



**SISTEMATIZAÇÃO DE PROCEDIMENTOS E ALGORITMOS  
PARA O CÁLCULO DA VELOCIDADE DE CONDUÇÃO**

**ANA PAULA BERNARDI DA SILVA**

**TESE DE DOUTORADO EM ENGENHARIA DE SISTEMAS  
ELETRÔNICOS E DE AUTOMAÇÃO  
DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA ELÉTRICA**

**FACULDADE DE TECNOLOGIA  
UNIVERSIDADE DE BRASÍLIA**

**UNIVERSIDADE DE BRASÍLIA  
FACULDADE DE TECNOLOGIA  
DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA ELÉTRICA**

**SISTEMATIZAÇÃO DE PROCEDIMENTOS E  
ALGORITMOS PARA O CÁLCULO DA VELOCIDADE  
DE CONDUÇÃO**

**ANA PAULA BERNARDI DA SILVA**

**ORIENTADOR: FRANCISCO ASSIS DO NASCIMENTO**

**CO-ORIENTADOR: JAKE CARVALHO DO CARMO**

**TESE DE DOUTORADO EM ENGENHARIA DE SISTEMAS  
ELETRÔNICOS E DE AUTOMAÇÃO**

**PUBLICAÇÃO: PPGENE.TD - 106/15**

**BRASÍLIA/DF: DEZEMBRO – 2015**

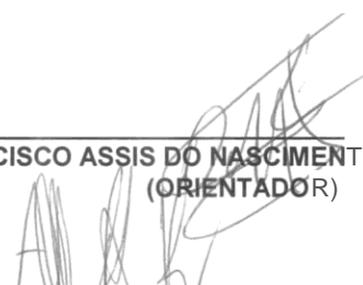
UNIVERSIDADE DE BRASÍLIA  
FACULDADE DE TECNOLOGIA  
DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA ELÉTRICA

SISTEMATIZAÇÃO DE PROCEDIMENTOS E ALGORITMOS PARA  
O CÁLCULO DA VELOCIDADE DE CONDUÇÃO

ANA PAULA BERNARDI DA SILVA

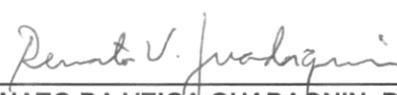
TESE DE DOUTORADO SUBMETIDA AO DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA ELÉTRICA DA  
FACULDADE DE TECNOLOGIA DA UNIVERSIDADE DE BRASÍLIA, COMO PARTE DOS  
REQUISITOS NECESSÁRIOS PARA A OBTENÇÃO DO GRAU DE DOUTOR.

APROVADA POR:

  
\_\_\_\_\_  
**FRANCISCO ASSIS DO NASCIMENTO, Dr., ENE/UNB**  
(ORIENTADOR)

  
\_\_\_\_\_  
**ALEXANDRE RICARDO SOARES ROMARIZ, Dr., ENE/UNB**  
(EXAMINADOR INTERNO)

  
\_\_\_\_\_  
**CRISTIANO JACQUES MIOSSO RODRIGUES MENDES, Dr., FGA/UNB**  
(EXAMINADOR INTERNO)

  
\_\_\_\_\_  
**RENATO DA VEIGA GUADAGNIN, Dr., UCB**  
(EXAMINADOR EXTERNO)

  
\_\_\_\_\_  
**MARIA CLÁUDIA CARDOSO PEREIRA, Ora., FEF/UNB**  
(EXAMINADORA EXTERNA)

\_\_\_\_\_  
**JOÃO LUIZ AZEVEDO DE CARVALHO, Dr., ENE/UNB**  
(SUPLENTE)

Brasília, 15 de dezembro de 2015.

## FICHA CATALOGRÁFICA

SILVA, ANA PAULA BERNARDI DA

**SSI586** Sistematização de Procedimentos e Algoritmos para o Cálculo da Velocidade de Condução/ Ana Paula Bernardi da Silva; orientador Francisco Assis do Nascimento; co-orientador Jake Carvalho do Carmo, Brasília, 2015.

100 p.,

Tese (Doutorado – Doutorado em Engenharia de Sistemas Eletrônicos e de Automação (Tese)) - - Universidade de Brasília, 2015.

1.Velcidade de Condução. 2.Eletromiografia de Superfície. 3.*Denoising*.

4.Transformada *Wavelet*. I Nascimento, Francisco Assis do, oriente. II. Carmo, Jake Carvalho do, co-orient. III. Título

## REFERÊNCIA BIBLIOGRÁFICA

SILVA., A. P. B. (2015). Sistematização e Algoritmos para o Cálculo da Velocidade de Condução. Tese de Doutorado em Engenharia Elétrica, Publicação PPGENE.TD-106/15, Departamento de Engenharia Elétrica, Universidade de Brasília, Brasília, DF, 99p.

## CESSÃO DE DIREITOS

AUTOR: Ana Paula Bernardi da Silva

TÍTULO: Sistematização e Algoritmos para o Cálculo da Velocidade de Condução.

GRAU: Doutor

ANO: 2015

É concedida à Universidade de Brasília permissão para reproduzir cópias desta dissertação de mestrado e para emprestar ou vender tais cópias somente para propósitos acadêmicos e científicos. O autor reserva outros direitos de publicação e nenhuma parte dessa tese de doutorado pode ser reproduzida sem autorização por escrito do autor.

---

Ana Paula Bernardi da Silva

Rua 37 Norte – Lote 05 – Bloco C – Apt. 1003- Aguas Claras  
71.919-180 Brasília – DF – Brasil.

## AGRADECIMENTOS

São tantos agradecimentos que é difícil de descrever um a um, mas vamos lá!!!!

Em primeiro lugar agradeço a Deus pelo rumo e pela sabedoria da vida. A vida é dinâmica e pouco adianta ser brilhante numa área se não souber transitar nas outras. Os ensinamentos que carrego ao final desta etapa do doutorado não são restritos somente ao conteúdo acadêmico, são ensinamentos gerais: vale a pena enfrentar o medo do desconhecido, lidar com diferente, aprender tudo o que este diferente nos proporciona para aplicar nas mais diferentes situações. Estas atitudes exigem humildade, perseverança e dedicação, qualidades que por si só são grandes lições de aprendizado. Além disso, estas atitudes propiciam os movimentos propulsores dos verdadeiros e úteis aprendizados.

Na prática, tenho que agradecer as pessoas que muito me apoiaram na vida acadêmica e farei isto do final para o início. Na UnB quero agradecer, de forma especial, a meu orientador Francisco Assis do Nascimento e a meu coorientador Jake Carvalho do Carmo pela parceria, pelas inúmeras discussões tão relevantes na minha formação, pelo apoio nos momentos difíceis, pelas inúmeras correções aos meus raciocínios, pela troca, amizade, paciência e a convivência nestes últimos anos. Vocês são excelentes!!!! Quero agradecer ao meu grupo de pesquisa na UnB (Thiago Milhomen e Valdinar de Araújo Rocha Jr) pela parceria nestes anos, amizade, disponibilidade e pela troca de informações, imprescindível nesta caminhada. Trabalhar em grupo faz toda a diferença!!!!

Aos professores da UnB Adson e Lourdes Brasil pelo acolhimento inicial, apoio, amizade e gentilezas no tratamento que tiveram comigo. Ao professor Alexandre Romariz e Divanilson, que foram interlocutores especiais na minha formação durante o doutorado.

Aos colegas do curso de Matemática da Universidade Católica de Brasília (UCB): Vilmondes, Sinval, Adriana, Ana Sheila, Erondina, Valéria, Wanderley, Auxiliadora, que sempre me apoiaram e me incentivaram no decorrer do curso.

A todos os colegas que participaram ativamente, desde 2000, do curso de Ciência da Computação (UCB), que foram um exemplo de parceria e me ensinaram que muito melhor é o que construímos juntos. Entre estes colegas, gostaria de destacar Maristela Holanda, Káthia Marçal, Cláudio Chauke e Germana Menezes da Nóbrega.

A **todos** os meus colegas do Mestrado em Gestão do Conhecimento e Tecnologia da Informação (MGCTI - UCB) que, muitas vezes, foram meus tutores no ingresso da vida de pesquisador. Todos

me apoiaram nos mais diversos momentos e das mais diversas formas. É um prazer fazer parte deste grupo!!!! Em especial, gostaria de agradecer ao Prof. Souza Neto, Edilson Ferneda, Rodrigo Pires de Campos e Luiza Alonso pelo acompanhamento cuidadoso na revisão da tese e orientações imprescindíveis na formatação deste documento.

Aos meus amigos e parceiros da vida ... que acompanharam minha jornada e me ajudaram a chegar feliz ao término desta etapa.

Ao meu filho .... que foi a mola propulsora para acabar a jornada e, mesmo no ventre, me deu o foco e a energia necessária para chegar a conclusão.

Dedicado as minhas várias famílias ... a de sangue e as que adquiri

ao longo dos anos na minha vida.

Em especial, dedico ao meu filho... que está chegando!

## RESUMO

### SISTEMATIZAÇÃO E ALGORITMOS PARA O CÁLCULO DA VELOCIDADE DE CONDUÇÃO

**Autora: Ana Paula Bernardi da Silva**

**Orientador: Francisco Assis do Nascimento**

**Coorientador: Jake Carvalho do Carmo**

**Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Sistemas Eletrônicos e de Automação**

**Brasília, dezembro de 2015.**

A Velocidade de Condução (VC) é um parâmetro fisiológico básico que fornece informações sobre o sistema neuromuscular, utilizada para identificar fadiga e patologias. Este trabalho propõe algoritmos para o cálculo da VC no domínio temporal e uma sistematização de procedimentos para otimizar o seu cálculo. Dado um arranjo linear de sinais Eletromiográficos de Superfície (EMGS), a sistematização proposta consiste de três etapas distintas: (i) seleção dos canais que serão utilizados no cálculo; (ii) aplicação do *denoising* para minimização do ruído branco gaussiano nos canais selecionados; e (iii) cálculo da velocidade de condução. Na primeira etapa é apresentado um método (independente da intervenção humana) para selecionar os canais de um sinal de EMGS que representem o fenômeno desejado e que sejam similares. Esta seleção é realizada utilizando a distribuição do espectro de frequência dos sinais no intervalo de frequência útil. Na segunda etapa são propostos dois parâmetros de limiarização para o *denoising* invariante ao deslocamento que minimizem o ruído branco obtidos de um processo experimental exaustivo. Nesta etapa, também é apresentado um comparativo de desempenho dos métodos e parâmetros mais conhecidos de limiarização utilizados no *denoising* com os aqui propostos. Na terceira etapa a VC é estimada, por meio de dois algoritmos no domínio temporal, que descrevem o parâmetro como uma dispersão de valores instantâneos. Um dos métodos utiliza o deslocamento dos potenciais de ação respectivos em diferentes canais. O segundo método calcula o coeficiente angular entre um conjunto de canais. O método proposto para a etapa seleção de canais apresentou aproximadamente 98% de correta classificação dos sinais. Não há como comparar este resultado, pois não foi encontrado trabalho similar. Na etapa referente a aplicação do *Denoising* foi

constatado que, para os sinais utilizados neste trabalho, os limiares clássicos SURE e Híbrido apresentam os maiores valores de RSR. O limiar 1, proposto neste trabalho apresentou resultados bem semelhantes aos otimizadores clássicos. Os métodos propostos para o cálculo da VC não necessitaram de utilização de canais consecutivos. As dispersões apresentadas para representar a VC apontaram que existe uma variação do parâmetro ao longo do tempo. As etapas da sistematização se mostraram essenciais para reduzir as limitações de um método de cálculo da VC no domínio temporal.

## **ABSTRACT**

### **SISTEMATIZATION AND ALGORITHMS FOR CONDUCTION VELOCITY CALCULATION**

**Author: Ana Paula Bernardi da Silva**

**Supervisor: Francisco Assis do Nascimento**

**Coorientador: Jake Carvalho do Carmo**

**Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Sistemas Eletrônicos e de Automação**

**Brasília, december of 2015.**

The conduction velocity (CV) is a basic physiological parameter that measures how fast an electrochemical impulse propagates through the neuromuscular system. The CV parameter is used to identify fatigue and pathologies, for instance. This work deals with novel algorithms to infer conduction velocity of white fiber in the time domain. Also, I propose a systematization process in order to estimate the conduction velocity which minimizes the inherent drawbacks of the time domain. Taken a linear arrange of skin surface electromyographic signals (EMGS) the proposed systematization has three distinct stages: (i) channel selection that are utilized for the calculation; (ii) denoising to minimize white Gaussian noise (AWGN) of the selected channels; and (iii) the conduction velocity estimation itself. In the first stage, a method (free from human intervention) that selects the channel of the EMG signal which are representative of the expected phenomenon and are also similar, is presented. In the second stage, I propose two thresholds for denoising were proposed, which are invariant to the displacement that minimizes AWGN. Also, in this stage, I compare the proposed methods with standart methods in the current literature. In the last stage, the conduction velocity is estimated by means of a time domain pair of algorithms, which describe the parameter as a dispersion of the real time values. The first algorithms uses the delay of action potentials on difference channels. The second method computes the slope between a set of channels. Results: The proposed method for channel selection step has approximately a 98% correct classification of signals. There is no way to compare this outcome because it was not found

similar work. The classical thresholds SURE and Hybrid showed the highest SNR (Signal Noise Ratio) values for signals used in this work. The first threshold, proposed in this work showed very similar results to classic optimizers. The methods proposed for the calculating the CV does not require the use of consecutive channels. Dipersions presented to represent the result of CV showed that there is a variation of the parameter over time. The stages of systematization proved essencial to reduce the limitations of a CV estimation in the time domain.

## SUMÁRIO

---

LISTA DE TABELAS .....	xiii
LISTA DE FIGURAS .....	xiv
<b>1. INTRODUÇÃO .....</b>	<b>1</b>
<b>1.1. CONTEXTUALIZAÇÃO .....</b>	<b>1</b>
<b>1.2. DEFINIÇÃO DO PROBLEMA .....</b>	<b>6</b>
<b>1.3. OBJETIVO GERAL .....</b>	<b>7</b>
<b>1.4. PRINCIPAIS CONTRIBUIÇÕES .....</b>	<b>7</b>
<b>1.5. ORGANIZAÇÃO DO TRABALHO .....</b>	<b>8</b>
<b>2. REFERENCIAL TEÓRICO .....</b>	<b>10</b>
<b>2.1. FENÔMENO FISIOLÓGICO .....</b>	<b>10</b>
2.1.1. Contração Muscular .....	10
2.1.2. Potencial de Ação .....	12
<b>2.2. ELETROMIOGRAFIA DE SUPERFÍCIE E SINAIS ELETROMIOGRÁFICOS .....</b>	<b>14</b>
<b>2.3. RÚIDO NOS SINAIS DE ELETROMIOGRAFIA .....</b>	<b>16</b>
<b>2.4. DENOISING .....</b>	<b>19</b>
2.4.1. <i>Wavelet</i> Mãe (Função Mãe) .....	22
2.4.2. Regras de Limiarização ( <i>Thresholding</i> ) .....	25
2.4.3. Parâmetros de Limiarização .....	26
<b>2.5. VELOCIDADE DE CONDUÇÃO .....</b>	<b>28</b>
<b>3. REVISÃO DE LITERATURA .....</b>	<b>32</b>
<b>3.1. SELEÇÃO DE CANAIS .....</b>	<b>32</b>
<b>3.2. DENOISING .....</b>	<b>33</b>
<b>3.3. VELOCIDADE DE CONDUÇÃO .....</b>	<b>36</b>
<b>4. PROTOCOLO DESCRITIVO DOS SINAIS UTILIZADOS .....</b>	<b>41</b>
<b>4.1. SINAIS ARTIFICIAIS .....</b>	<b>41</b>
<b>4.2. SINAIS REAIS .....</b>	<b>42</b>
4.2.1. Protocolo Experimental .....	42
<b>4.3. PROCESSAMENTO DE DADOS .....</b>	<b>44</b>
<b>5. ALGORITMOS E SISTEMATIZAÇÃO .....</b>	<b>45</b>

5.1. SELEÇÃO DE CANAIS.....	45
5.2. <i>DENOISING</i> .....	48
5.2.1. Limiar 1 – Baseado na porcentagem da energia do ruído .....	51
5.2.2. Limiar 2 – Baseado na porcentagem da energia máxima dos coeficientes descartados. ....	51
5.3. VELOCIDADE DE CONDUÇÃO.....	52
5.3.1. Domínio temporal – Deslocamento de picos .....	52
5.3.2. Domínio Temporal – coeficiente angular.....	54
5.4. AVALIAÇÃO DE DESEMPENHO DOS ALGORITMOS PROPOSTOS .....	55
5.4.1. Seleção de Canais .....	55
5.4.2. <i>Denoising</i> .....	55
5.4.3. Velocidade de condução.....	56
6. RESULTADOS.....	57
6.1. SELEÇÃO DE CANAIS.....	57
6.2. <i>DENOISING</i> .....	59
6.2.1. Limiar1 - baseado na porcentagem da energia do ruído .....	60
6.2.2. Limiar2 - baseado na porcentagem da energia de frequência dos coeficientes descartados (pcd).....	61
6.3. VELOCIDADE DE CONDUÇÃO.....	78
7. CONCLUSÕES .....	88
REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS .....	91

## LISTA DE TABELAS

---

Tabela I.	Definição de Parâmetros do Algoritmo para geração de sinais de EMGS Artificiais .....	41
Tabela II.	RSR após aplicação do <i>Denoising</i> utilizando o limiar 1 para sinais que receberam ruído de 5, 10, 15 e 20 dB .....	66
Tabela III.	RSR após aplicação do <i>Denoising</i> utilizando o limiar 2 para sinais que receberam ruído de 5, 10, 15 e 20 dB.....	66
Tabela IV.	Somatório dos ganhos da RSR do conjunto de testes após aplicação do <i>Denoising</i> invariante ao deslocamento para sinais com ruídos adicionados de 5, 10, 15, 20 dB para cada uma das Wavelets mãe. Foram consideradas todas as decomposições estudadas .....	73
Tabela V.	RSR em dB após aplicação do <i>Denoising</i> utilizando sinais que receberam ruído de 5 dB. Os valores em vermelho correspondem os melhores valores de RSR em cada método estudado.....	76
Tabela VI.	RSR em dB após aplicação do <i>Denoising</i> utilizando sinais que receberam ruído de 10 dB. Os valores em vermelho correspondem os melhores valores de RSR em cada método estudado.....	77
Tabela VII.	RSR em dB após aplicação do <i>Denoising</i> utilizando sinais que receberam ruído de 15 dB. Os valores em vermelho correspondem os melhores valores de RSR em cada método estudado.....	77
Tabela VIII.	RSR em dB após aplicação do <i>Denoising</i> utilizando sinais que receberam ruído de 20 dB. Os valores em vermelho correspondem os melhores valores de RSR em cada método estudado .....	78
Tabela IX.	Mediana do Erro Relativo da aplicação do algoritmo de Distância de Picos utilizando os sinais artificiais do banco de testes .....	86
Tabela X.	Mediana do Erro Relativo da aplicação do algoritmo do Coeficiente Angular utilizando os sinais artificiais do banco de testes.....	86
Tabela XI.	Mediana do Erro Relativo da aplicação do algoritmo de Máxima Verossimilhança utilizando os sinais artificiais do banco de testes .....	86

## LISTA DE FIGURAS

---

Figura 1.	Unidade Motora: neurônio motor e as fibras por ele inervadas .....	11
Figura 2.	Gráfico de um Potencial de Ação .....	13
Figura 3.	Esquema de Geração de MUAP.....	13
Figura 4.	Processo de Decomposição da TWD. a) Processo de Filtragem no nível básico; b) Árvore de Decomposição da TWD .....	21
Figura 5.	Diagrama de blocos para o Denoising invariante ao deslocamento.....	22
Figura 6.	Wavelet Mãe Haar .....	23
Figura 7.	Wavelet Mãe Daubechies .....	24
Figura 8.	Wavelet Mãe Symlet.....	24
Figura 9.	Wavelet Mãe Coiflet.....	24
Figura 10.	Wavelet Mãe BiorSplines – Compostas por um par de wavelets: de decomposição (lado esquerdo) e outra para a reconstrução (lado direito) .....	25
Figura 11.	Wavelet Mãe Meyer .....	26
Figura 12.	Etapas de Sistematização para o Cálculo da VC no domínio temporal .....	45
Figura 13.	Gráfico de um Sinal de EMGS captado por um arranjo linear de 16 eletrodos .....	46
Figura 14.	Espectro de frequência subdividido nas 8 sub-bandas.....	47
Figura 15.	Espectro de Frequência de um sinal Real. Região destacada é o local onde é calculada a energia do ruído e seu desvio padrão.....	50
Figura 16.	Sinal com os intervalos realçados e os pontos máximos marcados .....	53
Figura 17.	Intervalo delimitando um valor extremo: ponto máximo .....	53
Figura 18.	Conjunto de canais de um sinal de EMGS com os extremos respectivos marcados.....	54
Figura 19.	Conjunto de canais de um sinal de EMGS com os extremos respectivos marcados e retas de mínimos quadrados traçadas .....	56
Figura 20.	Distribuição da Energia das sub-bandas de 168 sinais masculinos .....	57
Figura 21.	Distribuição da Energia das sub-bandas de 168 sinais femininos .....	58
Figura 22.	O boxplot representa a distribuição das porcentagens da energia média do ruído encontrados após testar sinais que receberam ruído de de: 5 dB, 10 dB, 15 dB e 20 dB .....	60
Figura 23.	Curvas com a RSR de sinais ruidosos, os quais passaram por um processo de Denoising invariante ao deslocamento utilizando como limiar as porcentagens de 0 a 10% de energia Máxima do espectro de frequência. a) Sinais com ruídos adicionados de 5 dB. b) Sinais	

	com ruído adicionado de 10 dB. c) Sinais com ruído de 15 dB. d) Sinais com ruído de 20 dB .....	61
Figura 24.	Resultado da aplicação do <i>Denoising</i> invariante ao deslocamento para um sinal com ruído adicionado de 10 dB: Variação das técnicas de limiarização .....	63
Figura 25.	Resultado da aplicação do <i>Denoising</i> invariante ao deslocamento para um sinal com ruído adicionado de 10 dB: Variação das <i>Wavelets</i> mãe .....	63
Figura 26.	Resultado da aplicação do <i>Denoising</i> invariante ao deslocamento para um sinal com ruído adicionado de 10 dB: Variação de algumas decomposições da <i>Wavelet</i> mãe Daubechies .....	64
Figura 27.	Resultado da aplicação do <i>Denoising</i> invariante ao deslocamento para um sinal com ruído adicionado de 10 dB: Variação das decomposições da <i>Wavelet</i> mãe Coiflet .....	64
Figura 28.	Boxplot com a RSR (em dB) resultante da aplicação do Denoising invariante ao deslocamento para um sinal feminino com ruído adicionado de 10 dB. ....	65
Figura 29.	RSR (em dB) dos sinais reais após aplicação do Denoising invariante ao deslocamento utilizando o limiar 1 proposto neste trabalho .....	66
Figura 30.	RSR (em dB) dos sinais reais após aplicação do Denoising invariante ao deslocamento utilizando o limiar 2 proposto neste trabalho .....	67
Figura 31.	Resultados da RSR (em dB) utilizando Symlet: sinais artificiais (SA); Sinais Femininos (SF); e Sinais Masculinos (SM). a) sinais com ruído adicionado de 5 dB; b) sinais com ruído adicionado de 10 dB; c) sinais com ruído adicionado de 15 dB; d) sinais com ruído adicionado de 20 dB.....	68
Figura 32.	Resultados da RSR (em dB) utilizando Daubechies: sinais artificiais (SA); Sinais Femininos (SF); e Sinais Masculinos (SM). a) sinais com ruído adicionado de 5 dB; b) sinais com ruído adicionado de 10 dB; c) sinais com ruído adicionado de 15 dB; d) sinais com ruído adicionado de 20 dB.....	69
Figura 33.	Resultados da RSR (em dB) utilizando Coiflet: sinais artificiais (SA); Sinais Femininos (SF); e Sinais Masculinos (SM). a) sinais com ruído adicionado de 5 dB; b) sinais com ruído adicionado de 10 dB; c) sinais com ruído adicionado de 15 dB; d) sinais com ruído adicionado de 20 dB.....	70
Figura 34.	Resultados da RSR (em dB) utilizando BiorSplines: sinais artificiais (SA); Sinais Femininos (SF); e Sinais Masculinos (SM). a) sinais com ruído adicionado de 5 dB; b) sinais com ruído adicionado de 10 dB; c) sinais com ruído adicionado de 15 dB; d) sinais com ruído adicionado de 20 dB.....	71
Figura 35.	Resultados da RSR (em dB) utilizando ReverseBior: sinais artificiais (SA); Sinais Femininos (SF); e Sinais Masculinos (SM). a) sinais com ruído adicionado de 5 dB; b) sinais com ruído adicionado de 10	

