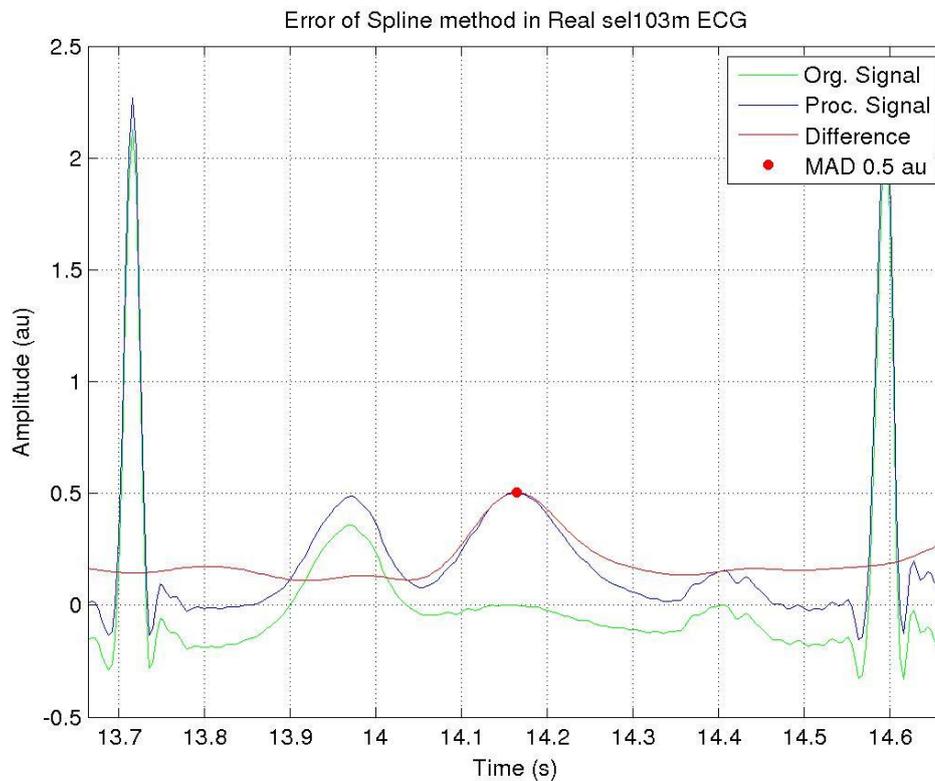
**Figura A12: Resultado do método baseado em MAF no ECG real na janela de 1 segundo, centrada no ponto da maior distorção conforme a métrica MAD.**



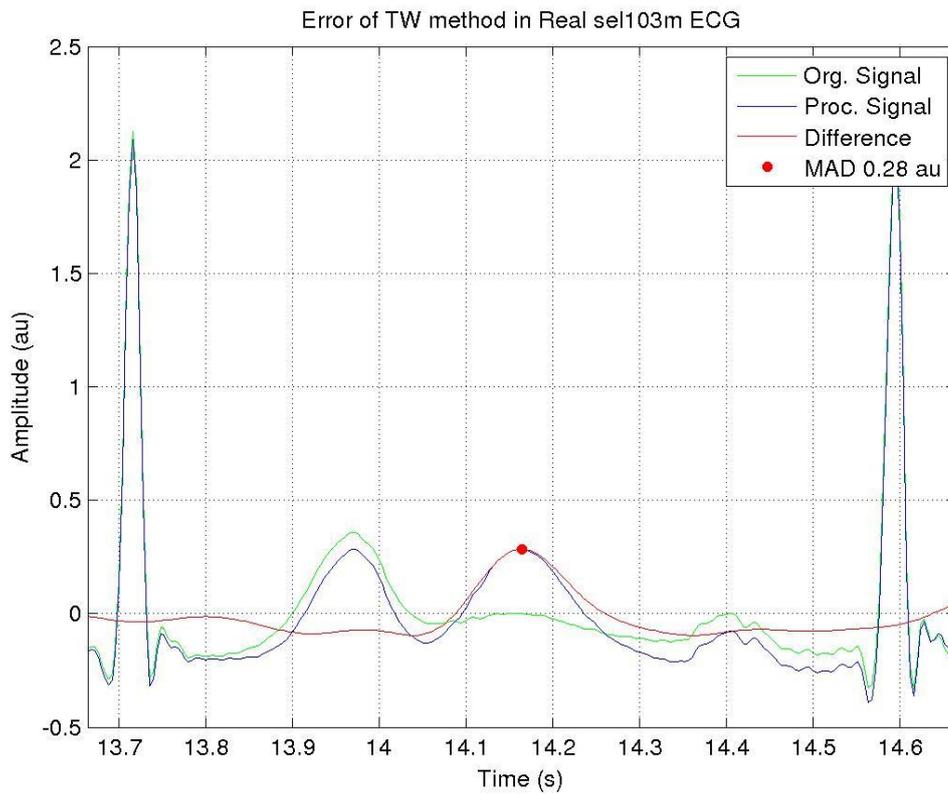
**Figura A13: Resultado do método baseado em EMD no ECG real na janela de 1 segundo, centrada no ponto da maior distorção conforme a métrica MAD.**