	dB; c) sinais com ruído adicionado de 15 dB; d) sinais com ruído adicionado de 20 dB.....	72
Figura 36.	RSR de sinais com ruído adicionado de 5 dB utilizando a <i>Wavelet</i> mãe Symlet e suas variações. a) O eixo x são as diferentes variações de <i>Wavelet</i> mãe. Eixo y, os diferentes métodos de limiarização, e o eixo z é a RSR (em dB).....	73
Figura 37.	RSR de sinais com ruído adicionado de 5 dB utilizando a <i>Wavelet</i> mãe Daubechies e suas variações. a) O eixo x são as diferentes variações de <i>Wavelet</i> mãe. Eixo y, os diferentes métodos de limiarização, e o eixo z é a RSR (em dB).....	74
Figura 38.	RSR de sinais com ruído adicionado de 5 dB utilizando a <i>Wavelet</i> mãe Coiflet e suas variações. a) O eixo x são as diferentes variações de <i>Wavelet</i> mãe. Eixo y, os diferentes métodos de limiarização, e o eixo z é a RSR (em dB).....	74
Figura 39.	RSR de sinais com ruído adicionado de 5 dB utilizando a <i>Wavelet</i> mãe ReverseBior e suas variações. a) O eixo x são as diferentes variações de <i>Wavelet</i> mãe. Eixo y, os diferentes métodos de limiarização, e o eixo z é a RSR (em dB).....	75
Figura 40.	RSR de sinais com ruído adicionado de 5 dB utilizando a <i>Wavelet</i> mãe BiorSpline e suas variações. a) O eixo x são as diferentes variações de <i>Wavelet</i> mãe. Eixo y, os diferentes métodos de limiarização, e o eixo z é a RSR (em dB).....	75
Figura 41.	Dispersão da VC para um sinal Real durante 3 segundos – Sem subdivisões – sem o uso de <i>Splines</i> .....	80
Figura 42.	Dispersão da VC para um sinal Real durante 3 segundos – Com o uso de <i>Splines</i> (2 para 1).....	80
Figura 43.	Dispersão da VC para um sinal Real durante 3 segundos – Com o uso de <i>Splines</i> (4 para 1).....	81
Figura 44.	Análise Completa do primeiro segundo de um sinal Real Feminino. a) Gráfico das Retas que aproximam os extremos dos sinais selecionados com <i>Splines</i> (2 para 1); b) Conjunto de coeficientes angulares da Reta e; c) Dispersão dos valores da VC no primeiro segundo.....	82
Figura 45.	Dispersão da VC num sinal artificial de $vc=4,5$ m/s durante 4 segundos.....	83
Figura 46.	Dispersão da VC num sinal masculino de 4 segundos.....	83
Figura 47.	Dispersão da VC num sinal feminino de 4 segundos.....	84
Figura 48.	Dispersão da VC num sinal artificial durante 3 segundos. Sem uso de <i>Splines</i> .....	84
Figura 49.	Dispersão da VC num sinal artificial durante 3 segundos. Com <i>Splines</i> (2 para 1).....	85
Figura 50.	Dispersão da VC num sinal artificial durante 3 segundos. Com <i>Splines</i> (4 para 1).....	85

# 1. INTRODUÇÃO

---

## 1.1. CONTEXTUALIZAÇÃO

A Eletromiografia de Superfície (EMGS) é uma técnica de mensuração da ativação muscular. O sinal obtido é oriundo do somatório da atividade elétrica de todas as unidades motoras envolvidas em uma contração muscular captada por eletrodos sobre a superfície da pele (Merletti & Hermens, 2005; Moritani et al., 2005). Por meio da EMGS é possível avaliar informações sobre os processos fisiológicos envolvidos no controle muscular. Portanto ela é uma ferramenta poderosa para diversas áreas do conhecimento (De Luca, 1997; Clarys, 2000; Merletti e Parker, 2004).

Um dos parâmetros estimados por meio da EMGS é a velocidade de condução (VC) que é a velocidade com que o potencial de ação é conduzido na fibra muscular (Constanzo, 2014). Este é um parâmetro fisiológico básico que fornece informações sobre o sistema neuromuscular, tais como: estratégias de recrutamento de unidades motoras (Qiau et al., 2012), fadiga (Pereira, 2010; Souza, 2013; Schwartz et al. 2014) e patologias (Farina & Merletti, 2004; Croce et al 2012; Cantwell et al 2015).

As pesquisas envolvendo a estimativa da VC são realizadas por profissionais de diferentes áreas do conhecimento e em diferentes aplicações, tais como: ciência do esporte (Sbriccoli et al., 2010, Lajtai et al., 2012), reabilitação (Tsur et al., 2002, Lew et al., 2005), entre outras. Portanto, vários tipos de profissionais com formações diferenciadas utilizam seus resultados e trabalham com estas informações (Duchene et al., 1995), o que não é uma tarefa trivial, se forem considerados o conjunto de conhecimentos necessários e o domínio das técnicas envolvidas para a realização de tal atividade.

A VC é estimada, nos trabalhos publicados na literatura, por uma variedade grande de metodologias que são destinadas a aplicações específicas (Farina & Merletti, 2004). Os desafios para realizar seu cálculo, de uma forma geral, através de sinais captados pela EMGS são provenientes de vários fatores. São eles: (i) fatores que se referem ao sistema de detecção e captação do sinal; (ii) fatores intrínsecos à fisiologia: os potenciais de ação (pulsos gerados pela contração de uma fibra muscular) se propagam exatamente ao longo de uma linha, cada unidade motora tem uma VC específica e a composição dos tecidos que separam as fibras musculares alteram seu resultado; (iii) fatores

referentes à representação dos sinais: estes sinais são estocásticos e possuem ruído aditivo (Farina & Merletti, 2004). Além disso, cada metodologia delimita outras dificuldades inerentes as suas próprias características de modelagem e ao domínio no qual será resolvida. De uma forma geral, são quatro as etapas para realizar o cálculo da VC através dos sinais de EMGS captados por um arranjo de eletrodos: **Captação dos sinais, seleção de um conjunto de canais para realizar o cálculo da VC, tratamento dos diferentes tipos de ruídos e a estimativa da VC**. Cada uma destas etapas está contextualizada a seguir.

O primeiro grande desafio para estimar a VC de um sinal de EMGS consiste de **captar sinais de forma correta**. Se a aquisição dos sinais não for feita de forma cuidadosa e precisa nenhum outro procedimento reverterá a situação e, portanto, não será possível utilizar os sinais com confiabilidade. Para auxiliar na resolução dos problemas vinculados ao sistema de detecção e padronizar os processos de aquisição dos sinais de EMGS, foram estabelecidos protocolos de captação destes sinais. Um destes foi proposto pelo Comitê de Eletromiografia para Avaliação Não Invasiva de Músculos (SENIAM, do inglês, *Surface Electromyography for Non-Invasive Assessment of Muscles*). Há, também, outros que foram estabelecidos pelos próprios fabricantes das instrumentações de aquisição (Hermes et al., 1998). Ao seguir todo protocolo de aquisição de sinais estabelecidos pelos Comitês e fabricantes, garante-se a padronização dos processos e eliminam-se alguns problemas, entretanto, o sinal captado ainda apresenta ruído. Os circuitos de transdução e condicionamento dos sinais podem atuar, por exemplo, na redução do ruído térmico inerentes aos componentes eletrônicos, mas nem sempre de forma suficiente (De Luca, 2002). Outros fatores também alteram à forma de onda do sinal de EMGS: a não homogeneidade dos tecidos envolvidos nas posições de detecção e a variação de velocidades que os potenciais de ação viajam em cada momento (Farina & Merletti, 2004).

Na captação de sinais por um arranjo de eletrodos, obtém-se um conjunto de canais que, teoricamente deveriam apresentar formas de ondas similares, exceto por um deslocamento temporal. No entanto, na prática isto não acontece. Para a aplicação de qualquer método de estimação da VC é fundamental a **escolha de um conjunto de canais provenientes de uma captação que representem o fenômeno desejado** e apresentem uma similaridade da forma de onda entre distintos canais (Phinyomark et al.,

2012). A similaridade dos canais comumente é realizada pelo cálculo da correlação cruzada (Rangayyan, 2002). Esta análise é necessária, mas muitas vezes não é suficiente para a seleção adequada dos sinais. Dois canais, por exemplo, podem apresentar alta correlação cruzada (valor acima de 0,7) sem representar o fenômeno desejado. Para resolver tal demanda, é em geral usada a intervenção do especialista, que analisa as características do comportamento temporal dos canais previamente selecionados e descarta os que não são de interesse.

Depois de escolhidos os canais que serão utilizados no cálculo da VC, é interessante que o sinal esteja, tanto quanto possível, limpo de ruído. Um sinal de EMGS sofre influência de fatores intrínsecos (tipo da fibra muscular, profundidade e diâmetro) e extrínsecos (localização dos eletrodos, distância entre os eletrodos e formato dos eletrodos). Estes fatores podem afetar as características do sinal no que se refere a amplitude e frequência (Marchetti & Duarte, 2006; Quach 2007).

Em geral, os ruídos encontrados em um Sinal de Eletromiografia são classificados como: ruído da rede elétrica (60 Hz), ruído de artefatos de movimento e ruído térmico inerente aos componentes eletrônicos (De Luca, 2002; Reaz et al., 2006; Zhang & Ping, 2013). Como as informações relevantes de um sinal de EMGS para estudos clínicos estão numa faixa de frequência de 20 a aproximadamente 500 Hz, é neste intervalo que devem ser aplicadas soluções para redução do ruído (Aschero & Gizdulich, 2010; De Luca et al., 2010). Para avaliar o desempenho das soluções aplicadas na minimização do ruído é comumente utilizada a Relação Sinal/Ruído (RSR) (Reaz et al, 2006).

O ruído da rede elétrica e o ruído de artefatos de movimento estão concentrados em faixas de bandas de frequências específicas. Estes tipos de ruídos podem ser minimizados com processos abordados na literatura e não são o escopo deste trabalho (Melo et al., 2007; De Luca, 2010; Aschero e Gizdulich, 2010; Phinyomark et al., 2012). O ruído térmico inerente aos componentes eletrônicos apresenta uma maior complexidade, por estar distribuído em toda banda de frequência do sinal de interesse (Phinyomark et al, 2012).

É proposta na literatura, uma série de soluções para a redução do ruído térmico inerente aos componentes eletrônicos presente no sinal de EMGS (Phinyomark et al.,

2012; Huang et al., 1998; Zhang e Ping, 2013). Abordagens baseadas no uso da Transformada *Wavelet* (TW), têm apresentado bom desempenho permitindo uma redução deste ruído com um sacrifício mínimo da informação de interesse (Zhang e Ping, 2013).

O uso da TW na *redução* de ruído (*Denoising*) possibilita que sinais randômicos não correlacionados com o sinal de EMGS sejam parcialmente eliminados (Phinyomark et al., 2012). O algoritmo *Denoising* que faz uso da TW é organizado em três passos. Primeiro, o sinal original é decomposto pela Transformada *Wavelet* Discreta (TWD) para obter os coeficientes de aproximação e de detalhes. Segundo, parte do ruído que fica concentrado nos coeficientes de menor amplitude pode ser descartado por um processo de limiarização. Por fim, no terceiro passo, o sinal resultante é reconstruído. Essa técnica é denominada de ***Denoising de primeira geração*** (Mallat, 1989; Mallat & Huang, 1985; Donoho, 1985).

São duas as principais abordagens para a limiarização: a primeira anula os coeficientes abaixo de um parâmetro definido (*Hard Thresholding*) e a segunda reduz os coeficientes abaixo deste parâmetro (*Soft Thresholding*). O parâmetro de limiarização é um valor de referência baseado na estimação do ruído branco presente no sinal. São várias as metodologias de cálculo deste parâmetro, sendo que as mais conhecidas são: Universal, Minimax, SURE, Híbrido e variantes do método Universal (Donoho & Johnstone, 1994a, 1994b, 1998; Donoho, 1995).

A escolha da *Wavelet* mãe e do tamanho das janelas de aplicação da TWD afeta o desempenho do processo de *Denoising* utilizando TWD. A escolha da *Wavelet* mãe que apresenta melhor desempenho está intimamente ligada às características da forma de ondas do sinal de EMGS. A literatura aponta diferentes resultados no desempenho do *Denoising* ao se variar a escolha destes parâmetros (Hussain et al., 2006, 2009; Jiang & Kuo, 2007; Phinyomark & Phukpattaranont, 2009; Sobahi, 2011; Phinyomark, 2011; Hussain & Mamum, 2012). O tamanho da janela em que está sendo aplicada a TWD deve manter o sinal com características estacionárias para protocolo em experimentos isométricos, que serão abordados neste trabalho. As contrações isométricas são aquelas na qual o comprimento do músculo não sofre alteração (Merletti & Parker, 2004).

Uma evolução da aplicação direta do *Denoising* utilizando TWD é o ***Denoising de segunda geração*** ou ***Denoising invariante ao deslocamento*** e foi proposta por

Coifman & Donoho (1995). Este trabalho propõe uma variante ao método original baseado na combinação linear do processo de *Denoising* aplicado a versões do sinal com intervalos deslocados circularmente (Coifman & Donoho, 1995). Esta variante permite reduzir mais eficientemente o ruído branco, uma vez que, após a aplicação TWD inversa e o deslocamento circular inverso, os sinais são promediados, e o ruído branco se auto cancela pelo fato de ser ortogonal com o sinal de interesse. Desta forma, são obtidos resultados melhores (Lang et al., 1995). Burrus et al. (1998) concluíram que nem todos os tamanhos de deslocamentos adotados na aplicação do *Denoising* invariante ao deslocamento resultam nos mesmos resultados de RSR. Como os coeficientes da TWD são diádicos, quando o tamanho do intervalo de deslocamento é  $2^n$  a filtragem coincide com a representação dos coeficientes na íntegra, logo a combinação linear não cancela eficientemente o ruído (Burrus et al., 1998). Não foram encontradas em pesquisas informações referentes aos demais tamanhos de intervalos de deslocamento utilizados no *Denoising* invariante ao deslocamento. Portanto, este é um parâmetro para ser explorado.

No que se refere à **estimativa da VC**, o pressuposto básico é detectar os potenciais de ação respectivos em vários canais e em vários pontos do trajeto. Existem métodos que realizam a estimativa no domínio temporal, outros no domínio frequencial e aqueles que mesclam a avaliação em ambos domínios. O domínio temporal é o mais simples de ser trabalhado, mas carrega limitações sérias de resolução e de sensibilidade à presença de ruído (Schulte et al., 2003). Entretanto, a abordagem no domínio do tempo possibilita uma grande vantagem, a possibilidade de visualização do fenômeno de deslocamento diretamente relacionada com os sinais e sua evolução temporal. E, por consequência, a própria estimativa da VC. Outra diferença na abordagem da estimativa da VC é que ela pode ser tratada como uma média calculada a partir de um conjunto de estimativas para um intervalo ou uma distribuição ao longo do tempo. A abordagem da estimativa por meio da média nem sempre é suficiente para expressar adequadamente os fenômenos fisiológicos, considerando que ela é influenciada por uma variedade de fatores incontrolláveis (Farina et al., 2001). Outra alternativa é estimar a distribuição da VC ao longo do tempo que permite caracterizar os componentes individuais de propagação da VC (Hogrel & Duchene, 2002; Ledoux et al., 2006).

Hogrel & Duchene (2002) propõem dois métodos para estimar a distribuição da VC utilizando dois sinais bipolares: um considerando a correlação cruzada em janelas e o outro um método baseado na distância pico a pico em janelas. Segundo os resultados

apresentados, a última abordagem apresenta melhor desempenho apesar de sofrer limitações extremamente relevantes: quando os sinais são captados por arranjos bipolares, o cálculo do distanciamento pico a pico é restrito a uma interpretação estritamente local, pois o número de canais utilizados é mínimo. Além disso, o método proposto não estabelece nenhum procedimento para minimizar o ruído. Numa abordagem no domínio temporal, a presença do ruído é um dos fatores de grande dificuldade na execução dos algoritmos de VC, pois alteram o formato dos sinais.

## 1.2. DEFINIÇÃO DO PROBLEMA

Para que a estimativa da VC seja realizada no domínio temporal, é primordial que se conheçam os fatores que influenciam seu resultado, bem como a sistematização do processo envolvido. Neste domínio, as questões referentes às possíveis dificuldades no cálculo da VC ficam estabelecidas de forma clara na literatura, mas de forma seccionada (resolução dos sinais, *Denoising* e os métodos propriamente ditos). Alguns trabalhos tratam de minimização do ruído, outros do cálculo da VC, mas não foram encontrados trabalhos que conectem todas as etapas sequencialmente. Neste trabalho, é proposta uma sistematização para a estimativa da VC que considera estas etapas do processo. Para cada etapa do processo são propostas novas abordagens para resolver desafios abordados na literatura. Além disso, são propostos dois algoritmos para o cálculo da velocidade de condução que tratam o parâmetro como uma dispersão dos valores instantâneos. A dispersão possibilita uma visualização das variações que a VC assume num intervalo de tempo e os limites deste intervalo. A etapa de aquisição dos sinais tem sido definida pelos protocolos estabelecidos pelo SENIAM e pelos fabricantes de equipamentos de aquisição, portanto não faz parte do escopo de trabalho. Desta forma, dado um arranjo linear de sinais de EMGS, a sistematização é reduzida à seguinte estrutura (proposta deste trabalho).

- I. Seleção de Canais;
- II. Minimização de Ruído; e
- III. Cálculo da Velocidade de Condução.

A sistematização proposta permite que, na etapa “Seleção de Canais”, para cada aquisição de sinais de EMGS, feita por um arranjo linear de eletrodos, todos os canais de interesse sejam selecionados, isto é, esta etapa separa os canais que representam um

sinial de EMGS dos que são zonas de inervação ou ruído. Para cada conjunto de canais selecionados, é aplicado um *Denoising* para atenuar o ruído e, por fim seja estimada a VC. Cada etapa deste processo tem uma teoria vinculada que envolve fatores fisiológicos e uma modelagem matemática que foi proposta separadamente. A literatura aponta que existe um conjunto de questões abertas no que se refere a cada uma destas etapas e no processo inteiro. Por vezes, são encontrados na literatura resultados contraditórios em alguns destes quesitos. Este é o caso da aplicação de *Denoising* para redução do ruído nos sinais de EMGS. Não há um consenso nos parâmetros que otimizam a filtragem dos sinais. Isto é compreensível se for considerado o alto número de combinações possíveis na escolha dos parâmetros e as questões fisiológicas envolvidas. Cada conjunto de parâmetros pode apresentar um comportamento diferente quando aplicados em músculos diferentes. Portanto, um olhar sistemático auxilia uma visão de todos os fatores que envolvem a estimativa da VC e permite analisar os resultados de forma mais significativa.

### **1.3. OBJETIVO GERAL**

Propor algoritmos de cálculo da velocidade de condução (VC) e sistematizar procedimentos para a estimativa da VC, explorando a seleção de canais e a minimização do ruído dos sinais.

### **1.4. PRINCIPAIS CONTRIBUIÇÕES**

- Investigação e proposta de um método para a seleção de canais que não dependa da intervenção humana (especialista);
- Avaliação do desempenho do *Denoising* definidos pelos métodos clássicos de limiarização;
- Proposição de uma nova abordagem para a estimativa de limiares para *Denoising* invariante ao deslocamento que independe do nível de decomposição da *Wavelet*;
- Proposição de algoritmos no domínio do tempo, que sejam uma evolução dos propostos por Hogrel & Duchene (2002). Tratando as seguintes limitações: uso de um conjunto de canais não necessariamente sequenciais; e
- Sugestão para abordar a VC como uma dispersão dos valores instantâneos.

## 1.5. ORGANIZAÇÃO DO TRABALHO

O **capítulo 1** apresenta uma introdução sobre a VC e os fatores que afetam sua estimativa no domínio temporal, um detalhamento sobre as etapas que influenciam no cálculo da VC neste domínio, os desafios de cada etapa, definição do problema, o objetivo geral desta tese, as contribuições propostas e a descrição da estrutura do trabalho.

O **capítulo 2** apresenta o referencial teórico sobre os temas envolvidos divididos nos seguintes subitens: (i) Fenômeno Fisiológico; (ii) Eletromiografia e Sinais Eletromiográficos; (iii) Ruídos no Sinal de EMGS; (iv) *Denoising*; e (v) Estimativa da VC. No item Fenômeno Fisiológico são destacadas as informações referentes a contração muscular e os potenciais de ação. No item (ii) são destacados um breve histórico da Eletromiografia e como são formados os sinais eletromiográficos. Além disso, este item salienta o cuidado que deve-se tomar com a instrumentação para a captação dos sinais eletromiográficos. No item (iii) são definidos os tipos de ruídos que um sinal de EMGS apresenta, soluções para minimizar alguns tipos de ruídos que não são objeto de estudo deste trabalho e introduz informações sobre o ruído térmico. No referencial do *Denoising* são abordados os fatores que influenciam seu resultado e detalhadas as formulações matemáticas envolvidas. No item (v) é definido a formulação da VC, suas abordagens e o método que será usado neste trabalho como referência.

O **capítulo 3** apresenta a revisão bibliográfica dos seguintes temas: (i) Seleção de Canais; (ii) *Denoising*; e (iii) Estimativa da VC. Na Seleção de Canais são citadas referências clássicas que descrevem um sinal de EMGS e um trabalho que foi utilizado como base para a seleção dos canais. Além disso, é relatada a falta de estudos destinados para a aplicação proposta neste trabalho. No *Denoising*, são descritos trabalhos destinados a comparação dos parâmetros e são detalhados os resultados encontrados. Neste item é evidenciado que não há padronização dos resultados encontrados na literatura. Na Estimativa da VC são citados trabalhos que tratam a VC como uma distribuição, pois estes oferecem mais informações sobre o parâmetro de interesse.

No **capítulo 4** é apresentada uma descrição dos sinais utilizados neste trabalho.

No **capítulo 5** são apresentados os algoritmos e sistematização: (i) Seleção de Canais; (ii) *Denoising*; (iii) Estimativa da velocidade de Condução; e (iv) Avaliação de

desempenho dos algoritmos. Neste capítulo são apresentadas as descrições dos algoritmos utilizados para cada um dos subitens e o processo de obtenção dos valores experimentais envolvidos no trabalho.

No **capítulo 6** estão os resultados e discussão de uma das etapas do trabalho: (i) Seleção de Canais; (ii) *Denoising*; e (iii) Velocidade de Condução. Na Seleção de canais são apresentados os resultados experimentais da metodologia empregada e os resultados envolvendo a validação da metodologia. No item (ii) são apresentados os resultados referentes aos parâmetros do *Denoising* invariante ao deslocamento, na sequência o comparativo dos parâmetros clássicos de limiarização, os limiares propostos e a comparação geral de todos os parâmetros obtidos em cada etapa. No item Velocidade de Condução são apresentados os resultados dos dois algoritmos propostos.

No **capítulo 7** estão as conclusões, as principais contribuições e uma apresentação de possibilidades para trabalhos futuros. Destaco neste capítulo a contribuição da utilização da sistematização que culmina o cálculo da velocidade de condução.

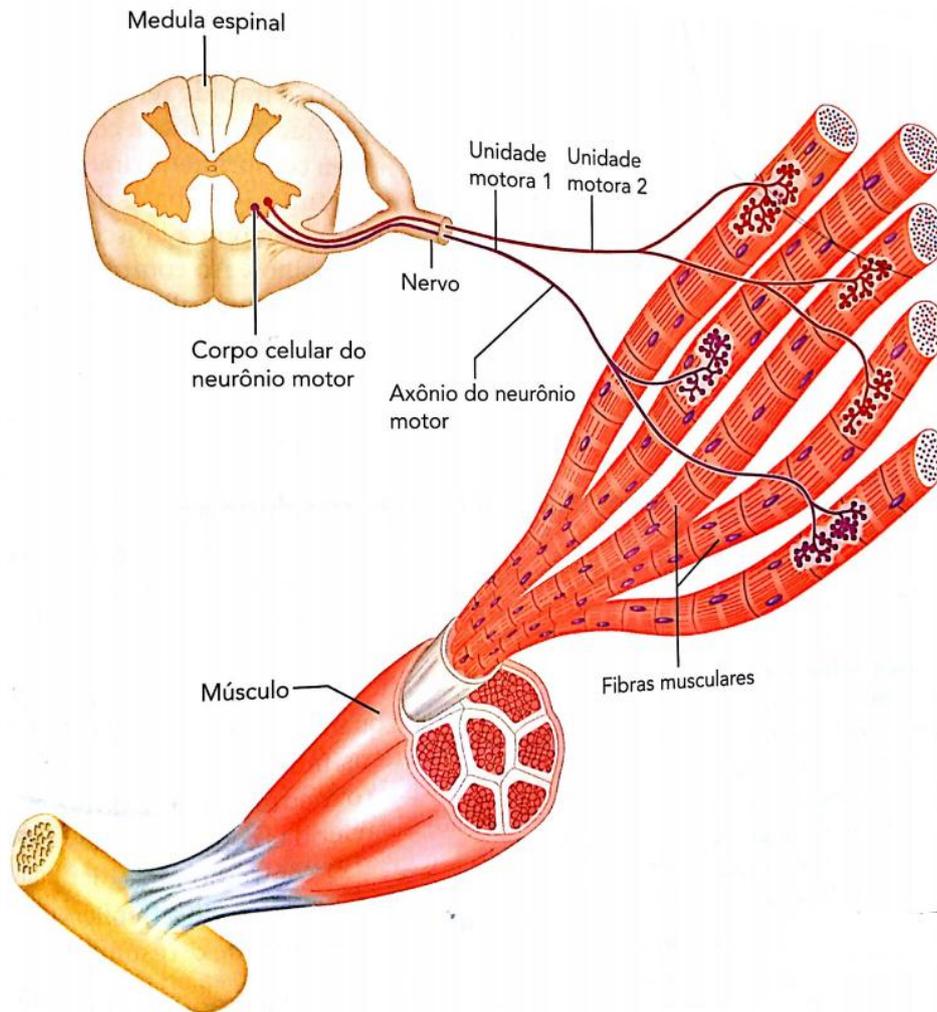
## 2. REFERENCIAL TEÓRICO

---

### 2.1. FENÔMENO FISIOLÓGICO

#### 2.1.1. Contração Muscular

A **contração muscular** é um processo que inicia-se no Sistema Nervoso Central, onde ocorre a transmissão de impulsos nervosos, pelo menos, entre dois neurônios, um sensorial e outro motor (Marieb & Hoehn, 2009). Esta transmissão de impulsos nervosos desencadeia um impulso elétrico que é transmitido através dos axônios para as fibras musculares conectadas por ele, conforme ilustrado na Figura 1. As fibras musculares são células alongadas, multinucleadas que compõem o músculo esquelético. Essas fibras são organizadas em feixes e são formadas por miofilamentos que, por sua vez, são constituídos de miofibrilas. Cada fibra é coberta por uma membrana denominada sarcolema. Cada miofibrila contém filamentos leves de actina e filamentos pesados de miosina, sendo que estes e seus componentes estão relacionados com as interações bioquímicas que promovem um mecanismo de encurtamento e relaxamento das estruturas (Ferreira, 2005).



**Figura 1.** Unidade Motora: neurônio motor e as fibras por ele inervadas.  
 Fonte: Marieb & Hoehn, 2009.

Os axônios dos neurônios motores estão conectados ao sarcolema da fibra muscular pelas junções denominadas de junções neuromusculares. A junção acontece numa depressão do sarcolema com alta concentração de acetilcolina (ACh), substância neurotransmissora. Esta região é denominada placa motora terminal (Marieb, 2009).

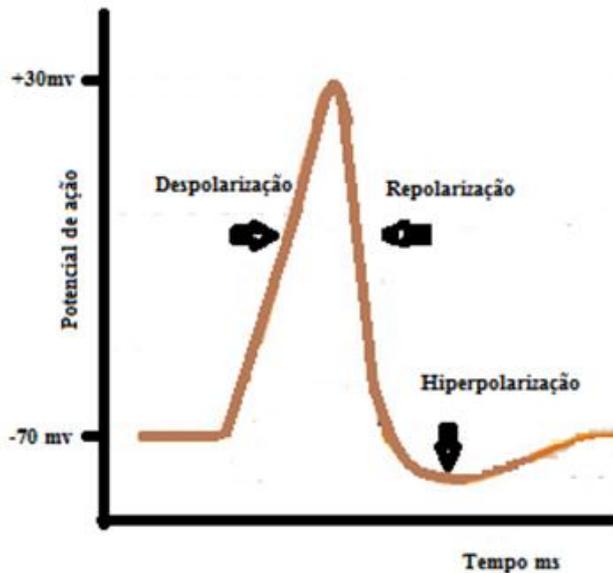
O processo de contração é disparado quando um neurônio motor é ativado por uma ação do sistema nervoso central ou por reflexo. Este impulso elétrico navega ao longo dos axônios e, neurotransmissores e moléculas de acetilcolina (ACh) são liberadas para as placas motoras terminais. Ao atingir a fibra, este processo desencadeia mudanças na permeabilidade da membrana, alterando o equilíbrio iônico e gerando um potencial de ação (Marieb & Hoehn, 2009; Merletti & Parker, 2004).

No estado de repouso as células exibem um potencial de ação que depende do gradiente do potássio. Isto acontece pelo fato de a permeabilidade do potássio ser maior

que a do sódio (Marieb & Hoehn, 2009). A relação de polarização entre a parte externa e a interna é de aproximadamente -90 mV. O processo de desencadeamento do potencial de ação é realizado em três etapas através de um fenômeno denominado bombas de íons. O sarcolema em repouso é relativamente impermeável e apresenta, na sua parte externa uma predominância de sódio ( $\text{Na}^+$ ) e, na interna, de potássio ( $\text{K}^+$ ). Com a ligação de moléculas de acetilcolina com seus receptores na placa motora terminal são abertos os canais iônicos permeáveis ao  $\text{Na}^+$ . Como a entrada de sódio é superior à saída de potássio, ocorre uma mudança transitória no potencial da membrana, de forma que o interior do sarcolema se torna menos negativo. Este evento é chamado de despolarização.

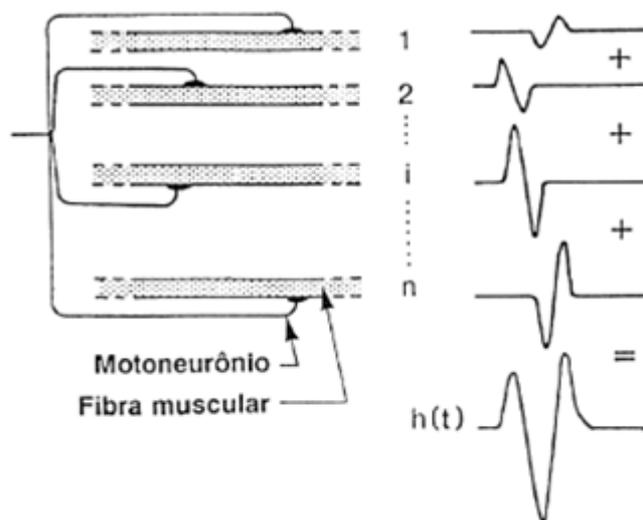
### 2.1.2. Potencial de Ação

O potencial elétrico despolarizante, quando forte, é chamado de **potencial de ação** (Marieb & Hoehn, 2009). A propagação do potencial de ação acontece devido ao fato das cargas positivas dentro do sarcolema mudarem a permeabilidade das regiões, abrindo canais de sódio e propagando a despolarização ao longo da fibra muscular. A repolarização é a etapa que restabelece o estado inicial do sarcolema e é uma consequência do fechamento dos canais de sódio e da abertura dos canais de potássio. Durante a repolarização, a fibra muscular fica num período refratário, isto é, a célula não responde novamente ao estímulo até que a repolarização tenha terminado por completo. O processo de restauração do equilíbrio iônico através do processo de repolarização, consome aproximadamente de 2 a 3 milisegundos (Quach, 2007; Marieb & Hoehn, 2009). A Figura 2 apresenta o gráfico do potencial de ação mostrando a mudança de permeabilidade do sarcolema.



**Figura 2.** Gráfico de um Potencial de Ação.

Na captação de um sinal, o potencial de ação da unidade motora (**Motor Unit Action Potential - MUAP**) é a soma algébrica dos potenciais de ação das várias fibras inervadas pela unidade motora que propiciou a transmissão dos impulsos nervosos (Winter, 1991). A Figura 3 ilustra o esquema de geração da MUAPs.



**Figura 3.** Esquema de Geração da MUAP  
 Fonte: Basmajian & De Luca, 1985.

Como uma **MUAP** tem duração pequena, as unidades motoras devem ser ativadas repetidamente para que se possa sustentar a contração muscular por períodos maiores. Essa sequência de **MUAPs** é denominada de trem de potenciais de ação na unidade motora (**Motor Unit Action Potential Train – MUAPT**). A geração e extinção das **MUAPTs**

afetam a forma da curva no domínio temporal e este é um fator que dificulta a análise geral da curva neste domínio (Merletti & Parker, 2004).

Quando um sinal de EMGS é adquirido durante uma contração isométrica constante, este sinal pode ser considerado como a realização de um processo estocástico estacionário no sentido amplo (*wide-sense stationary*) com distribuição Gaussiana da amplitude e média zero (Basmajian & De Luca, 1985; Winter, 1991). No que se refere às características do sinal, a amplitude máxima, para o caso de um músculo normal é de, aproximadamente, 3 mV (Soderberg & Cook, 1984); a banda de frequência de interesse está contida entre 20 a 500 Hz, com concentração de energia na faixa entre 50 a 150 Hz (Basmajian & De Luca, 1985; Karlsson & Gerdle, 2001).

## **2.2. ELETROMIOGRAFIA DE SUPERFÍCIE E SINAIS ELETROMIOGRÁFICOS**

A Eletromiografia é uma técnica de monitoramento e registro da atividade elétrica dos potenciais de ação das fibras musculares de um músculo particular ou de grupo muscular (Portney & Roy, 2004). Segundo De Luca (1997), a eletromiografia permite a análise de processos fisiológicos através dos quais o músculo gera força e executa inúmeras funções de interação com o mundo. As pesquisas envolvendo a eletromiografia são originárias de estudos desde 1773, mas só por volta de 1910 é que houve um avanço nas análises dos sinais para atividades isométricas. O uso da computação digital na eletromiografia, no final da década de setenta e início da década de oitenta, propiciou avanços de metodologias e introduziu a análise quantitativa do potencial de ação da unidade motora (Forti, 2005).

A Eletromiografia pode ser captada por duas metodologias diferentes: (i) pelo uso de agulhas (intramusculares) ou (ii) pelo uso de eletrodos fixados na pele. A esta última modalidade chamamos de **Eletromiografia de Superfície (EMGS)**. Cada uma das metodologias é recomendada para tipos de casos distintos. São fatores importantes de análise para escolha da metodologia, o tipo de músculo requerido e o tipo de atividade a ser analisada (Troni et al., 1983).

A EMGS é amplamente utilizada, pois é um método de coleta de sinais seguro, não-invasivo e, portanto, indolor e simples (Veneziano, 2006). Em contrapartida, exige

uma instrumentação cuidadosa e um tratamento computacional mais eficiente, pois pode detectar as atividades elétricas oriundas de outros músculos próximos (*crosstalk*) (Soderberg & Cook, 1984). A qualidade deste tipo de sinal depende de questões fisiológicas envolvidas e do processo de instrumentação. Dentre as questões fisiológicas, destacam-se: tipo e diâmetro das fibras, a distância entre as fibras, os tipos de tecidos presentes entre as fibras, quantidade de unidades motoras e suas localizações (Weir et al., 1999; De Luca, 1997). No que refere-se às questões vinculadas a instrumentação, destacam-se: tipos de eletrodos, localização de aplicação dos eletrodos, amplificadores e filtros.

Os eletrodos captam o sinal elétrico resultante do processo de despolarização e repolarização das fibras musculares. Este sinal passa por um amplificador e é processado por um computador que fornecerá os dados que serão analisados (Moraes, 2010). A EMGS é a abordagem mais indicada para o estudo de músculos grandes e superficiais (Sodeberg & Cook, 1984). Como vantagens de seu uso tem-se o custo baixo e o fato de que o processo de captação dos sinais é indolor e mais rápido. No entanto, a área de captação, por ser mais ampla, acaba por receber dados referentes a várias unidades motoras simultaneamente. Este fato faz com que esta metodologia exija um esforço computacional maior para que os resultados sejam aproveitáveis (Forti, 2005; Stegeman, 2000).

Uma sequência de procedimentos deve ser seguida para a **captação de sinais** de forma a reduzir a impedância entre a pele e o eletrodo. Segundo o Comitê de Eletromiografia de Superfície para Avaliação Não Invasiva de Músculos (*Surface Electromyography for the Non-Invasive Assessment of Muscles - SENIAM*), para uma aquisição mais eficiente é importante remover os pelos da região, limpar a pele e lixar superficialmente para a retirada de células mortas. Além disso, outros aspectos são relevantes no que diz respeito à qualidade do sinal. O eletrodo deve ser colocado entre o ponto motor (parte de inervação no músculo) e o tendão distal do músculo avaliado. A direção do eletrodo deve ser a mesma da fibra muscular, pois este sentido capta o deslocamento do potencial de ação em cada ponto. Além disso, um eletrodo de referência deve ser colocado em um ponto estratégico. Este ponto de posicionamento varia dependendo do músculo que será objeto de captação. A função do eletrodo de referência auxiliar no processo de rejeição ao modo comum da interface analógica e de condicionamento de sinais (Portney & Roy, 2004). Para o músculo bíceps braquial, uma escolha usual para aplicação deste eletrodo de referência é o punho (Hermes et al., 2015).

Um sinal pode ser captado por dois eletrodos de superfície (sinal bipolar) ou por um arranjo de eletrodos (sinal multipolar). Para todas as abordagens é necessário o uso do eletrodo de referência.

Na investigação da velocidade de propagação de potenciais de ação são mais utilizados os arranjos **vetoriais ou os matriciais**. Neste tipo de abordagem, a captação de informações por meio de vários canais simultâneos ocorre de forma a propiciar uma análise utilizando algoritmos numéricos dedicados, o que propicia dados mais significativos para um estudo global da estimação de parâmetros (Marchetti & Duarte, 2006; Quach, 2007; Hermens, 2000; Salomoni, 2008).

### 2.3. RUÍDO NOS SINAIS DE ELETROMIOGRAFIA

Ruído é qualquer sinal não desejado, vindos de fluxos de correntes, de outros aparelhos e de músculos vizinhos. A redução do nível de ruído pode ser feita através de cuidados no processo de captação, de gravação e pela aplicação de filtros.

Em geral, são encontrados em um sinal de EMGS os seguintes tipos de ruídos espúrios: ruído de rede elétrica (60 Hz), ruído devido a artefatos de movimento a execução do protocolo experimental e ruído branco gaussiano geralmente de origem térmica aos componentes eletrônicos semicondutores (De Luca, 2002; Reaz et al., 2006; Zhang e Ping, 2013). De forma mais detalhada, tem-se:

- **Ruído de rede Elétrica:** ruído determinístico de banda estreita centrado na frequência da rede elétrica, conhecido também com a denominação de ruído tonal. Este processo de interferência ocorre por meio de indução eletromagnética do sinal de 60 Hz da rede de energia elétrica.
- **Ruído devido a artefatos de movimento:** este tipo de ruído é gerado pela instabilidade de conexão e dos movimentos dos eletrodos com a superfície da pele. Apresenta concentração espectral em baixas frequências. Quando proveniente do contato dos cabos com o eletrodo apresenta largura de banda contida entre 0 a 20 Hz e, quando é inserido entre os cabos e o amplificador de 0 a 50 Hz. Ele é mais frequente em contrações dinâmicas (De Luca, 2010).
- **Ruído térmico inerente aos componentes eletrônicos:** Usualmente, este tipo de interferência é representado por um **ruído branco aditivo** ao sinal de EMGS e

apresenta distribuição de probabilidade gaussiana (Farina & Merletti, 2000). A minimização deste tipo de ruído se constitui um dos objetivos de investigação deste trabalho.

Para a minimização dos problemas de aquisição e obtenção de sinais limpos, vários procedimentos são indicados pelo SENIAM, no entanto estes não são suficientes para evitar interferências espúrias no sinal digitalizado (Hermes et al., 1999). O uso de topologias de circuitos eletrônicos mais confiáveis e mais imunes às interferências externas são fatores que contribuem com a minimização de ruído, principalmente o de modo comum (De Luca, 2002).

A literatura apresenta diversas abordagens para amenizar o ruído de um sinal de EMGS. O resultado do processo de minimização de ruído é usualmente avaliado por meio da **Relação Sinal/Ruído (RSR)** e/ou outro parâmetro utilizado como medida de distorção do sinal (Reaz et al., 2006). Neste trabalho é adotada a RSR como o indicador de avaliação, quanto maior a RSR, maior é a redução do ruído.

Em geral, existem propostas de se reduzir ou eliminar o **ruído da rede elétrica**. A abordagem mais comum encontrada na literatura é a aplicação de filtro *notch* (Phinyomark et al., 2012). Mello et al. (2007) apresentaram uma proposta de projeto de filtros digitais para delimitar a banda de frequência de um sinal de EMGS e remover o ruído tonal e seus harmônicos. Foram calculados os coeficientes do numerador e denominador da transformada Z pela convolução de dois filtros Butterworth: um passa-altas de 2ª. ordem com frequência de corte de 10 Hz e um passa-baixas de 8ª. ordem com frequência de corte de 400 Hz. Além disso, foram implementados seis filtros *notch* de 2ª. ordem com bandas de rejeição variando em torno de frequências múltiplas de 60 Hz. Foram consideradas as seis harmônicas de frequência fundamental da rede (de 60 a 360 Hz), com largura de banda de 2 Hz cada. O filtro digital FIR foi convoluído duas vezes. Uma com a abordagem causal e, a segunda, com a abordagem não-casual (os coeficientes são invertidos no tempo) de forma que foi produzido um efeito de fase “zero” no sinal filtrado. Os resultados apontaram que foram atenuados mais que 96,6 % do ruído de rede. Aschero e Gizdulich (2010) propuseram uma alternativa para o uso de filtros *notch* usando uma abordagem baseada na filtragem *Wiener* modificada para reduzir o ruído. Essa proposta é complementar a técnicas lineares e não lineares para reconstruir o sinal preservando as propriedades não lineares.

As abordagens utilizando filtros *notch* carregam um problema relevante. Ao eliminar uma faixa do sinal é removido o ruído e componentes de frequências adjacentes, isto acarreta uma perda de sinal que pode ser significativa. Quando a indução da componente de 60 Hz ocorre de forma simultânea em ambos contatos do eletrodo bipolar, o processo de rejeição ao modo comum pode reduzir este tipo de interferência. O uso de amplificadores diferenciais permite que interferências comuns que aparecem em suas entradas sejam subtraídas uma da outra (Andrade, 2006).

Como o **ruído advindo de artefatos de movimento** tem características passa-baixas e tem largura de banda estreita, muitos trabalhos encontrados na literatura científica sugerem a inserção de um filtro passa-altas com uma frequência de corte em 10 Hz (Clancy et al., 2002) ou em 20 Hz (De Luca et al., 2010).

A minimização do **ruído branco aditivo** tem sido amplamente abordada com uma técnica denominada *Denoising* (De Luca et al., 2010; Phinyomark et al., 2009a; Phinyomark et al., 2009b; Phinyomark et al., 2010; Phinyomark et al., 2011; Cohen, 2012, Bhoi et al., 2012; Hussain et al., 2006; Hussain et al., 2009, Jiang & Kuo, 2007). O *Denoising* se popularizou nas últimas duas décadas com a aplicação de transformadas ortogonais para a redução deste tipo de ruído. A ideia básica consiste em aplicar uma transformada ortogonal no sinal com ruído. No domínio transformado verifica-se uma concentração espectral da informação de interesse, geralmente nas baixas frequências. O ruído, como é branco, está distribuído de maneira uniforme em todas as componentes frequenciais. Os componentes transformados que possuem amplitude (em módulo) inferior a um determinado limiar são descartados no processo (feitos igual a zero). No último passo é aplicada uma transformada inversa. O sinal obtido por meio da transformada truncada apresenta uma RSR melhor que a original (Rocha, 2008).

Abordagens baseadas na Transformada *Wavelet* (TW) trabalham no domínio tempo-escala-frequência e permitem uma redução no ruído com um sacrifício mínimo do sinal de interesse (Zhang e Ping, 2013). As Transformadas *Wavelets* são constituídas por um banco de filtros. O procedimento envolve uma decomposição do sinal original em processos sucessivos de filtragem com passa-baixas e passa-altas e uma dizimação por dois em cada filtro. A ideia fundamental da Transformada *Wavelet* é decompor ou quebrar sinais nas suas partes constituintes em formas de onda específicas, denominadas

*Wavelets* mãe, que vão admitir versões “deslocadas” e “escaloadas”. O termo “escaloadas” significa que a *Wavelet* mãe pode ser alongada ou comprimida (variações que ocorrem no domínio das frequências). O “termo deslocadas” significa que pode ser acrescentado um retardo a *Wavelet* mãe (variações que ocorrem no domínio temporal) (Lima, 2002; Rocha, 2008). Esta flexibilidade permite que a análise do sinal possa ser feita em diferentes frequências e em diferentes resoluções, o que é útil e tem sido aplicada para diversos tipos de problemas, inclusive para a minimização do **ruído branco**.

Vários trabalhos podem ser encontrados na literatura reportando e definindo técnicas de *Denoising* (redução de ruído branco) usando as Transformadas *Wavelets* (De Luca et al., 2010; Phinyomark et al., 2009b; Phinyomark et al., 2010; Cohen, 2012; Bhoi et al., 2012; Donoho & Johnstone, 1994a; Donoho & Johnstone, 1994b; Donoho, 1995; Khezri & Jahed, 2008; Zhang e Ping, 2013). Outras pesquisas foram realizadas com a intenção de otimizar os parâmetros envolvidos no *Denoising* baseado em Transformada *Wavelet* (De Luca et al., 2010; Phinyomark et al., 2009a; Phinyomark et al., 2009b; Phinyomark et al., 2010; Phinyomark et al., 2011; Cohen, 2012, Bhoi et al., 2012; Hussain et al., 2006; Hussain et al., 2009, Jiang & Kuo, 2007).