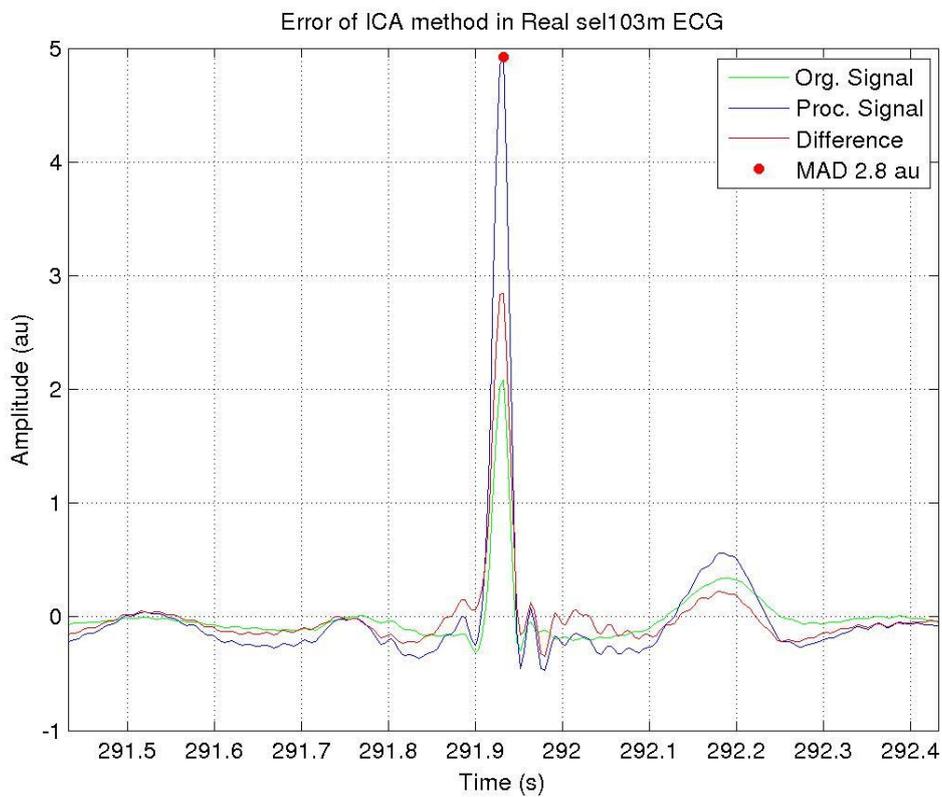
**Figura A14: Funcionamento do ISSM no ECG real na janela de 1 segundo, centrada no ponto da maior distorção conforme a métrica MAD.**



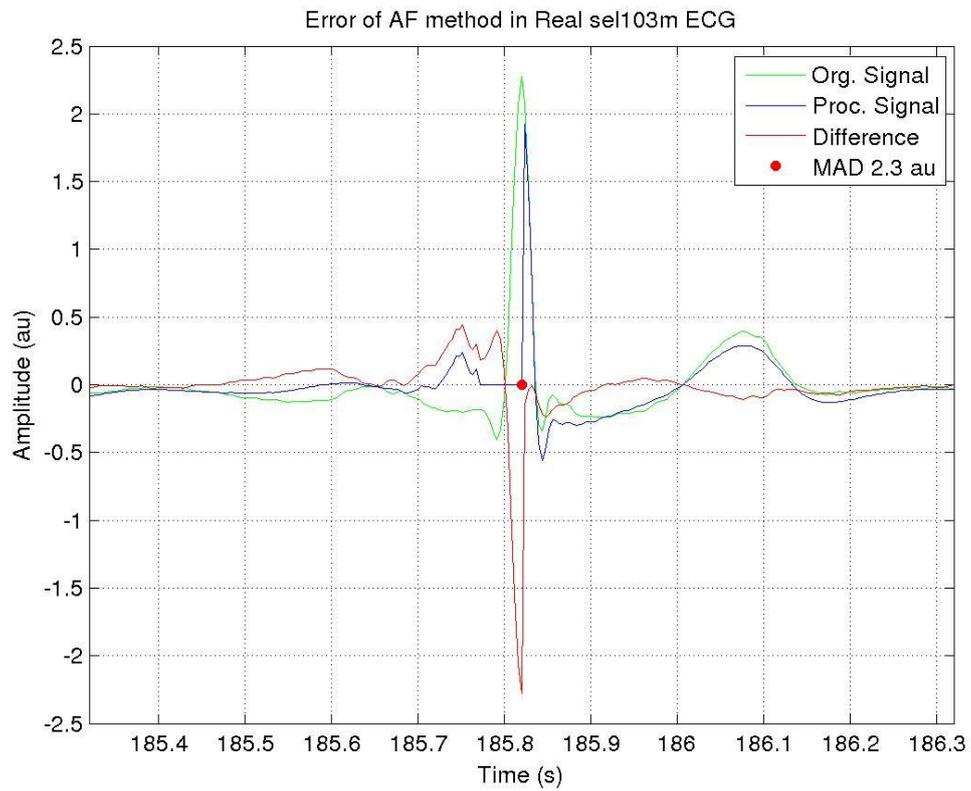
**Figura A15: Resultado do método baseado em Splines cúbicos no ECG real na janela de 1 segundo, centrada no ponto da maior distorção conforme a métrica MAD.**



**Figura A16: Resultado do método baseado em TW no ECG real na janela de 1 segundo, centrada no ponto da maior distorção conforme a métrica MAD.**



**Figura A17: Resultado do método baseado em ICA no ECG real na janela de 1 segundo, centrada no ponto da maior distorção conforme a métrica MAD.**



**Figura A18: Resultado do método baseado em filtragem adaptativa no ECG real na janela de 1 segundo, centrada no ponto da maior distorção conforme a métrica MAD.**

## APÊNDICE B: TRABALHO PUBLICADO

XXV Congresso Brasileiro de Engenharia Biomédica – CBEB 2016

### CARACTERIZAÇÃO ESPECTRAL DAS FLUTUAÇÕES DE LINHA BASE EM SINAIS DE ECG DURANTE PROVAS DE ESFORÇO

F.P. Romero\*, E.F.P. Meléndez\*\*, L.V. Romaguera\*, M.G.F. Costa\*, C.R.V. Seisededos\*\*\*, J.E. Neto\*

\*Universidade Federal do Amazonas, Manaus, Brasil

\*\*Universidad Católica de Santiago de Guayaquil, Guayaquil, Ecuador

\*\*\* Universidad de Oriente, Santiago de Cuba, Cuba

e-mail: fperdigon88@gmail.com

**Resumo:** Para eliminar as flutuações da linha base (FLB) do sinal eletrocardiográfico, a *American Heart Association* (AHA), sugere eliminar as componentes de frequências inferiores a 0,67 Hz, a qual corresponde a uma frequência cardíaca de 40 batimentos por minuto. No presente trabalho é apresentada uma caracterização espectral das flutuações de linha base usando sinais de provas de esforço da *MIT-BIH Noise Stress Test Database*, adquiridos em derivações onde o eletrocardiograma (ECG) não é visível. Os resultados evidenciam que o conteúdo espectral das FLB é consideravelmente superior a 0,67 Hz, pelo qual a aplicação das recomendações da AHA em sinais procedentes de provas de esforço não garante a eliminação das FLB.