## 2.4. DENOISING

Técnicas denominadas *Denoising*, foram propostas na literatura para reduzir os efeitos do ruído que afetam um sinal (Zhang & Ping, 2013). Esta teoria foi introduzida pelos trabalhos publicados por Mallat (1989), Lu et al., (1991), Mallat & Hwang (1992) e Simoncelli et al. (1992) que, inicialmente, se referiam ao tema como “redução de ruído” (Donoho, 1995).

A formulação matemática de *Denoising* é baseada na suposição que existem  $N$  amostras de um ruído em uma função  $x[n]$ :

$$\hat{x}[n] = x[n] + e[n], \quad (1)$$

onde os  $e[n]$  são independentes e normalmente distribuídos com  $N(0,1)$ ,  $n= 1, \dots, N$ . O objetivo é reconstruir a função  $x[n]$  minimizando o erro numa equação de mínimos quadrados, isto é, o objetivo é encontrar uma função  $\hat{f}$  que satisfaça:

$$\varepsilon = \min \|x[n] - \hat{x}[n]\|, \quad (2)$$

onde  $\varepsilon$  é o erro médio quadrático.

O algoritmo de *Denoising* que utiliza a Transformada *Wavelet* é organizado, basicamente, em três passos. Primeiro, o sinal ruidoso é decomposto pela **Transformada Wavelet Discreta (TWD)** para obter os coeficientes de aproximação e de detalhes. A segunda etapa é eliminar ou suavizar os coeficientes que estão abaixo de um determinado valor, denominado parâmetro de limiarização. Por fim, o sinal resultante é reconstruído (Cohen, 2012).

A TWD surge de uma modificação (discretização) dos parâmetros definidos na **Transformada Wavelet Contínua (TWC)**: (i) o que se refere a translação ( $\tau$ ); e (ii) o que se refere a escala ( $a$ ). A TWC pode ser definida como o produto interno entre um sinal  $f(t)$  e uma família de funções denominadas de *Wavelets*. Esta família de funções surge da variação dos parâmetros contínuos (escala e translação) de uma função base ( $\psi(a, \tau)(t)$ ) denominada *Wavelet* mãe. Desta forma, a TWC pode ser representada pela equação:

$$\text{TWC}(a, \tau) = \psi(a, \tau) = \int_{-\infty}^{+\infty} f(t) \psi_{a,\tau}(t) dt, \quad (3)$$

onde

$$\psi_{a,\tau}(t) = \frac{1}{\sqrt{a}} \psi\left(\frac{t-\tau}{a}\right). \quad (4)$$

Substituindo (4) na equação (3), obtém-se:

$$\text{TWC}(a, \tau) = \psi(a, \tau) = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{-\infty}^{+\infty} f(t) \psi\left(\frac{t-\tau}{a}\right) dt. \quad (5)$$

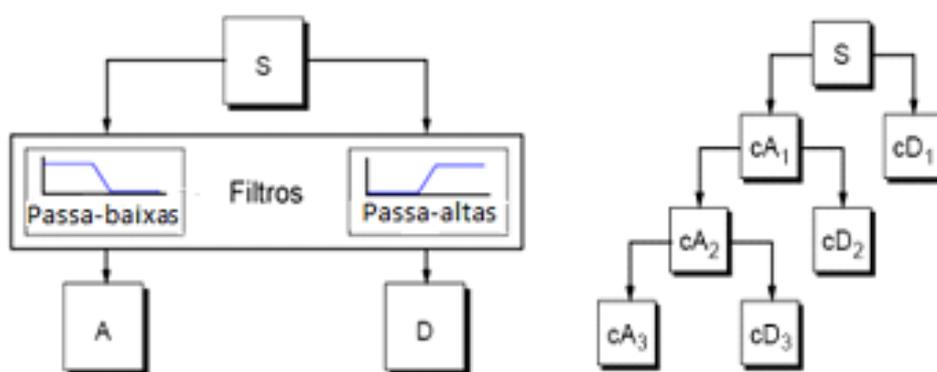
Na TWD os parâmetros translação e escala ocorrem em intervalos de tempos discretos. Isto está descrito na equação (6):

$$\psi_{m,n}(t) = \frac{1}{\sqrt{a_0^m}} \psi\left(\frac{t-n\tau_0 a_0^m}{a_0^m}\right), \quad (6)$$

onde  $m$  e  $n$  são inteiros, sendo que  $m$  está associado às variações de escala discreta e o segundo às variações de translações discretas;  $a_0 > 1$  é um parâmetro de dilatação fixo,  $\tau_0$  é um fator de translação fixo e  $\tau$  depende do fator dilatação.

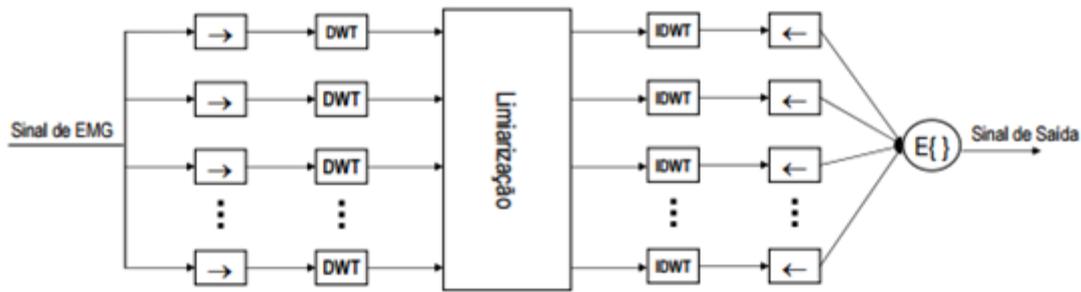
A partir da aplicação da TWD o sinal é decomposto num conjunto de dois tipos de componentes denominados “coeficientes de aproximação” e “coeficientes de detalhes”. Os coeficientes de aproximações correspondem ao conteúdo de baixas frequências do sinal e são obtidos pela aplicação de filtros passa-baixas, enquanto que os coeficientes

de detalhes correspondem ao conteúdo de alta frequência e são obtidos pela aplicação de filtros passa-altas. Este processo de decomposição pode ser realizado sucessivamente compondo uma “árvore de decomposição *Wavelet*” com vários níveis de decomposição. Neste caso, a partir do primeiro nível de decomposição, os filtros são aplicados somente nos coeficientes de aproximação obtidos da etapa anterior. Um processo com três níveis de decomposição está ilustrado na Figura 4b. Os coeficientes de aproximação e de detalhes são representados, respectivamente por  $cA_j$  e  $cD_j$ , onde  $j$  é o nível de decomposição da TWD. Em cada nível de decomposição existem muitos coeficientes. Por esta razão é mais adequado representar tais coeficientes com dois índices,  $cD_{j,k}$ : o primeiro índice ( $j$ ), refere-se ao nível de decomposição e o segundo índice ( $k$ ), à amostra do coeficiente. A Figura 4a mostra uma representação da decomposição num nível básico e a Figura 4b apresenta a árvore de decomposição.



**Figura 4.** Processo de Decomposição da TWD. 4a) Processo de Filtragem no nível básico. 4b) Árvore de Decomposição da TWD. Fonte: (Mendes, 2006)

Uma evolução da aplicação direta do *Denoising* utilizando TWD é denominada ***Denoising de segunda geração*** ou ***Denoising invariante ao deslocamento*** e foi proposta por Coifman & Donoho (1995). Este trabalho propôs uma variante ao método original baseado na combinação linear do processo de *Denoising* aplicado a versões do sinal com intervalos deslocados circularmente. O processo de aplicação deste algoritmo é ilustrado na Figura 5 e pode ser descrito em seis etapas: 1) O sinal de origem sofrerá  $M$  deslocamentos circulares ( $\rightarrow$ ) gerando  $M+1$  sinais diferentes, de modo que todos tenham suas amostras posicionadas de forma diferente; 2) para cada um dos  $M+1$  sinais gerados, calcula-se a TWD; 3) aplica-se o processo de limiarização para cada um dos sinais; 4) calcula-se a TWD inversa; 5) aplica-se o deslocamento circular inverso ( $\leftarrow$ ) para cada sinal; e 6) calcula-se a média dos sinais resultantes (Berger, 2006).



**Figura 5.** Diagrama de blocos para o *Denoising* invariante ao deslocamento.  
 Fonte: (Berger, 2006)

Uma vantagem significativa da aplicação do *Denoising* invariante ao deslocamento é que esta técnica permite reduzir o ruído branco em dois passos. Primeiro, a TWD é truncada segundo um limiar e, neste passo, parte do ruído é descartado. Depois da transformada inversa e do deslocamento circular inverso, a promediação dos  $M+1$  sinais faz com que o ruído, que é ortogonal consigo mesmo, se auto cancele. Por outro lado, o que é sinal de EMGS é ressaltado na promediação (Lang et al., 1995). Uma questão que pode alterar a RSR do *Denoising* invariante ao deslocamento é o tamanho do intervalo aplicado no deslocamento circular. Burrus et al. (1998) concluíram, por exemplo, que um tamanho indesejável do intervalo de deslocamento circular é  $2^n$ . No caso do uso deste tamanho do intervalo de deslocamento circular, a aplicação da TWD coincide com a representação dos coeficientes na íntegra, pois os coeficientes da TWD são diádicos e, por consequência, a combinação linear não cancela os ruídos. Não foram encontradas na literatura informações referentes ao desempenho da RSR para outros tamanhos de intervalos de deslocamento utilizados no *Denoising* invariante ao deslocamento aplicados a sinais de EMGS.

#### 2.4.1. Wavelet Mãe (Função Mãe)

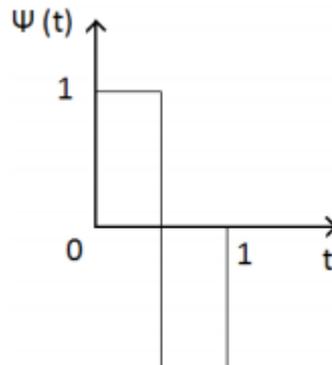
A escolha da *Wavelet* mãe que propicia um melhor desempenho da RSR no *Denoising* refere-se as características da forma de ondas do sinal de EMGS (Phinyomark et al., 2009). A *Wavelet* mãe que melhor caracteriza um determinado sinal pode ser definida pelo cálculo da correlação entre a *Wavelet* mãe e o sinal dado (Cohen, 2012). Outra maneira de se avaliar a adequação da *Wavelet* mãe é por meio do desempenho do cálculo da RSR após o *Denoising*.

As *Wavelets* devem satisfazer requisitos como (Lima, 2002):

- Possuir energia finita;
- Apresentar certo grau de regularidade (suavidade);
- Ter suporte compacto, no tempo e na frequência. Suporte compacto é definido como a existência de um intervalo fechado limitado, fora do qual  $f(x)=0$ .

Diversas vantagens podem ser obtidas quando são utilizadas as *Wavelets* mãe ortogonais e biortogonais. Elas apresentam uma maior facilidade para o cálculo dos coeficientes de expansão e atendem ao teorema de Parseval que garante a mesma energia do sinal no domínio da TW (Goswani & Chan, 1999). A seguir, serão apresentadas algumas das *Wavelets* mãe utilizadas neste trabalho.

A primeira, e mais simples base ortogonal, é a *Wavelet* mãe *Haar*, introduzida por Alfred Haar no final da primeira década de 1900 e representada pela função degrau (Figura 6). Esta *Wavelet* mãe analisa o sinal constante por partes, o que muitas vezes pode ser tornar mais adequado (Rocha, 2008).



**Figura. 6.** *Wavelet* Mãe Haar.  
Fonte: Matlab<sup>(R)</sup> 2008.

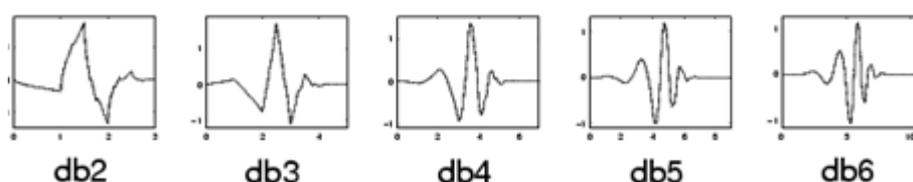
As principais propriedades da *Wavelet* de Haar são: (i) Ortogonalidade; (ii) suporte compacto com forma analítica fechada e, (iii) a função *Wavelet* é antissimétrica (Bultheel, 2003). Como as funções Haar contém discontinuidades, uma das suas limitações é que, nem sempre são úteis para analisar funções que apresentem discontinuidades.

Daubechies, um pesquisador da área, propôs uma série de *Wavelet* mães que apresentam uma capacidade de adaptação à curva mais adequada para o tratamento de

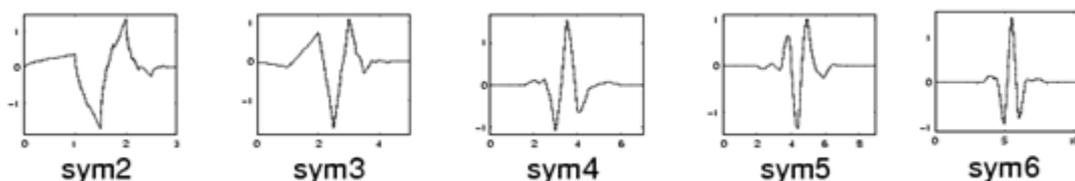
sinais de EMGS, por possuírem maior regularidade (suavidade) e se aproximarem melhor a funções que apresentam descontinuidade (Arêdes, 2009). Ele pesquisou a análise discreta de *Wavelets*, formalizou o que é chamado de *Wavelets* ortogonais suportadas compactamente que podem ser tão suaves quanto for desejado. As *Wavelets* denominadas Daubechies, Symlet e Coiflet foram propostas por Daubechies.

As *Wavelet* mães denominadas Daubechies são ortogonais, o que significa que um erro no sinal de entrada não cresce com a transformação e a estabilidade numérica computacional é assegurada. Estas apresentam suporte compacto (Arêdes, 2009). A Figura 7 apresenta algumas das suas decomposições.

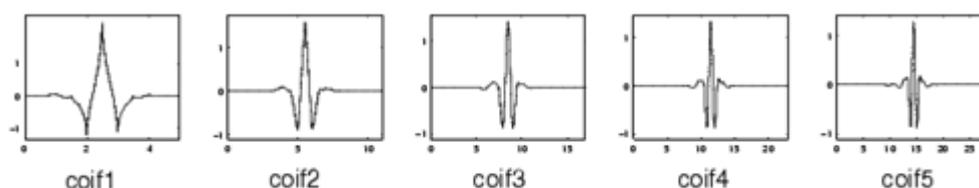
As Symlets são derivadas das Daubechies e apresentam características relevantes: (i) tendem a ser simétricas; (ii) apresentam suporte compacto e, (iii) tem fase aproximadamente linear. A Figura 8 apresenta as decomposições da *Wavelet*-mãe Symlet. A *Wavelet*-mãe Coiflet, apresentada na Figura 9, são funções ortogonais, de suporte compacto e quase simétricas (Rocha, 2008). Estas *Wavelets* foram construídas por Daubechies por solicitação de Coifman.



**Figura 7.** *Wavelet* Mãe Daubechies.  
Fonte: Matlab<sup>(R)</sup> 2008

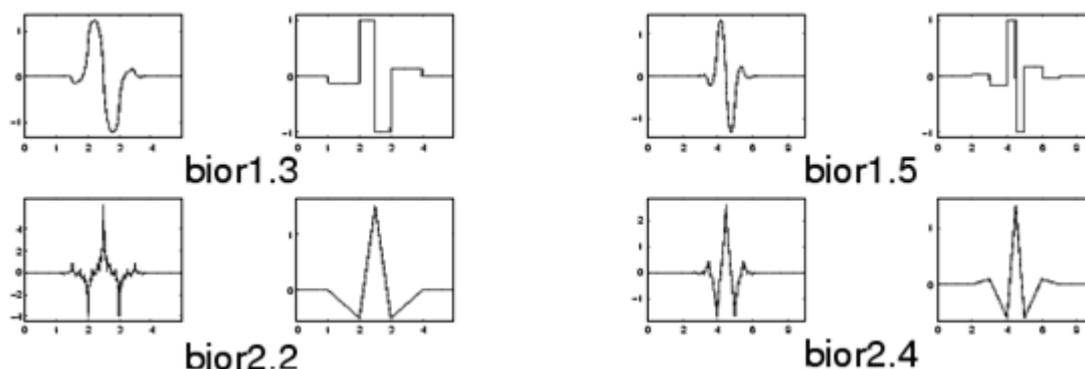


**Figura 8.** *Wavelet* Mãe Symlet.  
Fonte: Matlab<sup>(R)</sup> 2008



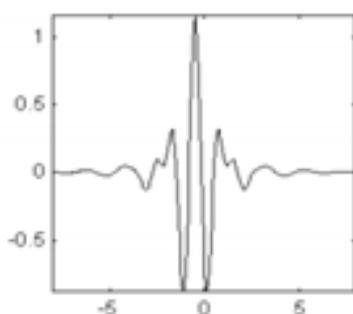
**Figura 9.** *Wavelet* Mãe Coiflet.  
Fonte: Matlab<sup>(R)</sup> 2008

As *Wavelets* denominadas biortogonais (BiorSplines e ReverseBior) apresentam a propriedade de fase linear como sua principal característica, a qual é muito adequada na reconstrução de sinais e imagens. Estas *Wavelets* apresentam ainda duas outras características relevantes: (i) são simétricas; e (ii) utilizam duas *Wavelets* diferentes para o processo de *Denoising*: uma para a decomposição e outra para a reconstrução. A Figura 10 apresenta algumas ilustrações da BiorSplines e suas decomposições.



**Figura 10.** Wavelet Mãe BiorSplines – Compostas por um par de wavelets: de decomposição (lado esquerdo) e outra para a reconstrução (lado direito).Fonte: Matlab (R) 2008

A Figura 11 apresenta a *Wavelet* Meyer. Esta *Wavelet* apresenta como características: (i) ortogonalidade; (ii) função *Wavelet* é simétrica; e (iv) suporte infinito (Bultheel, 2003).



**Figura 11.** *Wavelet* Meyer.  
Fonte: Matlab (R) 2008.

#### 2.4.2. Regras de Limiarização (*Thresholding*)

Para a minimização do ruído de um sinal são usados procedimentos, os quais têm a função de modificar os coeficientes de uma TWD a partir de uma regra. Esta regra é denominada *regra de limiarização (Thresholding)* e o limite utilizado como referência para a regra é denominado **parâmetros de limiarização**.

As técnicas de limiarização clássicas são: a limiarização dura (*Hard Threshold*) e limiarização suave (*Soft Threshold*). A primeira técnica elimina os coeficientes abaixo do parâmetro de limiarização e a segunda técnica suaviza os coeficientes abaixo do parâmetro de limiarização. As equações (7) e (8) representam, respectivamente, as duas técnicas de limiarização (*Hard Threshold* e *Soft Threshold*):

$$\text{thr}_A^H(cD_{j,k}) = \begin{cases} 0, & \text{se } |cD_{j,k}| \leq \lambda \\ cD_{j,k}, & \text{se } |cD_{j,k}| > \lambda \end{cases} \quad (7)$$

e

$$\text{thr}_A^S(cD_{j,k}) = \begin{cases} 0, & \text{se } |cD_{j,k}| \leq \lambda \\ \text{sinal}(cD_{j,k})(|cD_{j,k}| - \lambda), & \text{se } |cD_{j,k}| > \lambda \end{cases} \quad (8)$$

onde  $H$  e  $S$  são respectivamente, *Hard Threshold* e *Soft Threshold*.  $cD_{j,k}$  é o coeficiente de detalhe, onde  $k$  representa o nível de decomposição  $j$  a amostra do coeficiente e  $\lambda$  é o parâmetro de Limiarização.

### 2.4.3. Parâmetros de Limiarização

Muitos trabalhos propõem uma estimativa para o cálculo do limiar ótimo sem detalhar cuidadosamente a estimação do ruído. Assumir a estimativa do ruído proporcional ao desvio padrão dos coeficientes nem sempre é uma boa estratégia (Cohen, 2012). Uma das estimativas do ruído mais utilizadas nos trabalhos científicos é a proposta por Donoho & Johnstone (1994b), definida pela equação:

$$\hat{\sigma} = \frac{\text{median}(\{|cD_{j-1,k}|\}; k=0,1,\dots,2^{j-1}-1)}{0.6745}, \quad (9)$$

onde  $k$  é o último nível de decomposição.

A mediana utilizada para o cálculo do ruído só considera os coeficientes de detalhes, pois neles é que estão concentrados os coeficientes de menor amplitude. O valor 0,6745 foi obtido por meio de pesquisas experimentais.

Os parâmetros de limiarização são classificados em global, não global e híbrido. Os parâmetros globais são aplicados nos coeficientes de todos os níveis, os não globais aplicam um limiar dependendo do nível de decomposição em que o coeficiente está e o

parâmetro híbrido é uma combinação dos dois primeiros. Como parâmetros globais destacam-se: Universal e Minimax.

O limiar **Universal** foi proposto por Donoho e Johnstone (1994b). Este limiar é adequado para ser utilizado em grandes amostras devido ao seu comportamento assintótico. Ele é um limiar proporcional ao desvio padrão da estimação do ruído ( $\hat{\sigma}$ ) do sinal e calculado através da equação:

$$\lambda = \hat{\sigma} \sqrt{2 \log(N)}, \quad (10)$$

onde  $N$  é a dimensão do sinal de entrada.

Existem sinais, para os quais cuja probabilidade de distribuição é difícil de conhecer, como por exemplo sinais transientes estocásticos. Nestes casos é preciso encontrar um estimador que minimize o risco entre um conjunto de estimadores. O limiar não linear **Minimax** (Donoho & Johnstone, 1998) foi proposto com este objetivo. Eles usam um limiar fixo que é obtido pela minimização de um limite superior teórico do risco assintótico.

Dada uma função desconhecida, o objetivo é estimar uma função  $\hat{f}$  com o menor erro médio quadrático, isto é,  $MSE(\hat{f}, f) = \frac{1}{N} E \|\hat{f} - f\|^2$ . Para uma classe de funções dada, queremos  $\hat{f}$  que atenda a seguinte condição:

$$R(f) = \inf_{\hat{f}} \sup_{\hat{f}} R(\hat{f}, f), \quad (11)$$

onde

$$R(\hat{f}, f) = \left(\frac{1}{N}\right) E \|\hat{f} - f\|^2 \quad \text{e} \quad \|\hat{f} - f\|^2 = \sum_{t=0}^{N-1} f_t^2. \quad (12)$$

O limiar **SURE** (*Stein's Unbiased Risk Estimate*), proposto por Donoho e Johnstone (1995), define o valor do limiar ótimo como aquele que minimiza o risco da estimativa. Esta estimativa assume  $X_1, X_2, \dots, X_N$  são variáveis independentemente e normalmente distribuídas  $N(\mu_i, 1)$  ( $i = 1, \dots, N$ ) e o problema é estimar o vetor  $\mu = (\mu_1, \dots, \mu_N)$  de  $x = (X_1, \dots, X_N)$  com risco mínimo, isto é, encontrar que satisfaça:

$$\hat{\mu} = \min_{\hat{\mu}} \|\hat{\mu} - \mu\|_2. \quad (13)$$

O risco exato é desconhecido, mas é necessária uma estimativa para o cálculo do limiar. Stein (1981) demonstrou condições e um equacionamento deste risco. Com o risco estimado, o limiar pode ser calculado para cada nível de resolução  $j$ .

O limiar **Híbrido** une os limiares SURE e Universal, dependendo da esparsidade do nível dos coeficientes, aplica o limiar Universal ou o limiar SURE. O limiar Universal é utilizado quando o teste de esparsidade for satisfeito. O teste de esparsidade é realizado utilizando a relação:

$$S_j^2 \leq \frac{(\log_2 N_j)^{3/2}}{\sqrt{N_j}}, \quad (14)$$

onde  $S_j^2 = \sum_t W_{j,k}^2$ , isto é a soma do quadrado dos coeficientes *Wavelet*. O nível  $j$  é considerado esparsos quando a inequação (14) é satisfeita. Neste caso é utilizado o limiar Universal, caso contrário, será utilizado o limiar SURE.