**Palavras-chave:** ECG, flutuações de linha base, caracterização espectral.

**Abstract:** To eliminate the base line wander of the electrocardiographic signal, the *American Heart Association* suggests eliminating the frequency contents below 0.67 Hz, which corresponds to a heart rate of 40 beats per minute. In this paper we presented a spectral characterization of the baseline wander using signals from *MIT-BIH Noise Stress Test Database*, acquired in such a way that the electrocardiogram is not visible. The results show that the spectral content of base line wander is considerably higher than 0.67 Hz, thence, the application of AHA recommendations to signals from stress tests doesn't guarantee the elimination of base line wander.

**Keywords:** ECG, base line wander, spectral characterization.

#### Introdução

O sinal do eletrocardiograma (ECG) é umas das ferramentas mais usadas para o diagnóstico de doenças cardíacas [1], e sua probabilidade de detectar eventos patológicos aumenta quando é registrado durante monitorização ambulatorial ou em provas de esforço. Entretanto, o ECG é influenciado pela presença de elementos espúrios, em especial as flutuações da linha base (FLB), que provocam um funcionamento errado dos algoritmos de análise.

As FLB são consideradas um tipo de ruído localizado na parte inferior do espectro do ECG, o qual é gerado na interface eletrodo-pele devido à respiração e ao movimento do indivíduo durante a aquisição do sinal de ECG [2].

O limite inferior do conteúdo espectral do ECG é estabelecido levando em conta a frequência cardíaca (FC) em batimentos por minuto (bpm) dividido por 60 (segundos por minuto) [3]. Geralmente, é improvável uma  $FC \leq 0,5$  Hz (30 bpm). Assim também, uma FC menor que 0,67 Hz (40 bpm) é pouco frequente na prática.

A *American Heart Association* (AHA) recomenda que a frequência de corte ( $f_c$ ) do filtro passa-alta fosse de 0,05 Hz para reduzir a distorção do segmento ST (útil para o diagnóstico da isquemia miocárdica) e que pode se estender a 0,67 Hz, para filtros digitais lineares sem distorção de fase [3].

Tem-se constatado na literatura que a filtragem com  $f_c \leq 0.67$  Hz provoca uma distorção considerável no nível do segmento ST do ECG [4] e na onda T [5]. Essa distorção resulta da não linearidade de fase que ocorre em segmentos do sinal de ECG onde o conteúdo espectral e a amplitude da onda mudam abruptamente, por exemplo, na união do final do complexo QRS e o segmento ST.

As especificações da AHA continuam vigentes apesar se mostrarem não efetivas no sentido de evitar distorções no sinal ECG, quando adquirido em prova de esforço.

Apesar da evidente relevância do tema, não foi identificada nenhuma publicação que caracterize o conteúdo espectral das FLB em sinais de ECG adquiridos durante exercício intenso, o qual será o objetivo do presente trabalho.

#### Materiais e métodos

**Sinais utilizados**— Os sinais utilizados na caracterização espectral pretendida, pertencem à *MIT-BIH Noise Stress Test Database* (NSTD) da Physionet [6 e 7] a qual inclui 3 registros de 30 minutos de ruídos típicos presentes no ECG ambulatorial e 12 registros de ECG de 30 minutos, contaminados de forma aleatória com os referidos ruídos. Os ruídos referidos correspondem a: flutuações produzidas pela respiração

(res), artefatos gerados pelo movimento dos eletrodos (em) e ruído eletromiográfico. Cada registro tem dois canais cuja frequência de amostragem é de 360 Hz [6]. Os registros ruidosos foram adquiridos durante períodos em que voluntários realizavam provas de esforço físico. Para tal, os eletrodos foram colocados em posições tais que possibilitaram a captura apenas do ruído.