No que refere-se a **otimização do desempenho do *Denoising***, Phinyomark et al. (2011) destacaram os seguintes fatores: técnica de limiarização, o parâmetro de limiarização, a *Wavelet* mãe utilizada e os níveis de decomposição. Uma dificuldade na apresentação e análise dos resultados relacionados ao desempenho dos parâmetros, deve-se ao fato que eles aparecem nos trabalhos de forma interligada. Cada artigo apresenta um conjunto de parâmetros e seus resultados.

## 2.5. VELOCIDADE DE CONDUÇÃO

A VC é um estimador da atividade muscular e das condições fisiológicas do músculo. Ele é um parâmetro complexo para ser estimado com precisão, pois a sua estimativa é afetada pela contribuição de todos os potenciais de ação superficiais ativos. Isto se dá devido aos seguintes fatores: tipo e diâmetro das fibras musculares, concentrações de íons, pH, temperatura do músculo e a taxa de disparos das unidades motoras (Farina & Merletti, 2000; Farina et al., 2000b; Hogrel & Duchene, 2002).

O requerimento básico para a estimativa da VC é a detecção dos potenciais de ação ao longo de sua propagação entre uma zona de inervação e a região de tendão (Farina & Merletti, 2000). Para isso é necessário que exista uma similaridade na forma dos sinais obtidos por cada um dos canais (Farina et al, 2004), o que teoricamente deveria acontecer de forma simples não é o que acontece na prática.

São dois domínios nos quais a estimativa da VC pode ser resolvida: no domínio do tempo e no domínio da frequência. Os métodos que tratam o problema da estimativa da VC no domínio do tempo possuem algumas limitações. A primeira limitação diz respeito a resolução. Os sinais são gravados como uma frequência de amostragem, a qual limita a precisão nos cálculos da velocidade de condução pelo intervalo de gravação entre as amostras. Outra limitação refere-se ao fato que a detecção dos pontos de pico é muito sensível ao ruído (Schulte et al., 2003), o que resulta numa estimativa das distâncias dos picos com alta variância. Em contrapartida, a realização do cálculo neste domínio possibilita a visualização do fenômeno no decorrer do tempo de forma clara e direta.

Outra variação no tratamento da estimativa da VC refere-se ao significado deste parâmetro. Muitos trabalhos são dedicados ao cálculo da VC como uma média, outros, em bem menor número, consideram a VC como uma distribuição.

A VC como um valor médio é comumente computado de uma composição de épocas de sinais de um grande número de potenciais de ação de unidades motoras com diferentes velocidades de propagação (Farina et al., 2001). A informação produzida por este valor médio tem sido amplamente explorada na literatura com propostas de diferentes métodos de cálculo (Lindstrom et al., 1971; Farina et al., 2000; Farina et al., 2001; Muhammad et al., 2003). Além disso, a VC média tem sido apresentada como um parâmetro para a tomada de decisão em questões envolvendo atividades físicas (Boostani & Moradi, 2003; Phinyomark et al., 2012). Entretanto, este parâmetro isolado pode ser demasiadamente global para permitir uma eficiente identificação ou acompanhamento das propriedades musculares. Por exemplo, unidades motoras não são sensíveis a fadiga do mesmo modo devido a várias propriedades fisiológicas e, portanto, as modificações de características não afetam geralmente uniformemente todas as fibras ou unidades motoras de um músculo (Ledoux et al., 2006). Este fenômeno fica evidente se forem analisadas as variações dos valores da VC num determinado intervalo de tempo ou se for analisada a distribuição da VC.

As abordagens para o cálculo da VC que oferecem mais informações do que a estimativa de um único valor descrevem melhor o resultado do comportamento dos fatores envolvidos. Isto é evidenciado, por exemplo, em estudos que tratam a VC como uma distribuição para questões que estudam o processo fadiga (Farina et al., 2001). Hogrel & Duchene (2002), ressaltaram que a análise da VC como uma distribuição pode

ser especialmente interessante durante processos fisiológicos como a fadiga ou estados patológicos específicos, como as miopatias. Além disso, é importante ressaltar que a estimativa da VC média é um parâmetro tendencioso, sofre influência dos potenciais de ação mais frequentes e maiores (Farina et al., 2001).

Considerando a complexidade dos fatores envolvidos no cenário apresentado, o cálculo da VC média, muito explorado nos artigos científicos, pode ser insuficiente para descrever os fenômenos relacionados. Por outro lado, a VC como uma distribuição, discutida em um número bem menor de artigos, tem se mostrado adequada para descrever situações específicas (fadiga e miopatias, por exemplo), pois fornece informações adicionais sobre o parâmetro. Neste contexto há uma lacuna a ser explorada, utilizar métodos reconhecidos de cálculo da VC, tratando este parâmetro não somente como um valor específico, mas observando suas variações num intervalo de tempo. Esta é uma das propostas deste trabalho.

Segundo Farina & Merletti (2004), o problema da estimativa da VC a partir de arranjo de  $M$  eletrodos e  $N$  é o número de amostras da janela de observação pode ser representado pelo seguinte modelo analítico:

$$\begin{aligned}
 x_1(n) &= s(n) + w_1(n) \\
 &\text{e} \\
 x_m(n) &= s(n - (m - 1)\theta) + w_m(n),
 \end{aligned}
 \tag{15}$$

onde  $n = 1, \dots, N$ ,  $m = 1, \dots, M$ ,  $x_m(n)$  é a versão transladada de  $x_1(n)$  e  $\theta$  é deslocamento temporal entre dois canais adjacentes e  $w_m(n)$  são  $m$  ruídos branco Gaussiano aditivo com média zero, branco e independente com variância  $\sigma^2$ .

Uma das técnicas mais utilizadas para resolver o problema da estimativa da VC média é o **Algoritmo de Máxima Verossimilhança** (*Maximum Likelihood Estimation - MLE*) proposto por Farina et al. (2001). Este algoritmo visa encontrar o atraso entre os canais ( $\theta$ ) que minimiza o erro médio quadrático e maximiza a correlação cruzada entre os canais, sabendo que a distância entre eletrodos é conhecida. Esta técnica foi aperfeiçoada por Salomoni et al. (2007) que implementaram este algoritmo de forma otimizada, para um arranjo de eletrodos com 16 canais. Os resultados demonstraram que o aumento de canais no cálculo melhorava a precisão dos resultados obtidos.

O algoritmo, considerando os aperfeiçoamentos propostos por Salomoni et al. (2007) está detalhado a seguir, pois será objeto de comparação para os resultados obtidos neste trabalho.

O erro médio quadrático é dado pela equação:

$$\xi_{MLE}^2 = \left(1 - \frac{1}{M}\right) \sum_{m=1}^M \xi_m^2 \quad (16)$$

onde

$$\xi_m^2 = \sum_{n=0}^{N-1} \left| x_m(n) - \frac{1}{M-1} \sum_{r=0, r \neq m}^{M-1} x_r(n + (m-r)\theta) \right|^2. \quad (17)$$

Aplicando a Transformada Discreta de Fourier (TDF) na equação 17, obtém-se

$$\xi_m^2 = \frac{2}{N} \sum_{k=0}^{\frac{N}{2}-1} \left| X_m(k) - \frac{1}{M-1} \sum_{r=0, r \neq m}^{M-1} X_r(k) e^{\frac{2\pi j}{N}(m-r)k\theta} \right|^2, \quad (18)$$

onde a TFD de  $x_m(n)$  para N amostras é dada por:

$$X_m(k) = \sqrt{\frac{2}{N} \sum_{n=0}^{N-1} x_m(n) e^{\frac{-2\pi j}{N}kn}}. \quad (19)$$

Para obter o erro mínimo quadrado é aplicado o método iterativo de Newton da função  $\theta$  e a VC é determinada por:

$$VC = \frac{d}{\theta}, \quad (20)$$

onde  $d$  é a distância entre dois eletrodos sucessivos.

### 3. REVISÃO DE LITERATURA

---

#### 3.1. SELEÇÃO DE CANAIS

A qualidade dos sinais utilizados para o cálculo de parâmetros na EMGS é um fator determinante nos resultados. Para o cálculo da VC de sinais captados por um arranjo de eletrodos é necessário escolher um conjunto de canais que representem o fenômeno desejado. Além disso, os canais distintos selecionados devem apresentar similaridade na forma de onda (Basmajian & De Luca, 1985).

Para identificar os canais de EMGS que representem o fenômeno desejado é usualmente utilizada uma análise visual qualitativa do especialista, o que torna o processo moroso por demandar grande tempo de análise. A falta de informações formalizadas com este objetivo direto, foi confirmada na revisão bibliográfica sobre o tema. Como base de informações foi utilizado o Portal da Capes e nele, foram testadas palavras e expressões de busca. Para a expressão de busca “*Signal selection*” & “*electromyography*” não foram encontrados artigos.

Ao pesquisar “*channel selection*” & “EMG” no portal Capes apareceram sete artigos. A maioria desses artigos estão focados na escolha de canais que otimizam a correta classificação de movimentos e para determinar o posicionamento ótimo de eletrodos (Hwang et al., 2014; Geng et al., 2014; Shibanoki et al., 2013; Shibanoki et al., 2009). Estes artigos utilizam, na maioria, métodos que são dependentes das características dos sinais de EMGS associados com algoritmos de classificação. Em geral, as características dos sinais são as mesmas citadas no parágrafo anterior, os algoritmos de classificação são baseados em teorias estatísticas e estão preocupados com respostas em tempo real, para serem utilizadas, por exemplo, no controle de próteses. Estes fatores excluem tais pesquisas do escopo proposto por este trabalho. Uma seleção de canais de sinais de EMGS obtidos de contrações isométricas.

Para resolver a questão de estabelecer parâmetros que exploram as características de um sinal eletromiográfico no que se refere ao gênero, foram levados em consideração dois estudos. O primeiro realizado por Cioni et al. (1988), que afirma a existência de uma diferença da distribuição do espectro de potência entre sinais femininos e masculinos. O segundo que afirma que as informações relevantes de um sinal eletromiográfico

para estudos clínicos, estão numa faixa de frequência de 20 a aproximadamente 500 Hz (Basmajian & De Luca, 1985). Portanto, neste intervalo que devem ser encontradas as características significativas dos sinais e parâmetros que classifiquem corretamente se os sinais são Eletromiográficos ou não e se são femininos ou masculinos (Aschero e Gizdulich, 2010; De Luca, 2010).

Cioni et al. (1988), utilizaram 40 voluntários (20 do sexo feminino e 20 do sexo masculino) para estudar uma análise automática das suas Eletromiografias de superfície. Foram avaliados os valores médios da raiz quadrada (*Root Mean Square – RMS*) durante uma contração voluntária máxima e contração evocada do musculo tibial anterior. Os cálculos do *RMS* foram realizados no domínio da frequência sobre cinco sub-bandas (5-15, 20-40, 45-70, 75-110, 115-160 Hz). Foi constatado que o *RMS* feminino apresenta maiores valores nas três primeiras sub-bandas e o masculino nas duas últimas. Com base nestes parâmetros é possível identificar e separar sinais Eletromiográficos por gênero, como uma ferramenta de refinamento, pois a faixa de frequências utilizada (5-160 Hz) é estreita.

Para identificar sinais (femininos e/ou masculinos) de interesse para o cálculo da VC é importante realizar uma análise mais ampla que a faixa de 5-160 Hz evidenciada pela pesquisa de Cioni et al. (1998). Uma automatização do processo de seleção dos canais, proposta deste trabalho, considera e estuda as características da distribuição dos espectros de frequências dos sinais na faixa do sinal útil (0-500 Hz). A partir destas características serão propostos critérios de seleção de canais.

### **3.2. DENOISING**

A análise e discussão do tema podem ser divididas em duas abordagens. A primeira trata dos aspectos teóricos: fundamentos e as pesquisas que resultaram no aprimoramento da técnica. A segunda abordagem trata da otimização na escolha dos parâmetros que alteram o resultado do *Denoising*.

Hussain et al. (2006), estudaram a aplicação do *Denoising* para reduzir ruído durante um exercício de caminhada com sinais de EMGS retirados do músculo reto femoral. Neste estudo foram usadas as *Wavelets* mãe Daubechies e Meyer discreta, o método

de limiarização foi o duro (*Hard Threshold*) sem especificação do parâmetro de limiarização utilizado. O resultado encontrado para a *Wavelet* mãe que otimiza o processo de *Denoising* foi a Daubechies 6 (db6). O número de variações de *Wavelets* mãe testadas nesta publicação foi pequeno e a falta de especificação do parâmetro de limiarização utilizados restringem a avaliação dos resultados.

Jiang e Kuo (2007), demonstraram que o *Denoising*, com o uso da Transformada *Wavelet* reduziu o ruído preservando os potenciais de ação de unidades motoras (***Motor Unit Action potencial - MUAPs***). Este é um fator decisivo para o cálculo da VC no domínio temporal. Em suas análises, eles testaram os parâmetros de limiarização: Universal, SURE, Híbrido e Minimax. Resultados otimizados para a RSR apareceram em sua pesquisa com a combinação do método suave (*Soft Threshold*) e com o parâmetro de limiarização Universal. O trabalho foi realizado com sinais de EMGS captados do músculo extensor dos dedos e limitou-se ao uso da *Wavelet* mãe Daubechies 2 (db2), sem considerar outras possibilidades.

Em 2009, uma pesquisa foi realizada com sinais de seis movimentos de mãos para estudar variantes da limiarização do método Universal na correta classificação dos seis movimentos escolhidos com o objetivo de aumentar a RSR dos sinais filtrados. O estudo concluiu que o método *Global Scale Modified Universal* apresentou os melhores resultados, quando comparado com o método Universal proposto por Donoho. Este método considerou o limiar Universal, definido pela equação (11) multiplicado por  $2^{-J}$ , onde  $J$  é o máximo nível de escala da *Wavelet* (Phinyiomark & Phukpattaranont, 2009). Portanto, para utilizar este parâmetro é necessário avaliar o nível máximo de decomposição da *Wavelet*.

Hussain et al. (2009), utilizaram a TW para remover o ruído do sinal de EMGS. Foram utilizadas nesta pesquisa as seguintes *Wavelets* mãe: Daubechies (db2, db4, db5, db6 e db8), Symlet (sym4, sym5) e a ortogonal Meyer (dmey). A *Wavelet* que apresentou melhores resultados de RMS e RSR, segundo o estudo, foi a Daubechies 2 (db2). Para esta pesquisa foram utilizados sinais do músculo reto da coxa direita de três sujeitos.

Sobahi (2011) fez uma revisão da complexidade do sinal de EMGS e a contribuição do *Denoising* baseado em *Wavelets* para reduzir o ruído gaussiano branco. No seu trabalho foram utilizados sinais de EMGS do antebraço e, com estes sinais foram realizadas simulações com Daubechies (db2, db6 e db8) e Meyer (dmey). A Daubechies

6 (db6) com nível 4 foi a configuração que apresentou melhor efetividade para minimizar o ruído com a técnica de limiarização Minimax. Entretanto, o resultado é limitado visto que não foi detalhada a região precisa de aquisição, somente uma técnica de limiarização foi utilizada e poucas funções mães foram testadas.

Phinyomark et al. (2011), utilizaram sinais captados de oito movimentos de mãos de 30 sujeitos para verificar os parâmetros que otimizavam o *Denoising*. Foi concluído neste trabalho que a combinação da limiarização dura (*Hard Threshold*) com um parâmetro de limiarização proposto apresentou os melhores resultados. Este parâmetro de limiarização foi uma variação do Universal, o qual foi multiplicado pela constante 0,55. Esta constante é uma representação do peso na validação da exatidão do reconhecimento.

O estudo realizado por Hussain & Mamun (2012) apresentou o desempenho da aplicação do *Denoising* utilizando *Wavelets* num exercício de caminhada. A escolha da *Wavelet* mãe otimizada foi Daubechies 6 (db6). Entretanto a análise só foi feita utilizando quatro tipos de *Wavelets* mãe, sendo que três eram variações de Daubechies (db2, db6 e db8) e Meyer (dmey). Os sinais de EMGS utilizados nesta avaliação foram do músculo reto da coxa direita. Não fica claro neste trabalho o método de escolha do parâmetro de limiarização (Hussain & Mamun, 2012).

Os trabalhos citados até o presente momento, têm em comum o fato que os testes realizados utilizaram poucas opções de variações de *Wavelet* mãe, o que limita a conclusão de qual seria a melhor configuração de parâmetros para a aplicação do *Denoising*.

Zhang & Ping (2013), propuseram uma metodologia para a redução de três tipos de ruídos numa única técnica de decomposição do sinal eletromiográfico, *Empirical Mode Decomposition* (EMD) em substituição a aplicação da TWD. A ideia da decomposição baseiou-se na utilização de uma série de funções intrínsecas (FIs), com média zero, amplitude e frequência modulada representando oscilações em substituição da aplicação da *Wavelet* mãe. O EMD foi implementado via um processo de peneiramento que é um processo iterativo para sinais não estacionários e não lineares. O método EMD possibilita duas abordagens de filtragem: a primeira é através de um conjunto de filtros, passa-baixas e passa-altas, e a segunda é realizada através da filtragem de cada uma das FIs separadamente. A filtragem dos três tipos de ruídos foi realizada por parâmetros estabelecidos pela literatura. A grande contribuição neste trabalho foi que a decomposição do sinal é realizada por uma metodologia que ignorou a necessidade da escolha de uma

*Wavelet* mãe específica, pois a decomposição foi extraída adaptativamente das oscilações características do sinal. O conjunto de FIs apresentaram diferentes níveis de oscilação, fazendo uma boa representação de um processo dinâmico. Os ruídos foram minimizados pela aplicação de filtros para o sinal como um todo ou adaptativamente, para cada uma das FIs. O parâmetro de limiarização do ruído utilizado foi Universal. Os sinais foram captados de músculos do grupo tenar de pacientes com esclerose. O ruído de rede elétrica foi minimizado pela aplicação de filtro *notch*. Uma das limitações deste método trabalho é que ele não foi comparado com as outras abordagens propostas na literatura. Além disso, os três tipos de ruídos foram minimizados por métodos encontrados na literatura, que nem sempre são os considerados como os otimizadores. Um destes é a aplicação do filtro *notch*, por exemplo, que tem como desvantagem a perda do sinal (Mewette et al., 2001).

Considerando estes trabalhos relatados, observa-se que há discrepância nos resultados para, até mesmo, o tratamento dos mesmos músculos. Portanto, um sinal captado por um músculo específico não garante a escolha de uma *Wavelet* mãe apropriada. A escolha dos parâmetros, considerada em conjunto, auxilia uma tomada de decisão mais fundamentada para otimizar a RSR e, por consequência, melhorar o efeito do *Denoising*. Esta é uma das propostas deste trabalho, **comparar o desempenho dos métodos clássicos com as variantes dos parâmetros envolvidos, considerando um grande número de combinações possíveis.**

A escolha do parâmetro de limiarização adequado requer um conhecimento do sinal, da decomposição e dos coeficientes da TWD. Para simplificar este cálculo, **são propostos neste trabalho duas metodologias de cálculo do parâmetro de limiarização que não necessitam do conhecimento prévio dos níveis de decomposição e não consideram o estudo da esparsidade dos coeficientes.**

### 3.3. VELOCIDADE DE CONDUÇÃO

A estimativa da VC baseada em potenciais de ação tem sido proposta na literatura. Em alguns trabalhos a ideia central é detectar eventos selecionados dentro de sinais captados por grandes arranjos de eletrodos ou por meio de três eletrodos. Seja qual for o método de estimativa, todos que produzem a VC utilizando poucos canais são tendenciosos devido a vários fatores: taxas de disparos variáveis, a dificuldade de detecção de

pequenos potenciais de ação de unidade motora ou de distribuição de fibras não homogêneas dentro da área de detecção do eletrodo (Ledoux et al., 2006). Além disso, o número limitado de sinais detectados afeta a análise dos resultados, pois os sinais retratam poucos pontos de aquisição. Quanto mais canais estiverem sendo usados para o cálculo e quanto mais informações forem obtidas da VC melhor será a interpretação deste parâmetro. A maioria dos trabalhos referentes ao cálculo da VC consideram este parâmetro por um valor simples (uma média ou mediana). Um número menor de pesquisas trata a VC como uma distribuição.

Os métodos da estimativa da VC média são mais explorados na literatura. Eles podem ser classificados de formas diferentes, dependendo do tipo de aplicação: através do número de sinais que são captados (dois sinais ao longo da direção da fibra e os baseados na detecção de mais de dois sinais), os métodos que solucionam o problema no domínio da frequência (características espectrais de frequências, estimação de fatores de escala como a compressão espectral, detecção de *dips* espectrais, método da diferença de fase, referência espectral, etc.), os métodos que resolvem a estimativa da VC no domínio temporal (técnica da autocorrelação, distância entre pontos de referência, método da correlação cruzada, etc.) e aqueles que mesclam informações de ambos domínios. A comparação dos métodos para estimar a VC é uma tarefa difícil pois as abordagens geralmente são específicas para uma determinada aplicação ou músculo (Farina & Merletti, 2004).

A abordagem da estimativa da VC como uma distribuição oferece mais informações do que um simples valor. Esta abordagem foi tratada num número menor de trabalhos científicos, se comparada com a média. Entretanto, seu detalhamento pode fornecer indícios mais precisos sobre o comportamento deste parâmetro. Alguns dos trabalhos que estavam preocupados com esta abordagem estão detalhados a seguir.

Okajima et al. (1999), modificaram métodos clássicos usados para a estimativa da VC no nervo e propuseram um cálculo da distribuição da VC de respostas motoras evocadas por uma abordagem de convolução no domínio do tempo. No entanto, estes métodos apresentaram interesse limitado para aplicações reais devido a imposição de restrições não realísticas no algoritmo a fim de impor convergência. A duração de um potencial de ação da fibra motora foi limitada e a distribuição de latências foi suavizada

em cada iteração. Uma metodologia similar no domínio espectral foi publicada por Garcia Gonzáles et al. (1999). No entanto, os autores relataram alta sensibilidade no que se refere ao ruído.

Farina et al. (2000b) propuseram a distribuição da VC usando um arranjo linear de eletrodos. O método apresentado neste trabalho utilizou a TW para identificar determinados potenciais de ação num domínio tempo/escala. O cálculo da VC foi realizado pelo algoritmo *Beamforming*. O algoritmo apresentou bons resultados até quando os sinais apresentaram altos níveis de ruído. Uma limitação deste método é a imposição do uso de canais consecutivos para o cálculo com um sentido único de potenciais de ação.

Farina et al. (2001), estimaram o deslocamento entre sinais, assumindo que a extração da fase dos potenciais ofereciam boa performance. Ao aplicar estes estimadores em uma estrutura de multicanais, foi possível considerar uma distribuição para a VC com uma variância substancialmente reduzida, que propiciou a distinção entre propriedades de diferentes músculos e sujeitos. Além disso, a característica do algoritmo proposto por este trabalho foi de processamento rápido o que permitiu reduzir o tempo gasto. Uma desvantagem deste trabalho é que a visualização da VC no decorrer do tempo não é clara.