Para o nosso estudo foram utilizados o registro que contém flutuações devidas à respiração e o que contém artefatos de movimentos (ruído gerado pelos eletrodos) pois, ambos conformam as FLB. Na Figura 1 são mostrados dois segmentos de 5 segundos de FLB devidas à respiração (a) e aos artefatos de movimento (b) e em (c) tem-se um exemplo de sinal de ECG da base NTSDB, contaminado com valores dos sinais (a) e (b).

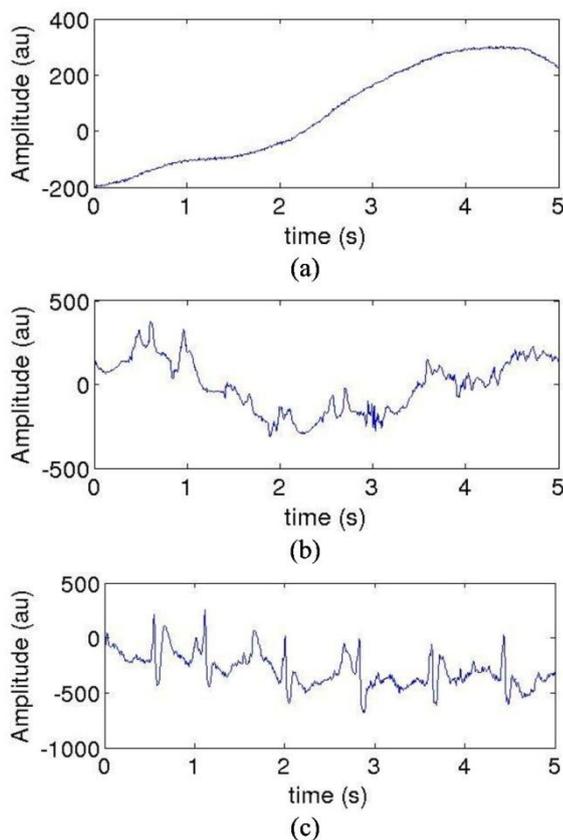


Figura 1: Segmento de 5 segundos do sinal bioelétrico da NSTD (a) registro “bw” canal 1, FLB produzida pela respiração, (b) registro “em” canal 1, FLB produzida pelos artefatos de movimento de eletrodos, (c) registro “118e12” canal 1, sinal de ECG contaminado com valores de amplitude randômicos dos sinais (a) e (b).

**Metodologia**– O procedimento realizado para caracterizar espectralmente as FLB foi o seguinte:

1. Para eliminar os ruídos de alta frequência, os sinais dos dois canais de cada um dos registros foram filtrados com um filtro passa-baixa de Butterworth, ordem 4, com frequência de corte de 8 Hz e, posteriormente, foram concatenados em dois sinais de 60 minutos de duração.

2. Os sinais resultantes foram subdivididos em 30 segmentos de 2 minutos para cada um dos registros, visando cumprir com maior probabilidade a condição de estacionaridade (necessária para a estimação espectral correta) e ter uma quantidade de amostras que não seja excessiva, nem custosa computacionalmente. Os novos sinais obtidos foram denominados como em01, em02, ..., em30, para as FLB devidas ao movimento dos eletrodos e res01, res02, ..., res30, para as FLB devidas à respiração.

3. Para testar a condição de estacionaridade em cada sinal foi realizado o teste de ordenações invertidas [8].

4. Para cada sinal estacionário, foi estimado seu espectro de amplitude, mediante o cálculo do valor absoluto da Transformada Rápida de Fourier,  $|Y(f)|$ , vide Figura 2.

5. Para determinar a frequência máxima dos sinais ( $f_{MAX}$ ) leva-se em conta as características do espectro  $|Y(f)|$  gerado pelos mesmos. Assim, encontram-se os picos do espectro e toma-se como referência o pico mais distante de zero (o de maior frequência). A  $f_{MAX}$  corresponde à base à direita desse pico (ponto vermelho na Figura 2).

6. A partir dos valores obtidos de frequências máximas, calculam-se as frequências máximas médias  $\overline{f_{EM}}$  e  $\overline{f_{RESP}}$  para as FLB devidas ao movimento dos eletrodos e à respiração, respectivamente.

A caracterização espectral, conforme descrita, foi implementada utilizando-se o Matlab<sup>®</sup> versão 8.3.

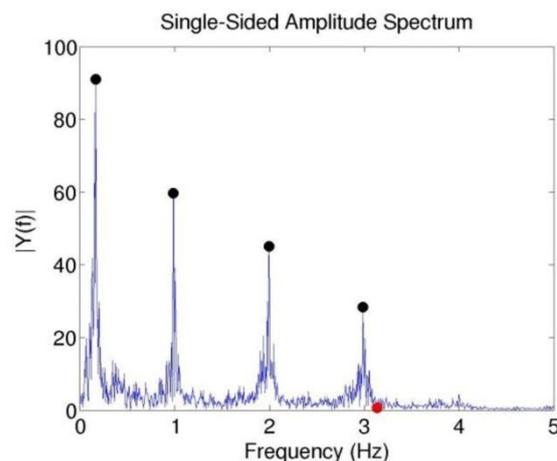


Figura 2: Espectro de amplitude de um sinal estacionário, ilustrando a  $f_{MAX}$  (ponto vermelho)

## Resultados

Na Figura 3 são apresentados os sinais em14 e res12 depois da filtragem passa-baixa a 8 Hz, correspondentes aos de maior conteúdo espectral. Todos os sinais passaram com sucesso no teste de estacionaridade, aprofundando a validade do espectro obtido.

Na Tabela 1 apresentam-se os valores da frequência máxima obtidos para cada sinal, assim como os valores médios. Pode-se observar que:

- O conteúdo espectral das FLB devidas ao movimento dos eletrodos está localizado entre 1,9666 Hz e 3,1476 Hz. A frequência média  $\overline{f_{EM}}$  é de 2,6530 Hz.

- O conteúdo espectral das FLB devidas à respiração está localizado entre 0,3131 Hz e 1,1151 Hz. A frequência média  $\overline{f_{RES}}$  é de 0,9431 Hz.

Tabela 1: Frequência máxima dos sinais.

Sinal	$f_{MAX}$ [Hz]	Sinal	$f_{MAX}$ [Hz]
em01	2,9333	res01	0,8240
em02	3,0377	res02	0,7196
em03	3,0981	res03	0,3131
em04	3,1256	res04	1,0437
em05	3,1036	res 05	1,1151
em06	3,1311	res 06	0,8185
em07	3,0597	res 07	1,0437
em08	3,1036	res 08	0,5328
em09	3,0048	res 09	1,0492
em10	3,0927	res 10	0,4779
em11	3,1311	res 11	1,0437
em12	3,1476	res 12	1,1151
em13	3,1366	res 13	1,0437
em14	3,1476	res 14	1,0437
em15	3,1146	res 15	0,4559
em16	1,9775	res 16	1,0437
em17	3,0103	res 17	1,0492
em18	1,9666	res 18	1,0437
em19	2,0380	res 19	1,0437
em20	2,0435	res 20	1,0437
em21	2,0544	res 21	1,0437
em22	2,0435	res 22	1,0437
em23	1,9885	res 23	1,0437
em24	3,0103	res 24	1,0437
em25	1,9666	res 25	1,0437
em26	3,0267	res 26	1,0437
em27	1,9940	res 27	1,0437
em28	2,0544	res 28	1,0437
em29	2,0435	res 29	1,0437
em30	2,0050	res 30	1,0382
$\overline{f_{EM}}$	2,6530	$\overline{f_{RES}}$	0,9432

Na Figura 4 apresentam-se os espectros de amplitude correspondentes aos sinais da Figura 3.