Em 2002, Hogrel & Duchene publicaram um artigo, referência importante deste trabalho, na qual eles propuseram dois métodos de processamento de janelas (um baseado na correlação cruzada e outro na estimação de pico a pico). O objetivo foi estimar a distribuição da VC e otimizar seus parâmetros. O algoritmo contemplou a aquisição de sinais captados por um arranjo de três eletrodos alinhados na direção da fibra que geraram dois sinais bipolares (S1 e S2) de três segundos de duração. Estes sinais foram adquiridos do músculo braquial. Para cada sinal foram adicionados ruídos de 10, 15, 20 e 50 dB. O método baseado na correlação cruzada foi realizado através da análise de janelas estreitas para os sinais S1 e S2 buscando detectar potenciais de ação. Um processo de interpolação via *Splines* foi utilizado para melhorar a localização do pico. A estimação dos deslocamentos pico a pico foi baseada nas propriedades locais de ambos sinais. As desvantagens deste trabalho são: (i) o método de pico a pico apresentou falta de robustez, a estimativa foi computada numa única amostra de poucos canais (dois), enquanto que a correlação cruzada foi baseada no conjunto de amostras; (ii) os métodos apresentados

eram sensíveis a presença de ruídos; (iii) não houve descrição de como o ruído foi tratado, e (iv) o ruído de 50 dB, considerado neste trabalho, é desprezível para o problema já que não modifica muito a forma de onda temporal do sinal, portanto foi um teste desnecessário. A conclusão apresentada neste artigo apontou o método pico a pico como o que obteve melhores resultados apesar de suas limitações (Hogrel & Duchene, 2002).

Neste trabalho, são propostas duas estimativas para o cálculo da VC como um conjunto de dispersões de valores instantâneos, no decorrer do tempo. Uma dispersão possibilita a união das idéias, fundamentos e técnicas, descritos no cálculo da VC a partir de média com a possibilidade de análise do processo de forma mais completa, isto é, fornecendo mais informações sobre o parâmetro.

Para cada segundo é calculada a mediana da VC, seu primeiro e terceiro quartil. Estes dados são ilustrados neste trabalho por meio de um *Boxplot* (gráfico de caixa utilizado para avaliar uma distribuição empírica de dados). Esta representação permite identificar, os tipos de variações que estão ocorrendo num determinado intervalo de tempo. As limitações referentes a presença de ruído, encontradas neste domínio, são solucionadas implementando técnicas de *Denoising*. A resolução temporal é tratada com a aplicação de um processo de interpolação utilizando *Spline Cúbicas*. A estimativa da VC proposta neste trabalho **não depende de um número fixo de canais captados numa aquisição**, somente requer que o número seja maior que dois. Além disso, o cálculo da VC **não exige que os canais sejam consecutivos**. Eles só precisam ser retirados de uma região adequada de aquisição. Estes canais utilizados no cálculo são os que atendem os requisitos detalhados na etapa de seleção de canais.

Os dois métodos propostos neste trabalho se diferem basicamente por uma ação de otimização. Um dos métodos de cálculo da VC, proposto neste trabalho, possui quatro etapas bem distintas: **a primeira seleciona os pontos de referência (picos e vales) nos diversos canais (tratamento grosso), na segunda ela faz um refinamento entre o alinhamento dos picos (máximos e mínimos) através do cálculo da correlação cruzada dos intervalos centrados nestes valores. Na terceira etapa, para cada conjunto de picos selecionados, o algoritmo calcula uma reta de regressão e o erro associado a esta. No final desta etapa é calculado um valor de controle dos erros. Este valor é a mediana dos erros de todas as retas consideradas. Na quarta e última etapa, o algoritmo faz um refinamento, este seleciona somente as sequências de extremos**

**que produzam uma reta de regressão com um erro abaixo de valor de controle e considera estes valores para o cálculo da VC.**

**O outro método segue as duas primeiras etapas citadas. Na terceira este calcula a VC média pela distância dos picos de cada sequência selecionada.**

## 4. PROTOCOLO DESCRITIVO DOS SINAIS UTILIZADOS

Foram utilizados neste trabalho 30 conjuntos de sinais artificiais, cada um com 16 canais, 16 aquisições de sinais reais masculinos e 40 aquisições de sinais reais femininos, totalizando 86 sinais isométricos. Para cada sinal, foi adicionado ruído branco gaussiano de 5, 10, 15 e 20 dB.

### 4.1. SINAIS ARTIFICIAIS

Os sinais artificiais foram gerados para comparar a RSR após a aplicação do *De-noising* e o desempenho dos algoritmos de VC. Foram criados sinais com VC variadas entre 2 e 7 m/s, com 3 segundos de duração. Os sinais foram simulados fixando os parâmetros descritos na Tabela I.

**Tabela I.** Definição de Parâmetros do Algoritmo para geração de sinais de EMGS Artificiais. (Farina & Merletti, 2001)

Parâmetros	Configuração utilizada
Espessura da camada de gordura	3 mm
Espessura da camada de pele	1 mm
Inclinação da unidade motora para o sistema de detecção	0 grau
Espalhamento da zona de inervação	0 mm
Raio da secção circular da unidade motora	2 mm
Frequência de amostragem	2048 Hz
Filtro espacial	Diferencial simples
Posição do centro do sistema de detecção	40 mm
Posição do centro da zona de inervação	15 mm
Tamanho da semi-fibra inferior	100 mm
Tamanho da semi-fibra superior	100 mm
Arranjo de eletrodos	Retangular
Distância entre os pontos de detecção diferentes	5 mm
Distância inter-eletrodos para o filtro espacial	5 mm
Distância entre as unidades motoras e o centro do sistema de detecção na direção x	0 mm
Centro do sistema de detecção	Primeiro eletrodo de cima

## **4.2. SINAIS REAIS**

Vinte e cinco voluntários participaram do experimento realizado por Soares (2007) e citado por Soares (2011) e Soares (2013) 14 do sexo feminino ( $24,1 \pm 2,5$  anos) e 11 do sexo masculino ( $25,8 \pm 2,6$  anos). Destes, foram utilizados neste trabalho, os sinais captados por 4 semanas de 10 voluntários do sexo feminino e duas aquisições para oito voluntários do sexo masculino. No total foram utilizados 40 aquisições de sinais femininos e 16 aquisições de sinais masculinos. Todos os sujeitos eram destros e sem distúrbios neurológicos conhecidos. Todas as voluntárias eram não-praticantes de exercícios regulares e não estavam tomando nenhum remédio hormonal ou anticoncepcional por pelo menos 6 meses. Todos os voluntários do sexo masculino eram não praticantes de esportes. Antes da captação dos sinais todos leram e assinaram o formulário de consentimento e o protocolo experimental que foi aprovado pelo comitê de ética em pesquisa da Universidade de Brasília.

### **4.2.1. Protocolo Experimental**

O protocolo experimental foi detalhado por Soares (2013). Com o objetivo de situar o leitor quanto ao processo de aquisição dos sinais aqui é apresentada uma breve descrição.

Cada voluntário foi posicionado de forma a obter a melhor captação possível do requerido músculo e evitar interferências de músculos adjacentes. O posicionamento do voluntário era sentado numa cadeira especialmente adaptada para firmar o cotovelo de tal forma que o único movimento possível do braço fosse a flexão isométrica do cotovelo a 90 graus.

Antes da coleta propriamente dita foi feito um mapeamento da posição do arranjo de eletrodos e da intensidade de força a ser aplicada. Só então foram coletados os sinais de EMGS.

#### **4.2.1.1 Mapeamento da posição do arranjo de eletrodos e da intensidade de força**

Um eletromiógrafo EMG16 (OT Bioelettronica snc, Itália), conectado a um computador portátil com um cartão PCMCIA, foi usado para adquirir o sinal de EMGS e os sinais de força. Os sinais foram mapeados através de um arranjo rígido de dezesseis

eletrodos (AAG, dimensão: 10 mm por 1 mm, 5 mm de distância entre os eletrodos, OT Bioelettronica snc, Itália) localizados sobre a cabeça curta (*short head*) do **bíceps braquial** usando uma configuração diferencial simples. O eletrodo de referência foi localizado no pulso direito. A taxa de amostragem utilizada foi de 2048 Hz e um ganho analógico de 1000 vezes na configuração diferencial. Os sinais eram criteriosamente analisados identificando a região de maior amplitude do sinal e as de menor amplitude (zona de inervação e zona tendínea). Assim era indicada a correta posição do arranjo de eletrodos flexíveis para a coleta dos sinais de EMGS.

Uma célula de carga de 50 kgf de carga máxima, modelo TS (AEPH do Brasil, São Paulo, Brasil) ligada a um amplificador de sinal biomecânico MISO II (OT Bioelettronica snc, Itália), foi usada para medir o nível de força dos voluntários. O ganho de amplificação da força foi definido como 1. Três contrações isométricas de três segundos foram realizadas para determinar a Contração Voluntária Máxima (CVM), sempre acompanhadas de encorajamento verbal. O intervalo de descanso de um CVM e a seguinte foi de um minuto. O valor mais alto de todas as aquisições foi utilizado. Para o mapeamento da correta posição do arranjo de eletrodos, descrito anteriormente, o nível de força foi de 30% da CIVM mantida por três segundos. Após este esforço, o voluntário repousou por dois minutos, evitando assim, a geração de fadiga. O equipamento MISO II apresenta três linhas de leds sendo a central de leds verdes e as superiores de leds vermelhos. Ao estipular o percentual desejado da CIVM o equipamento indica se a força está adequada (leds verdes), acima ou abaixo (respectivos leds vermelhos)

#### 4.2.1.2. Coleta de Dados

Após o mapeamento, os sinais de EMGS foram adquiridos com um arranjo de oito eletrodos de superfície semi-descartável (5 mm de distância inter-eleto-rodo, OT Bioelettronica snc, Itália), que foi colocado sobre a região ideal da cabeça curta do bíceps braquial. A pele foi limpa e gel condutor foi aplicado entre a pele e cada eletrodo. A configuração diferencial foi usada, resultando em um sinal de EMGS para cada aquisição. Um eletrodo de referência foi usado no pulso direito. A taxa de amostragem utilizada foi de 2048 Hz com um ganho analógico de 1000 vezes. Três aquisições de 10 segundos usando 20% da CVM foram realizadas num intervalo de cinco minutos.

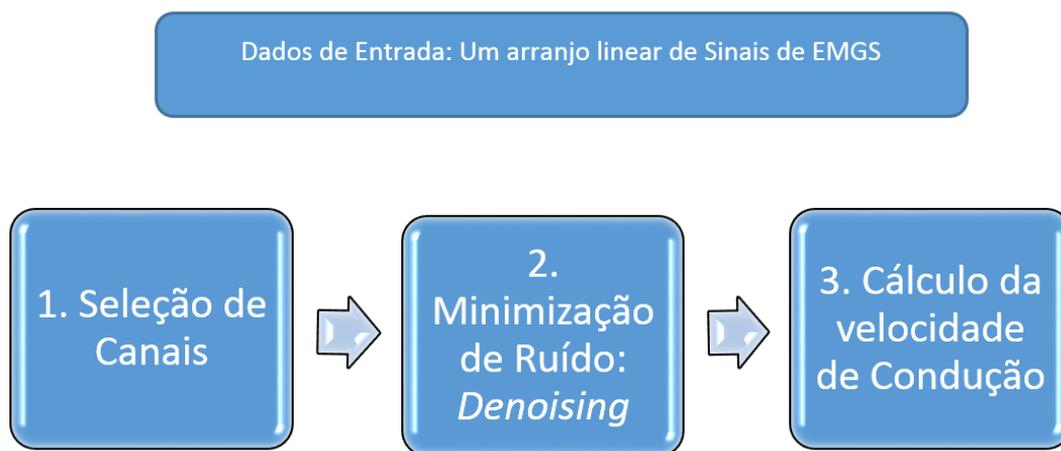
### 4.3. PROCESSAMENTO DE DADOS

As 40 aquisições de sinais femininos, 16 sinais masculinos e 30 criações de sinais artificiais foram divididas em dois bancos de sinais. O primeiro banco de sinais consistia de: 20 conjuntos de sinais artificiais, 27 conjuntos de sinais femininos e 10 masculinos, totalizando 57 conjuntos de sinais com 16 canais cada. Este conjunto de sinais foi denominado **banco para geração de dados experimentais**. Estes sinais foram usados para explorar as metodologias de cálculo do parâmetro de limiarização, propostas neste trabalho, e determinar as constantes que definem o limiar 1 e o limiar 2 do *Denoising*. O segundo grupo de sinais foi denominado **banco de testes**. Esta base é constituída de 10 conjuntos de sinais artificiais, 13 aquisições de sinais reais femininos e oito de reais masculinos, totalizando 31 sinais com 16 canais cada. Estes foram utilizados para validar as metodologias propostas, para otimizar os resultados do *Denoising* e explorar os resultados do cálculo da VC. É importante ressaltar que a base de pesquisa para geração de dados experimentais e a base de testes não apresentavam nenhuma intersecção de sinais. Para cada sinal, de ambos grupos, foi adicionado ruído branco gaussiano de 5, 10, 15 e 20 dB.

## 5. ALGORITMOS E SISTEMATIZAÇÃO

---

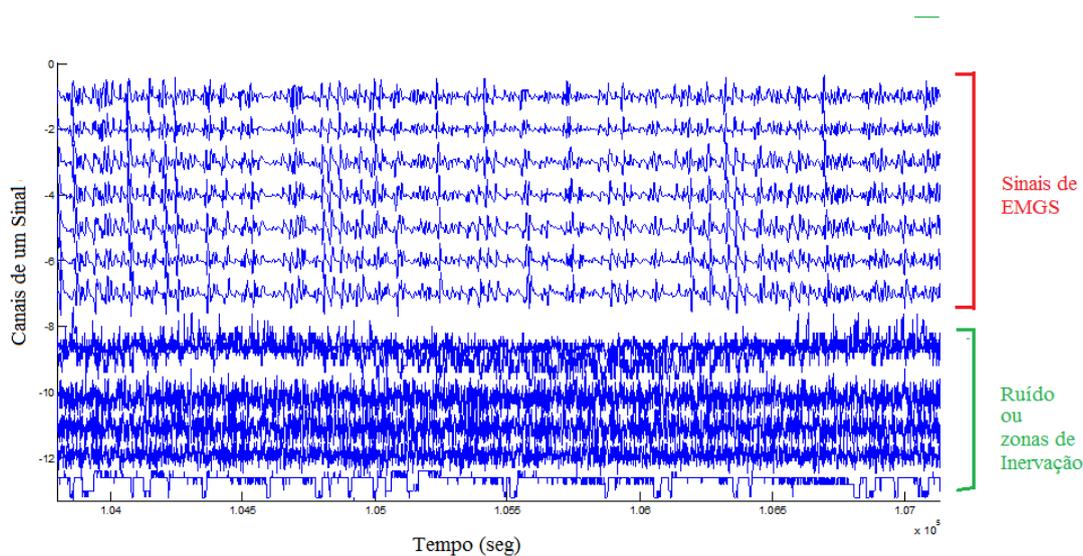
A sistematização proposta neste trabalho para o cálculo da VC é composta de três etapas bem distintas que quando utilizadas em conjunto, no fluxo correto, constituem uma solução para resolver o cálculo da VC no domínio temporal. As etapas estão descritas no fluxograma apresentado na Figura 12.



**Figura 12.** Etapas de Sistematização para o Cálculo da VC no domínio temporal.

### 5.1. SELEÇÃO DE CANAIS

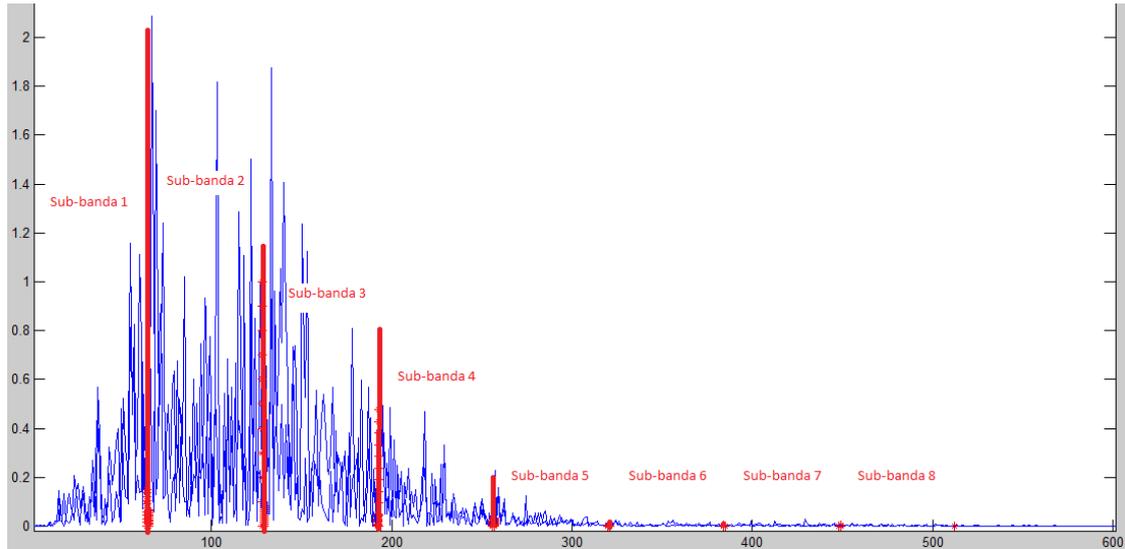
Em um sinal de EMGS obtido por meio de um arranjo linear de eletrodos, a seleção de canais proposta nesta tese objetiva separar automaticamente os canais de um sinal que representem um EMGS dos demais (ruído e zonas de inervação). A Figura 13 ilustra a diferença entre os tipos de canais que devem ser separados. Os canais que representam o EMGS (feminino ou masculino) devem ser classificados como úteis, isto é, aceitos e os demais (ruído e zonas de inervação) devem ser rejeitados.



**Figura 13.** Gráfico de um Sinal de EMGS captado por um arranjo linear de 16 eletrodos.

Esta seleção foi realizada a partir da identificação das características dos canais de um sinal de EMGS, isto é, aqueles que são úteis para o cálculo da VC (os sete primeiros destacados na figura 13), dos demais (ruídos e zonas de inervação). A metodologia de separação destes dois grupos de canais foi baseada numa expansão do procedimento proposto por Cioni et al. (1998) que identificou características diferentes do espectro de frequência entre os sinais masculinos e femininos. Esta expansão, considerou uma faixa de frequência entre 0 e 512 Hz (aqui denominada região que apresenta energia útil do sinal ( $E_u$ )), de tal forma que permitisse a visualização das diferenças da distribuição da energia dos espectros de frequências dos sinais de interesse e os demais. A escolha desta faixa de frequência foi baseada no fato que fornece as informações relevantes de um sinal de EMGS para estudos clínicos, de 20 a aproximadamente 500 Hz (Aschero & Gizdulich, 2010; De Luca et al., 2010).

A análise da distribuição do espectro da frequência do sinal na faixa da energia útil ( $E_u$ ) foi realizada dividindo esta faixa em oito sub-bandas, onde cada sub-banda contava com **64** amostras. A Figura 14 apresenta a divisão das sub-bandas.



**Figura 14.** Espectro de frequência subdividido nas 8 sub-bandas.

Para cada sub-banda  $i$  foi calculada sua energia  $ES_i$  normalizada (energia da sub-banda  $i$ ) do espectro da frequência conforme equação

$$ES_i = \frac{\sum_{k=(i-1)m}^{im} |X_k|^2}{\sum_{k=1}^{512} |X_k|^2} \quad (21)$$

onde  $m$  representa o número de amostras de cada sub-banda, neste caso  $m=64$ .

Ruídos brancos de 5, 10, 15 e 20 dB foram adicionados para cada sinal do banco para geração de dados experimentais (57 sinais, cada um com 16 canais), totalizando 912 canais para serem classificados. Para cada um destes canais, foi calculada a distribuição da energia normalizada dos sinais que representavam os fenômenos físicos de interesse, sinais de EMGS. Com este conjunto de distribuições de energias foi possível identificar parâmetros que permitem realizar esta seleção automaticamente. Os resultados obtidos e a validação estão descritos no próximo capítulo.

Para alguns algoritmos é necessário ainda identificar um conjunto de canais de EMGS que sejam consecutivos e apresentem alta similaridade. Este refinamento pode ser realizado calculando a correlação cruzada dos sinais selecionados pelas bandas frequências. Se a correlação cruzada for, por exemplo, acima de 0.7 pode-se considerar que existe uma alta similaridade entre os canais selecionados. Entretanto, o cálculo da correlação cruzada isolado da seleção de bandas não é suficiente para garantir a similaridade. Dois canais localizados em zonas de inervação, por exemplo, podem apresentar uma alta correlação cruzada sem representar a contração muscular.

## 5.2. DENOISING

O processo de estudo do *Denoising* foi avaliado sob dois aspectos: a análise de otimização dos parâmetros clássicos e os limiares propostos neste trabalho. A motivação da análise dos parâmetros clássicos é baseada no fato que a literatura apresenta resultados que são contraditórios.

No que se refere aos parâmetros clássicos, uma análise inicial foi realizada sobre a influência do tamanho das janelas de aplicação da TWD no *Denoising* invariante ao deslocamento. Na sequência, foi analisada a RSR na variação do tamanho dos intervalos de deslocamento do *Denoising* invariante ao deslocamento. Após concluída a etapa anterior, foram estudados os impactos em relação a RSR na escolha das técnicas e parâmetros de limiarização e na escolha da *Wavelet* mãe.

O tamanho das janelas corresponde ao intervalo de dados que será aplicada a TWD para realizar o *Denoising*. Neste estudo foram consideradas janelas de 256, 512, 1024 amostras. O tamanho dos intervalos de deslocamentos refere-se ao intervalo que será transladado no *Denoising* invariante ao deslocamento e está diretamente relacionado com o número de deslocamentos (*num\_desl*) que serão realizados. A equação que define esta variável é dada por:

$$\text{tam}_{\text{des}} = \frac{n}{\text{num}_{\text{desl}}}, \quad (22)$$

onde  $n$  é o número de amostras do sinal na janela de aplicação da TWD. Por exemplo, para uma janela 512 amostras ( $n = 512$ ) e 12 deslocamentos ( $\text{num}_{\text{desl}} = 12$ ) empregados no *Denoising* invariante ao deslocamento conduzirá que o tamanho dos deslocamentos será de aproximadamente 43 amostras. Neste trabalho, a variável número de deslocamentos foi explorada variando de 1 a 60.

Com os parâmetros “número de deslocamentos” e “tamanho das janelas” definidos, foram propostas duas novas metodologias para o cálculo do parâmetro de limiarização. Estas metodologias independem do nível de decomposição da TWD e independem do número de amostras do sinal utilizado no cálculo da TWD. A primeira proposta estabelece um parâmetro de limiarização baseado numa porcentagem da energia média do ruído previamente estimado. A segunda proposta é baseada na porcentagem do valor máximo do espectro da frequência e do desvio padrão do ruído. Para cada um destes

casos foi calculada a RSR dos resultados que serão comparados com os métodos clássicos que serão explorados na sequência.

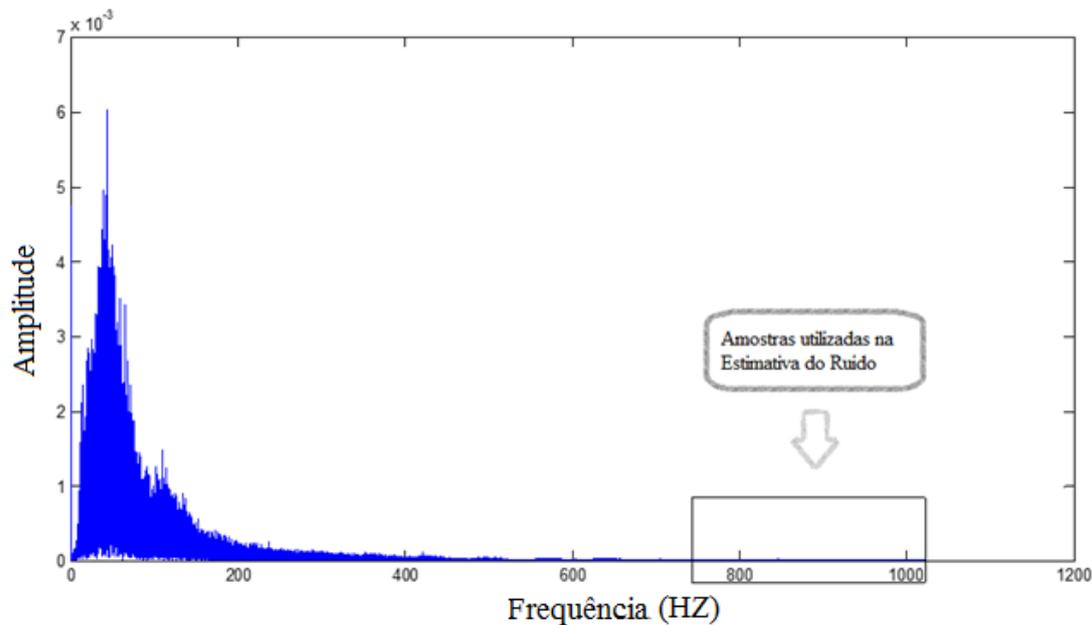
No que se refere às técnicas de limiarização e parâmetros clássicos, foram explorados os disponíveis no *Matlab*: limiar duro (*Hard Threshold*) e suave (*Soft Threshold*) e os parâmetros de limiarização: Universal, SURE, Híbrido e Minimax.

A pesquisa explorou, na sequência, a influência da escolha das *Wavelet* mãe no método de *Denoising*. Foram testadas as *Wavelet* mãe ortogonais (Daubechies, Symlet, Coiflet, Meyer e Haar) e as Biortogonais (BiorSplines e ReverseBior) com uma vasta análise de suas variações. Para a Daubechies e Symlet foram utilizadas as seguintes variações de tipo: 2, 3, 4, 5, 6, 8, 10, 12, 14, 16, 18, 20 e 22. As demais funções mãe foram exploradas na sua totalidade no que se refere a decomposição, que estão disponíveis no *Matlab*.

Foram analisadas as RSR de todas as combinações entre as variáveis: técnica de limiarização, parâmetro de limiarização e *Wavelet* mãe do conjunto de sinais utilizado de validação (contendo sinais artificiais, sinais reais femininos e reais masculinos). A RSR sempre foi calculada considerando os sinais originais e os sinais obtidos depois do *Denoising*.

Por fim, foram comparados os resultados otimizados obtidos de todas as abordagens clássicas com os limiares propostos para demonstrar o desempenho geral. A comparação dos resultados foi feita com o cálculo da RSR dos sinais após a aplicação do *Denoising*.

O cálculo dos limiares propostos neste trabalho depende da estimação do ruído que deve ser previamente estimado. Neste trabalho, a estimativa do ruído foi calculada no domínio das frequências, através das variáveis: **energia média deste ruído ( $E_r$ )** e **desvio padrão da energia deste ruído ( $\sigma_r$ )**. Estes cálculos foram realizados numa faixa apresentada na Figura 15 e estão detalhados nas equações (23) e (24):



**Figura 15.** Espectro de Frequência de um sinal Real. Região destacada é o local onde é calculada a energia do ruído e seu desvio padrão. Frequencia (Hz)

Como o ruído é do tipo branco e com característica estacionária a sua energia é distribuída de forma igualitária nas componentes frequenciais, a Transformada de Fourier Discreta é inversível e a energia da sequência é preservada no domínio no espaço transformado. Assim, pode-se utilizar uma determinada faixa de frequência onde só se encontra o ruído (conforme mostrado na Figura 15) para se estimar suas grandezas como por exemplo, a média e a variância. Como o ruído apresenta média nula no domínio temporal, sua variância é igual a sua energia e, esta energia pode ser calculada a partir do espectro. Escolhe-se uma determinada faixa no espectro das frequências, calcula-se a respectiva energia dos coeficientes e conseqüentemente tem-se acesso à variância do ruído e ao desvio padrão. Conforme ilustrado nas equações 23 e 24.

Seja  $x_n$  um sinal no domínio do tempo, onde  $n = 1, \dots, N$  e  $n$  é uma potência de dois. A *FFT* deste sinal é dada por  $X_k$  e apresenta  $N/2$  componentes na metade do seu espectro. Neste caso, uma estimativa para a média deste ruído, calculada no último quarto da metade do seu espectro é descrito por:

$$Er = \frac{1}{N/8} \sum_{k=3N/8}^{N/2} |X_k|^2 \quad (23)$$

e

$$\sigma_r = \sqrt{Er}, \quad (24)$$

onde  $X_k$  é a  $k$ -ésimo elemento da transformada de Fourier de  $x_i$ .

As simulações para explorar e encontrar os dois limiares propostos foram realizadas utilizando os sinais do **banco para geração de dados experimentais**. Cada um destes sinais, recebeu ruído adicionado de 5, 10, 15 e 20 dB, totalizando 228 conjuntos de sinais para analisar o comportamento da RSR após o processo de *Denoising* proposto.

### 5.2.1. Limiar 1 – Baseado na porcentagem da energia do ruído

Para cada sinal do banco de pesquisa para a geração de dados experimentais, foi aplicado o seguinte algoritmo:

- Passo 1.** Cálculo da energia média do ruído ( $E_r$ ) definida pela equação 22.
- Passo 2.** São aplicados  $M$  deslocamentos circulares ( $\rightarrow$ ) a partir do sinal original, gerando  $M+1$  sinais.
- Passo 3.** Para cada um dos  $M+1$  sinais decompostos, calcula-se a TWD.
- Passo 4.** Para 1000 valores de porcentagens da  $E_r$ , de 0 a 10% da  $E_r$  é aplicada uma limiarização dura. Este processo é realizado anulando todos os coeficientes de detalhes abaixo de cada um dos 1000 limiares.
- Passo 5.** Calcula-se a TWD inversa dos  $M+1$  sinais.
- Passo 6.** Aplica-se o deslocamento circular inverso ( $\leftarrow$ ) para cada um dos  $M+1$  sinais.
- Passo 7.** Calcula-se a média dos  $M+1$  sinais.
- Passo 8.** Calcula-se a RSR do sinal para cada um dos 1000 sinais, cada um com uma porcentagem da  $E_r$ .

No capítulo dos Resultados são apresentados os parâmetros encontrados dos dados experimentais.

### 5.2.2. Limiar 2 – Baseado na porcentagem da energia máxima dos coeficientes descartados.

- Passo 1.** Cálculo do desvio padrão da energia do ruído ( $\sigma_r$ ) definida pela equação 23.
- Passo 2.** Encontra-se o valor máximo da energia do espectro de frequência do sinal ( $E_M$ );
- Passo 3.** É calculado o valor de referência (*ref*) que será utilizado no cálculo do limiar, onde  $ref = \frac{E_M * \sigma_r}{0.1322}$
- Passo 4.** São aplicados  $M$  deslocamentos circulares ( $\rightarrow$ ) a partir do sinal original, gerando  $M + 1$  sinais.
- Passo 5.** Para cada um dos  $M+1$  sinais decompostos, calcula-se a TWD.

- Passo 6.** Para 1000 valores de porcentagens do valor de referência *ref* (de 0 a 10% de *ref*). Este processo é realizado anulando todos os coeficientes de detalhes abaixo de cada um dos 1000 limiares.
- Passo 7.** Calcula-se a TWD inversa dos M+1 sinais.
- Passo 8.** Aplica-se o deslocamento circular inverso ( $\leftarrow$ ) para cada um dos M+1 sinais.
- Passo 9.** Calcula-se a média dos M+1 sinais.
- Passo 10.** Calcula-se a RSR do sinal para cada um dos 1000 sinais, cada um com uma porcentagem da  $E_r$

No capítulo dos resultados são apresentados os parâmetros encontrados dos dados experimentais e é detalhado a origem do valor 0.1322.

### 5.3. VELOCIDADE DE CONDUÇÃO

A estimativa da VC proposta neste trabalho foi realizada por uma abordagem temporal e comparada com o valor de referência calculado pelo método de Máxima Verossimilhança proposto por Farina et al. (2001) considerando os aperfeiçoamentos realizados por Salomoni et al. (2007).

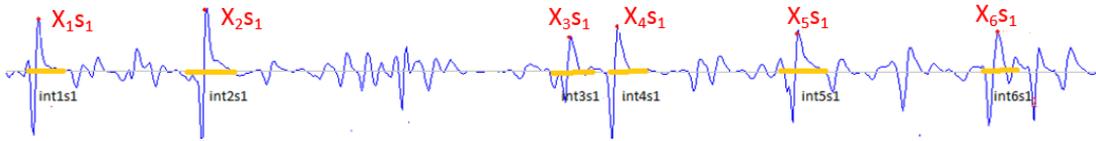
#### 5.3.1. Domínio temporal – Deslocamento de picos

Dado um sinal captado por um arranjo linear de eletrodos, a estimativa da VC é realizada por todos os canais que foram selecionados na etapa “**Seleção de canais**” e que foram tratados na etapa “*Denoising*”. Portanto, se o número de canais selecionado for maior ou igual a dois será possível calcular a VC. No caso da seleção de somente dois canais, a VC pode ser calculada, mas por questões fisiológicas (dependendo do tipo e localização dos eletrodos) os resultados podem apresentar uma diferença significativa das análises mais abrangentes (envolvendo um número maior ou igual a três sinais). Portanto deve-se ter um cuidado com a análise dos resultados nesta situação. Isto será detalhado no próximo capítulo.

Nesta abordagem, o algoritmo da estimativa da VC é realizado em duas etapas: um tratamento grosso e, na segunda etapa, um refinamento dos resultados. Ele segue os seguintes passos.

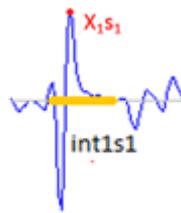
- Passo 1:** Cada sinal é interpolado para propiciar uma solução para o problema de resolução. Esta etapa é realizada por *Splines* Cúbicas.

**Passo 2:** Para cada segundo do sinal, os extremos (pontos máximos e mínimos) de todos os canais são limitados em intervalos  $int_{j_s i}$ , como está evidenciado (de amarelo) na Figura 16.



**Figura 16.** Sinal com os intervalos realçados e os pontos máximos marcados.

**Passo 3:** Para cada intervalo é selecionado o seu extremo  $X_{jsi}$  (evidenciado pelo ponto  $X_{1s1}$  na Figura 17).



**Figura 17.** Intervalo delimitando um valor extremo: ponto máximo.

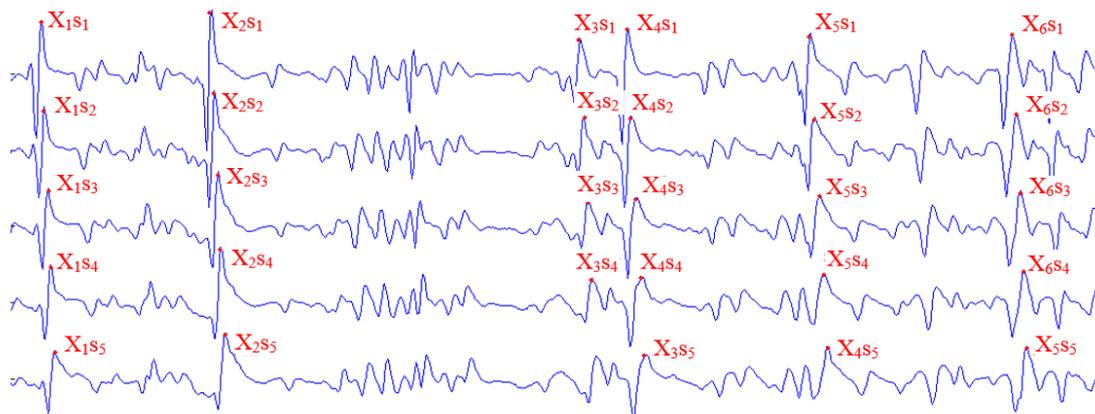
**Passo 4:** Para cada canal  $i$  é calculada a distância entre seus extremos consecutivos ( $X_{jsi}$ ,  $X_{j+1s i}$ ) utilizando a equação (25).

$$v\_dist = X_{j+1s i} - X_{js i} \quad (25)$$

A menor das distancias entre seus extremos é calculada como o limiar de procura.

$$Limiar = \min(v\_dist). \quad (26)$$

**Passo 5:** Cálculo da distância dos extremos – Tratamento grosso: Para cada extremo de um canal  $i$  é pesquisada seus possíveis “correspondentes” nos canais  $i+1$  até o último. Os extremos correspondentes estão ilustrados na Figura 18. Este processo de procura é realizado utilizando o parâmetro “*Limiar*” que define o intervalo de busca.



**Figura 18.** Conjunto de canais de um sinal de EMGS com os extremos respectivos marcados.

**Passo 6:** Cálculo da distância dos extremos – Etapa refinamento dos resultados: Para cada correspondência entre dois intervalos centrados nos pontos máximos respectivamente na abscissa  $X_{4S1}$  e  $X_{4S2}$  é realizada um refinamento do cálculo da distância. Este refinamento é realizado fixando um intervalo de 10 amostras centrados em  $X_{4S1}$  e utilizando uma janela deslizante de 10 amostras centrada em  $X_{4S2}$ . Para cada janela é calculada a correlação cruzada. A maior correlação cruzada valida o centro do extremo do intervalo 2. Este processo será realizado para validar todos os pontos máximos

**Passo 7:** Com o deslocamento dos respectivos extremos entre os canais é possível calcular a média, e, portanto, a VC.

### 5.3.2. Domínio Temporal – coeficiente angular.

Nesta abordagem, a estimativa da VC é realizada por meio do cálculo do coeficiente angular da reta que passa pelos extremos respectivos de vários canais. O algoritmo de cálculo de VC, nesta abordagem, é realizado em três etapas: um tratamento grosso e, na segunda e terceira etapas, refinamentos dos resultados.

**Passo 1, 2, 3 e 4:** iguais ao método descrito em 3.2.1.

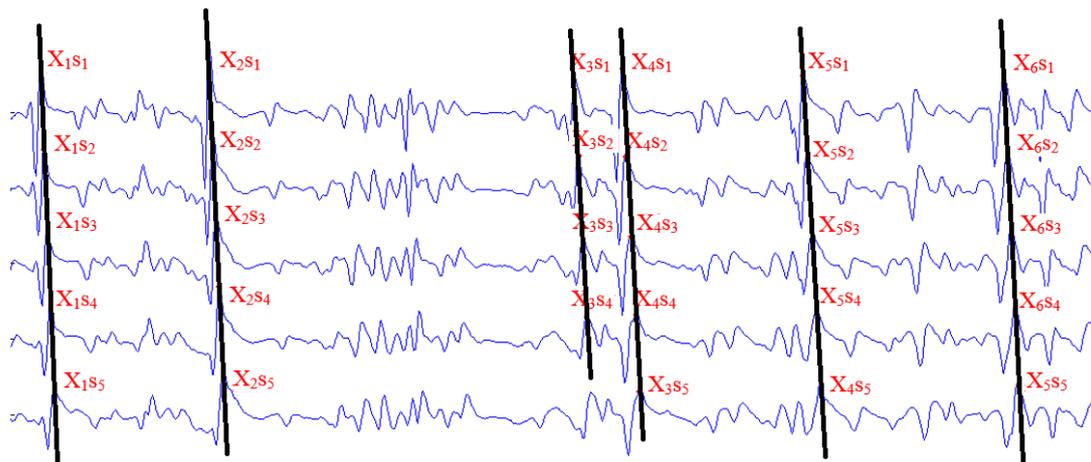
**Passo 5:** Os extremos respectivos são selecionados e organizados numa matriz. Para cada conjunto de extremos respectivos é calculada uma reta pelo método de mínimos quadrados e o erro associado.

**Passo 6:** calcula-se a mediana de todos os erros associados.

**Passo 7:** são consideradas todas as retas que tem um erro menor que a mediana dos erros associados.

**Passo 8:** É calculado um Boxplot para verificar a dispersão da VC naquele instante.

A Figura 19 ilustra o resultado da aplicação do método do coeficiente angular proposto.



**Figura 19.** Conjunto de canais de um sinal de EMGS com os extremos respectivos marcados e retas de mínimos quadrados traçadas

## 5.4. AVALIAÇÃO DE DESEMPENHO DOS ALGORITMOS PROPOSTOS

### 5.4.1. Seleção de Canais

Nesta etapa, o banco de sinais de testes foi aplicado para testar os parâmetros experimentais obtidos e os algoritmos propostos. A porcentagem de sinais classificados “corretamente”, sinais femininos classificados como femininos e sinais masculinos classificados como masculinos é a métrica utilizada para verificar o “sucesso” do algoritmo utilizado. Entretanto, o fato relevante de análise foi baseado na separação dos sinais de EMGS dos demais (ruídos e zonas de inervação). Este resultado foi testado aplicando as regras obtidas no conjunto de sinais de testes e verificando se na seleção, algum ruído foi classificado como sinal de EMGS.

### 5.4.2. Denoising

Os algoritmos e as métricas propostas para *Denoising* foram testados com o banco de testes através do cálculo da RSR e comparados com os clássicos propostos pela literatura. Foram consideradas medidas clássicas da literatura: Limiarização dura (*Hard Thresholding*) e suave (*Soft Thresholding*), parâmetros de limiarização (Universal, Minimax, Híbrido e SURE) e os dois limiares propostos neste trabalho. No que se refere a *Wavelets* mãe, foram utilizadas: Haar, Daubechies, Symlet, Coiflet, Meyer, BiorSplines e ReverseBior.

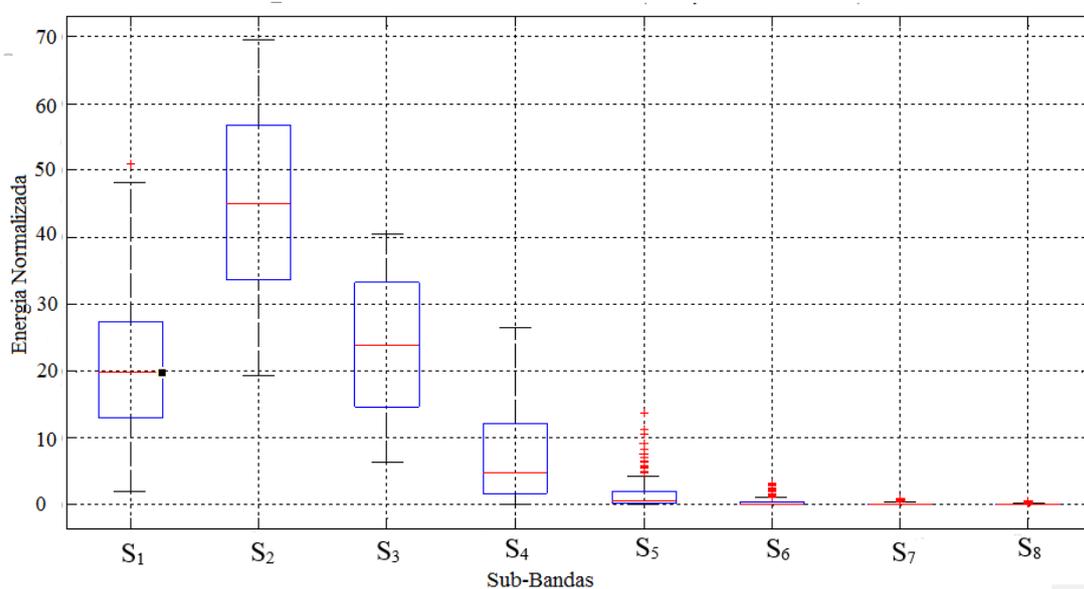
### 5.4.3. Velocidade de condução

Os algoritmos propostos para estimativa da VC foram avaliados e validados considerando toda a sistematização proposta neste trabalho. Para isso foi utilizado o **banco de testes**. O método de *Denoising* aplicado foi o invariante ao deslocamento considerando o limiar 1 (proposto neste trabalho). A influência da interpolação foi avaliada utilizando *Splines* Cúbicas com 2, 4 e 6 pontos inseridos em cada intervalo. Os algoritmos foram calculados comparando seus resultados com o algoritmo de máxima verossimilhança, proposto por (Farina et al., 2001b, Salomoni et al., 2007).

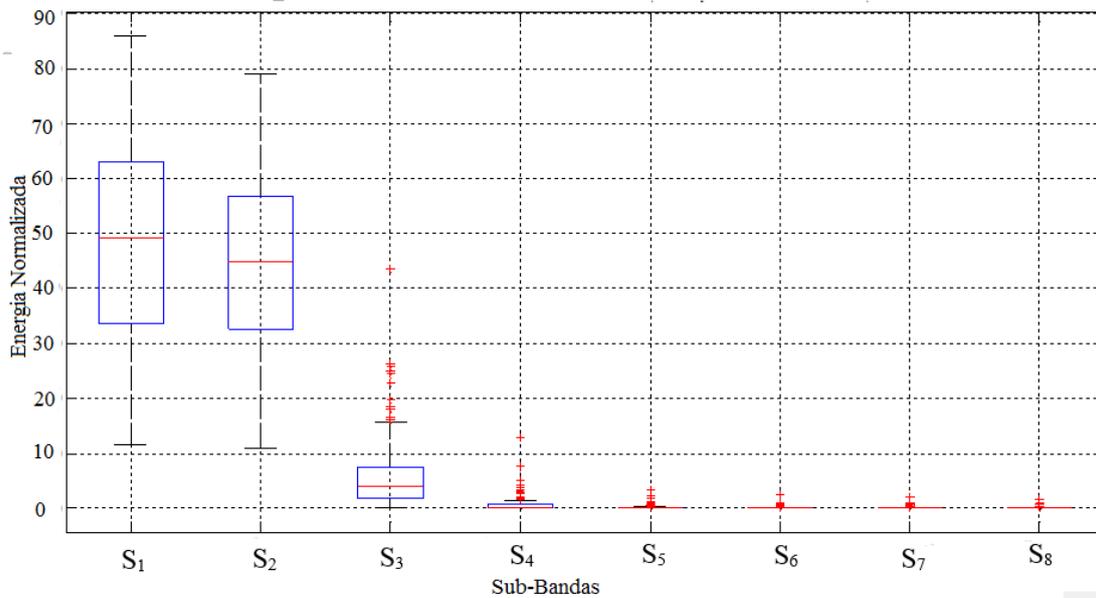
## 6. RESULTADOS

### 6.1. SELEÇÃO DE CANAIS

Para cada um dos sinais do banco para geração de dados experimentais, foi calculada a distribuição da energia do espectro de frequência em oito sub-bandas ( $ES_i$ ) definidas na faixa de banda de 0 a 512 Hz e a energia total nesta faixa de banda ( $ES_u$ ). A análise da distribuição de energia das oito sub-bandas ( $S_1$  (0 a 64 amostras),  $S_2$  (65 a 128 amostras),  $S_3$  (129 a 192 amostras), ...,  $S_8$  (449 a 512 amostras)) do espectro de frequência dos sinais masculinos e femininos, respectivamente, está descrita nas Figuras 20 e 21.



**Figura 20.** Distribuição da Energia das sub-bandas de 168 sinais masculinos.



**Figura 21.** Distribuição da Energia das sub-bandas de 168 sinais femininos.

Observa-se, pelas Figuras 20 e 21, que existe uma diferença de distribuição da energia do espectro de frequência dos sinais reais femininos e masculinos. No caso dos sinais reais femininos, a sub-banda 1 (compreendida na faixa de frequência de 0 a 64 Hz) apresenta a maior energia entre as demais, seguida pela sub-banda 2. Os sinais masculinos apresentaram maior energia na sub-banda 2 (compreendida na faixa de frequência de 65 a 128 Hz) seguida pela sub-banda 3. Estes resultados conferem com as informações relatadas por Cione et al., 1998, quando ele diz que os maiores resultados de RMS femininos acontecem nas sub-bandas de 5 a 70 Hz e os masculinos nas sub-bandas de 75 a 110 Hz. No entanto, só estes resultados não são suficientes para separar os sinais de interesse dos demais, é necessário encontrar regras gerais para identificar as características globais e realizar esta separação.