Como pode ser observado, todos os sinais apresentam componentes de amplitudes consideráveis nas frequências próximas a 1 Hz, 2 Hz e 3 Hz.

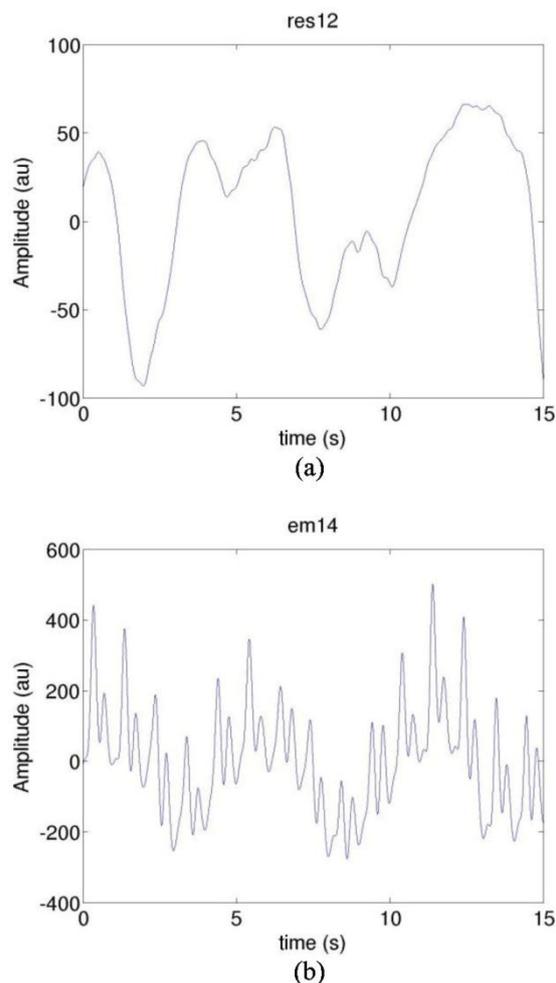


Figura 3: Sinais das FLB de 15 segundos de duração com conteúdos espectrais máximos: (a) sinal res12 (respiração), (b) sinal em14 (movimento dos eletrodos).

## Discussão

As componentes espectrais na faixa de 0,5 Hz a 1 Hz observadas nas FLB devidas à respiração podem ser ocasionadas pelo exercício intenso bem como pelo fato desses sinais também apresentarem, em menor medida, ruídos gerados pelos eletrodos [6].

Conforme já mencionado, a AHA em 2007 [3] estabeleceu a  $f_c \leq 0,67$  Hz para filtros digitais com o objetivo de mitigar as FLB e não distorcer o sinal de ECG. Entretanto, nos resultados de nossa pesquisa constata-se que o conteúdo espectral presente nas FLB de ECG em prova de esforço, acima de 0,67 Hz é significativo. Assim, ao se utilizar esta recomendação, um fabricante de equipamentos pode não estar garantindo a remoção de todo o conteúdo espectral relativos as FLB em prova de esforço.

Pelas razões já mencionadas, na eliminação das FLB em sinais de ECG, adquiridos em prova de esforço, recomenda-se o uso de outras técnicas que não envolvam a filtragem, tais como a *Independent*

Component Analysis e a interpolação usando Splines cúbicos.

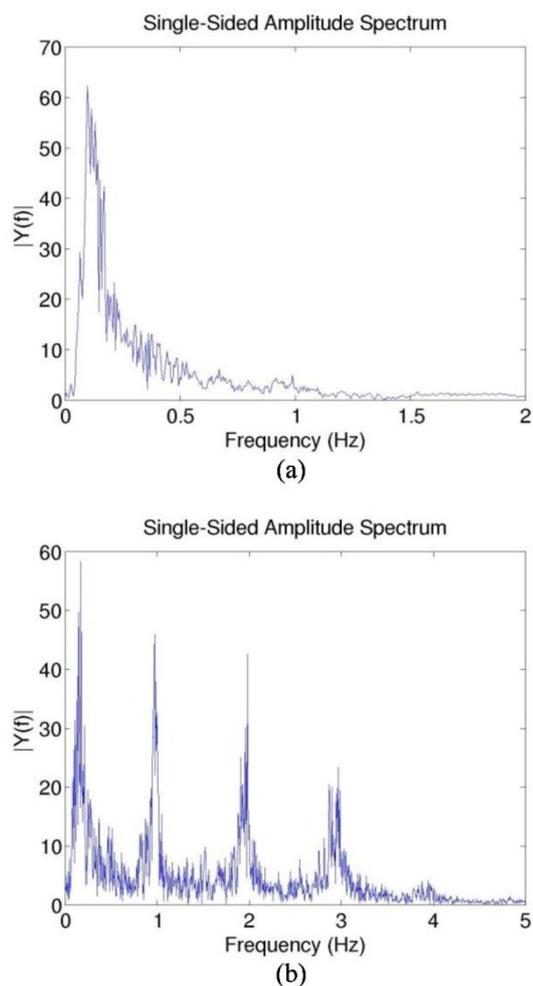


Figura 4: Espectro (a) sinal res12, (b) sinal em14.

## Conclusão

A caracterização espectral das FLB em sinais eletrocardiográficos adquiridos durante exercício intenso mostrou que seu conteúdo espectral é superior a 0,67 Hz e são devidas, principalmente, ao movimento dos eletrodos e, em menor medida, à respiração. Desta forma a aplicação da filtragem passa-alta, seguindo as recomendações da AHA, não garante a eliminação efetiva das FLB nestas condições.

## Agradecimentos

Os autores desejam agradecer à agência CAPES pelo suporte financeiro e à Samsung. Parte dos resultados apresentados neste trabalho foram obtidos através do Projeto de pesquisa e formação de RH, em nível de graduação e pós-graduação, nas áreas de automação industrial, softwares para dispositivos móveis e TV Digital, financiado pela Samsung Eletrônica da Amazônia Ltda., no âmbito da Lei no. 8.387 (art.2º)/91.

## Referências

- [1] Joanne RVD, Singleton K, Hernandez CG, Holzemer SP. Primary Care, Second Edition: An Interprofessional Perspective: Springer Publishing Company; 2014. p.92.
- [2] Murgatroyd FD. Handbook of Cardiac Electrophysiology: A Practical Guide to Invasive EP Studies and Catheter Ablation: REMEDICA; 2002.
- [3] Kligfield P, et al. Recommendations for the standardization and interpretation of the electrocardiogram: part I: the electrocardiogram and its technology a scientific statement from the American Heart Association Electrocardiography and Arrhythmias Committee, Council on Clinical Cardiology, Journal of the American College of Cardiology, vol. 49, no. 10; 2007.p. 1109-1127.
- [4] Pilia N, Lenis G, Loewe A, Schulze W, Dössel O. The impact of baseline wander removal techniques on the ST segment in simulated ischemic 12-lead ECGs, Current Directions in Biomedical Engineering, vol. 1, no. 1; 2015. p. 96-99.
- [5] Seisdedos CRV, Neto JE. Efeito da filtragem passa altas de tipo Butterworth no final da onda T do eletrocardiograma. In: Congresso Brasileiro de Engenharia Biomédica; 2014.
- [6] Moody GB, Muldro W, Mark RG. A noise stress test for arrhythmia detectors, Computers in cardiology, vol. 11, no. 3; 1984. p. 381-384.
- [7] PhysioBank, PhysioNet: components of a new research resource for complex physiologic signals, Circulation.v101 i23. <http://www.physionet.org/physiobank/>
- [8] Bendat JS, Piersol AG. Random data: analysis and measurement procedures: John Wiley & Sons; 2011.
- [9] Malik M. Heart rate variability, European Heart Journal; 1996. 17 p. 354-381. doi: 10.1161/01.CIR.93.5.1043.