Através de um processo experimental de exaustão considerando a distribuição das energia das sub-bandas dos sinais do banco para geração de dados experimentais, foi identificado um conjunto de regras (inequações de 27 a 31) que propiciam uma classificação geral dos canais que são objeto de interesse para o cálculo da VC dos demais. Do conjunto de regras identificadas, quatro são regras gerais (que atendem ambos tipos de sinais) e mais uma das duas descritas nas inequações (31) que satisfazem somente os sinais masculinos. As regras devem ser satisfeitas simultaneamente para automatizar a escolha dos canais sem a intervenção do especialista.

$$ES_1 + ES_2 + ES_3 > 0.7E_u, \quad (27)$$

$$ES_1 < 0.8E_u, \quad (28)$$

$$ES_2 < 0.8E_u, \quad (29)$$

$$ES_3 < 0.7E_u \quad (30)$$

e

$$ES_1 < ES_2 \text{ ou } ES_1 < ES_3, \quad (31)$$

onde  $ES_i$  é a energia Normalizada da Sub-banda  $i$  e  $E_u$  é a energia total da banda onde a requência é útil.

Para testar a validade dos critérios de seleção descrito pelas inequações de 27 até 31 foram utilizados os sinais do **banco de testes**. Ao considerar que cada sinal tem 16 canais e, para cada sinal, foi adicionado ruído de 5, 10, 15 e 20 dB tem-se num total 1984 canais para serem classificados.

Após aplicar o teste de seleção foram obtidos os seguintes resultados: (i) dos 832 canais de sinais femininos, 808 foram classificados corretamente, portanto 97,11 %; (ii) dos 512 canais de sinais masculinos, 503 foram classificados corretamente, portanto 98,24 %. É importante salientar que o status “classificados corretamente” diz respeito a sinais femininos que foram classificados como femininos. Os casos classificados com o status “não corretos” dizem respeito a uma classificação de feminino como masculino e vice-versa. Nenhum caso foi obtido de um ruído ser classificado como sinal feminino ou masculino.

## 6.2. DENOISING

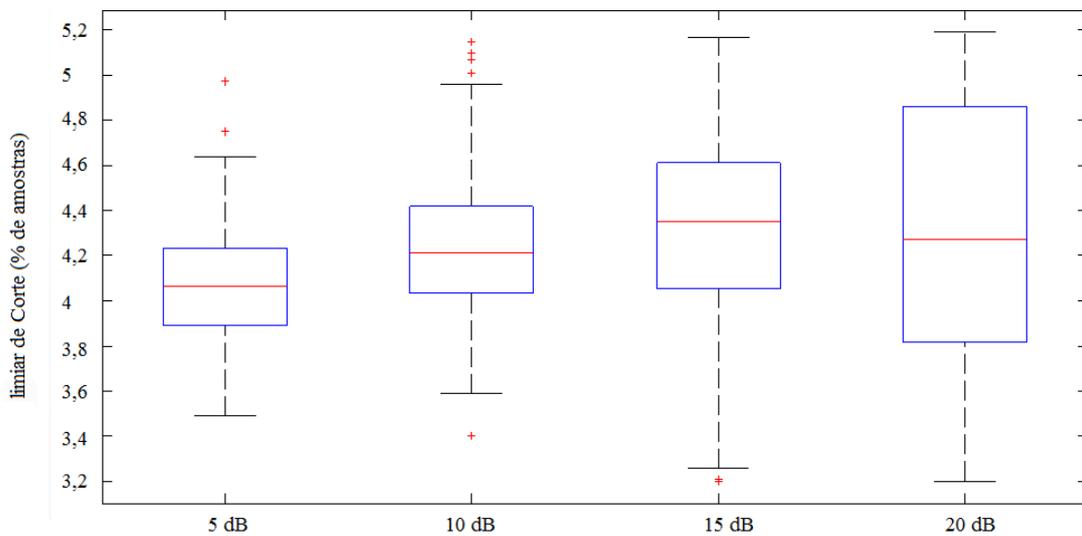
Os resultados provenientes da aplicação do *Denoising* para a minimização do ruído branco gaussiano são apresentados em duas etapas distintas. Na primeira são apresentados os resultados referentes aos dois métodos de cálculo para parâmetros de limiarização que independem do número de decomposições da TWD. Na segunda pesquisa etapa são apresentados os resultados do desempenho da RSR para diferentes combinações de parâmetros do *Denoising* invariante ao deslocamento considerando os métodos clássicos de limiarização e os propostos. Esta segunda parte visou encontrar possíveis combinações “ótimas” dos parâmetros que maximizem a RSR.

Para explorar e encontrar os dois limiares propostos foi utilizado um banco para a geração de dados experimentais. Foram 57 aquisições de sinais compondo o banco que foram distribuídos em: 20 conjuntos de sinais artificiais, 27 conjuntos de sinais femininos e 10 masculinos. Cada um dos sinais recebeu ruído de 5, 10, 15 e 20 dB, totalizando 228 sinais para analisar o comportamento da RSR após o processo de *Denoising* proposto.

### 6.2.1. Limiar1 - baseado na porcentagem da energia do ruído

Para cada canal de um sinal selecionado previamente foi calculado um limiar variando 1000 valores das porcentagens de energia média do ruído ( $E_r$ ) através da equação 23. Foram considerados valores de 0,01 até 10% da  $E_r$ .

A Figura 22 mostra a distribuição dos valores encontrados para a porcentagem (de 0,01 até 10%) da energia média do ruído que maximizou a RSR após a aplicação do *Denoising*.



**Figura 22.** O boxplot representa a distribuição das porcentagens da energia média do ruído encontrados após testar sinais que receberam ruído de: 5 dB, 10 dB, 15 dB e 20 dB.

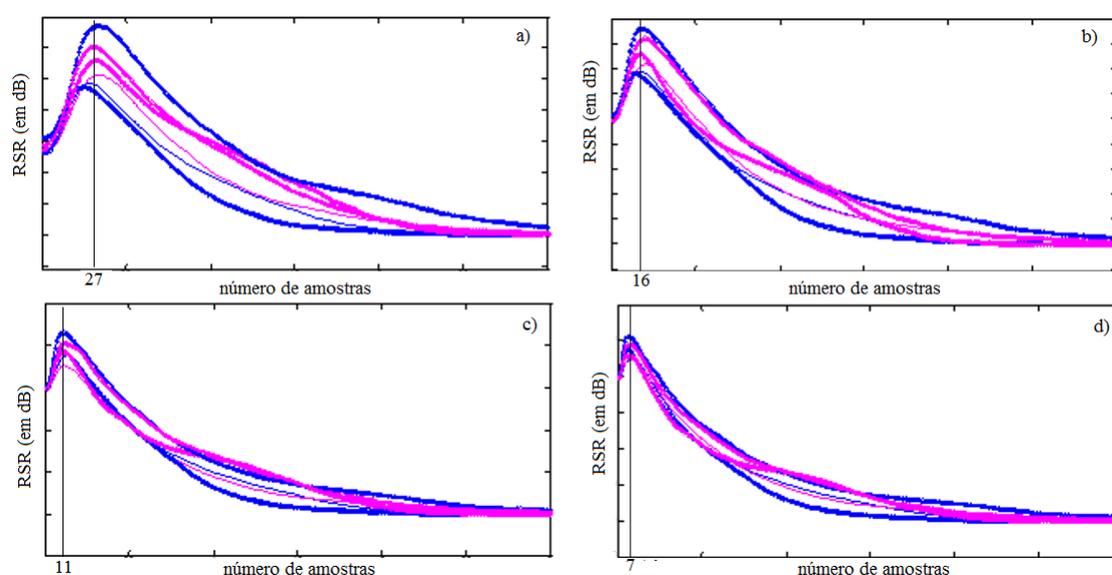
Neste caso, não há diferença significativa da amostragem para os diferentes tipos de ruído, nem se os sinais eram femininos, masculinos ou artificiais. A média das medianas encontradas foi 4,23 e o desvio padrão 0,11. Portanto, o limiar neste caso é definido simplesmente por 4,23% da média da energia do ruído ( $E_r$ )

$$\text{limiar } 1 = (4,23 \times E_r)/100 \quad (32)$$

### 6.2.2. Limiar2 - baseado na porcentagem da energia de frequência dos coeficientes descartados (*pcd*)

Para cada sinal ruidoso foi calculado, via um processo experimental, um conjunto de limiares variando 1000 valores das porcentagens do coeficientes que apresentam energia máxima ( $E_M$ ) do espectro de frequência. Foram considerados valores de 0,01 até 10% de  $E_M$ . Cada um destes limiares foi denominado “**porcentagem de coeficientes descartados**” (*pcd*). Foi calculado a *pcd* que maximizou a RSR entre o sinal original e o sinal obtido após o processo de *Denoising* e este valor foi armazenado.

A Figura 23 apresenta uma análise importante, o valor do *pcd* que maximiza a RSR varia de acordo com o nível de ruído adicionado. No primeiro gráfico os sinais receberam um ruído de 5 dB, no segundo gráfico 10 dB, no terceiro 15 dB e no quarto 20 dB. Observa-se que, dependendo do nível de ruído, existe um deslocamento da porcentagem que maximiza a RSR.



**Figura 23.** Curvas com a RSR de sinais ruidosos, os quais passaram por um processo de *Denoising* invariante ao deslocamento utilizando como limiar as porcentagens de 0 a 10% de energia máxima do espectro de frequência. a) Sinais com ruídos adicionados de 5 dB. b) Sinais com ruídos adicionados de 10 dB. c) Sinais com ruídos de 15 dB. d) Sinais com ruídos de 20 dB.

A relação do limiar baseado na variável  $E_M$ , para ser válida de uma forma geral, independentemente do nível de ruído, precisa considerar este deslocamento. Uma constante que representa este deslocamento, explorada experimentalmente, foi definida pela equação

$$\delta = \frac{\sigma}{nd} = 0,1322, \quad (33)$$

onde  $nd$  (número de deslocamentos para atingir o valor máximo da RSR) e  $\sigma_r$  o desvio padrão do ruído. O valor médio encontrado foi  $\delta = 0,1322$ . Portanto, considerando  $\delta$  como um valor padrão para qualquer tipo de ruído, foi possível estimar o número de deslocamentos que maximiza a RSR, que é descrito por:

$$nd = \frac{\sigma}{0,1322}. \quad (34)$$

Com  $nd$  definido foi possível procurar qual a porcentagem da equação *ref* que maximiza a RSR após a aplicação do Denoising. Este valor de referência (*ref*) é descrito por:

$$ref = \frac{\sigma * EM}{0,1322} \quad (35)$$

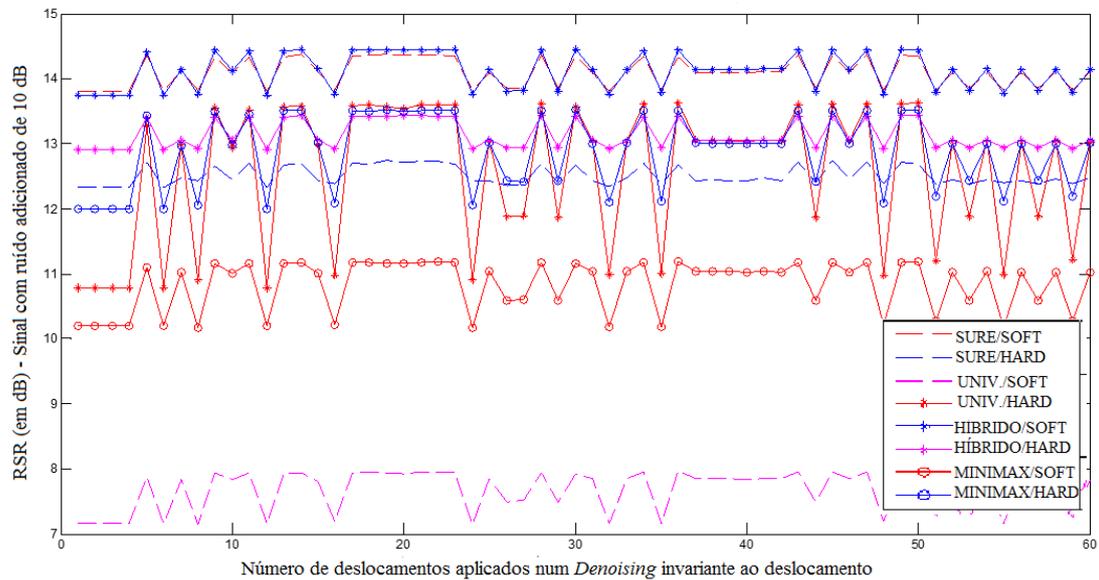
Após acrescentar-se ruído (5, 10, 15 e 20 dB) aos sinais do banco de pesquisa para a geração de dados experimentais, foi encontrado que o valor 3,16% de *ref* maximiza a RSR após aplicação do *Denoising*. Com o número de deslocamentos e a porcentagem de *ref* definidos foi possível determinar o *limiar 2* que é a porcentagem da energia de frequência dos coeficientes descartados (*pcd*) pela equação:

$$limiar\ 2 = \frac{3,16 \times ref}{100}. \quad (36)$$

A segunda parte da apresentação dos resultados envolvendo o *Denoising*, a procura dos parâmetros que otimizam a RSR, foi inicialmente explorada pela variação de parâmetros gerais que envolvem a *Denoising* invariante ao deslocamento. A análise do impacto do tamanho das janelas e do tamanho do intervalo de deslocamentos que maximizam a RSR foram realizadas simultaneamente no mesmo teste. Para um sinal captado com frequência de amostragem de 2048 Hz, foram testadas janelas para aplicação da TWD com diferentes número de amostras (256, 512 e 1024). O número de intervalos de deslocamentos utilizado no deslocamento circular foi de 1 até 60. As Figuras 24, 25, 26 e 27 apresentam o resultado da RSR desta variação do tamanho do deslocamento circular de um sinal para diferentes escolhas de limiarização, diferentes configurações de *Wavelet* mãe e diferentes variações de decomposição de uma *Wavelet* mãe.

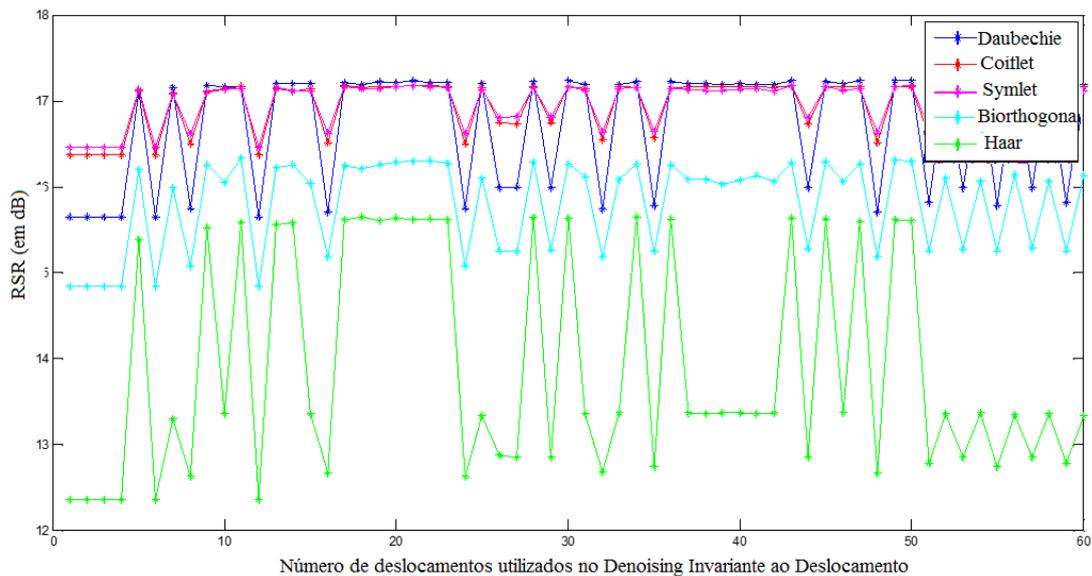
A Figura 24 apresenta os desempenhos da RSR de um sinal com ruído adicionado de 10 dB após a aplicação do *Denoising* invariante ao deslocamento variando técnicas

de limiarização. Nesta figura as técnicas utilizadas foram as clássicas e a *Wavelet* Mãe foi Daubechies 6.



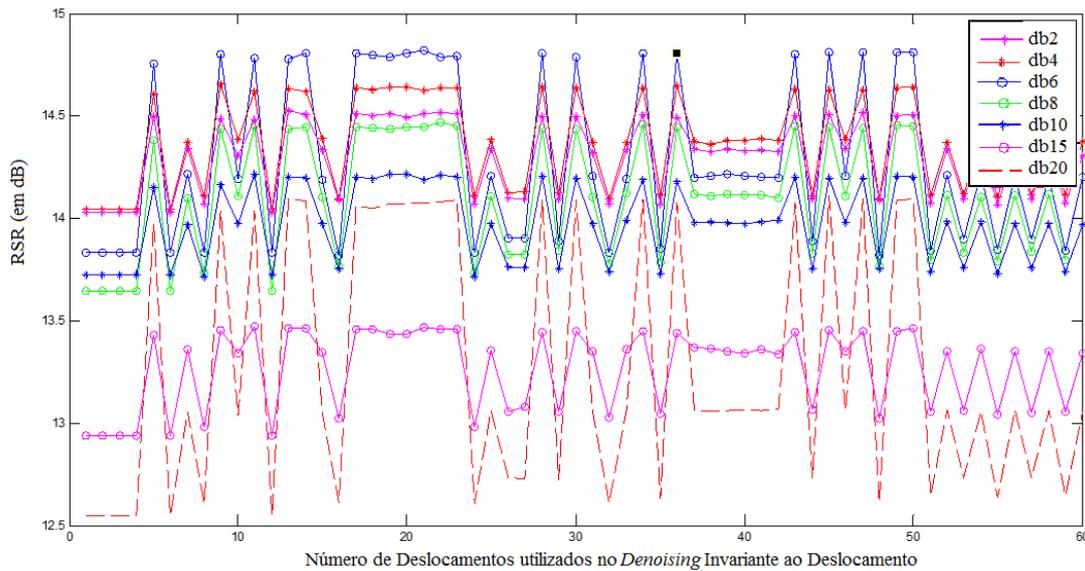
**Figura 24.** Resultado da aplicação do *Denoising* invariante ao deslocamento para um sinal feminino com ruído adicionado de 10 dB: Variação das técnicas de limiarização

A Figura 24 apresenta os desempenhos da RSR de um sinal com ruído adicionado de 10 dB após a aplicação do *Denoising* invariante ao deslocamento variando as *Wavelets* mãe utilizadas. Nesta figura as *Wavelets* mãe utilizadas são Daubechies 6 (db6), Symlet 4 (sym4), Coiflet 1 (coif1), Haar e Biorthogonal 2.2 (bior 2.2) e o limiar utilizado foi limiar 1 (proposto neste trabalho).

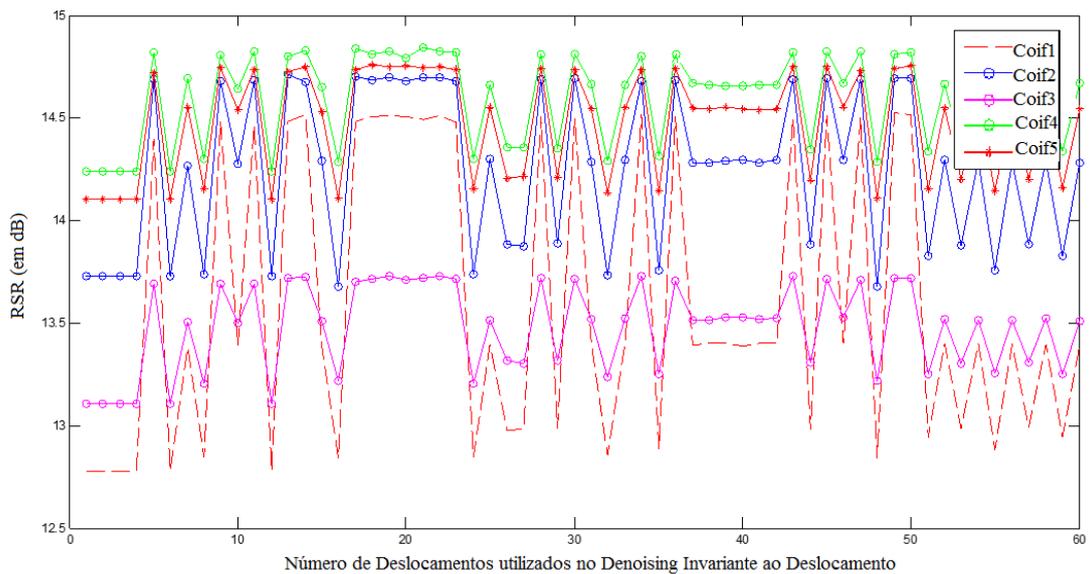


**Figura 25.** Resultado da aplicação do *Denoising* invariante ao deslocamento para um sinal feminino com ruído adicionado de 10 dB: Variação das *Wavelets* mãe.

As Figuras 26 e 27 apresentam a RSR de um sinal com ruído adicionado de 10 dB após a aplicação do *Denoising* invariante ao deslocamento utilizando o limiar 1. Ambas figuras mostram variações de tipos de *Wavelet* mãe. Na Figura 26 foram utilizadas variações dos tipos da Daubechies e na Figura 27 variações da Coiflet.



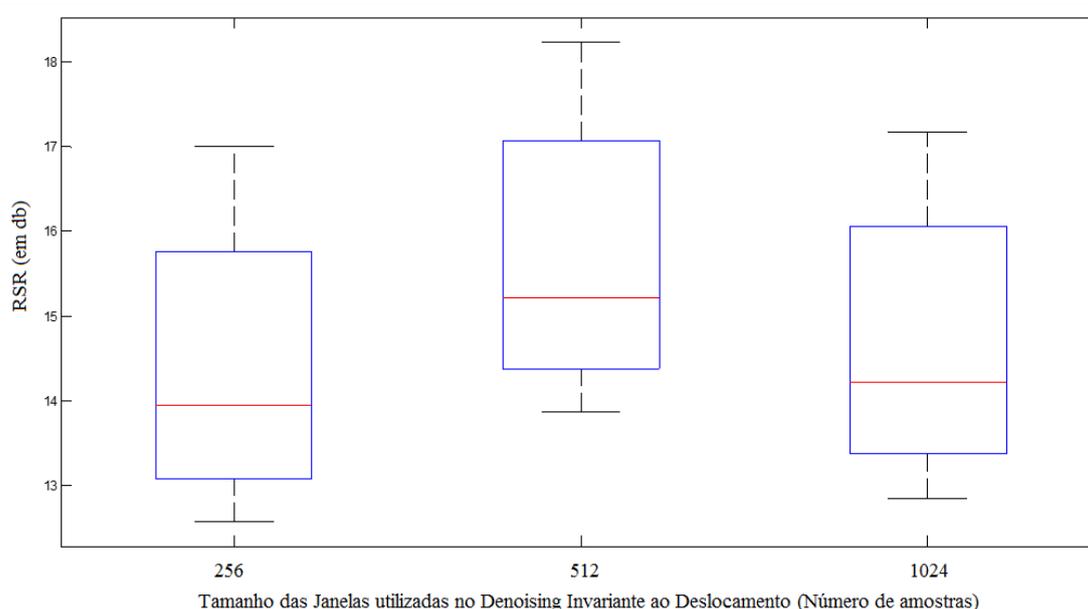
**Figura 26.** Resultado da aplicação do *Denoising* invariante ao deslocamento para um sinal feminino com ruído adicionado de 10 dB: Variação de algumas decomposições da *Wavelet* mãe Daubechies.



**Figura 27.** Resultado da aplicação do *Denoising* invariante ao deslocamento para um sinal feminino com ruído adicionado de 10 dB: Variação das decomposições da *Wavelet* mãe Coiflet.

Observa-se que existe um intervalo em torno de 20 deslocamentos que maximiza a RSR independente da técnica de limiarização utilizada, da *Wavelet* mãe escolhida, das variações de decomposição da *Wavelet* mãe e do tamanho das janelas. Logo foi possível, fixar o número de deslocamentos igual a 20 como parâmetro otimizador a ser usado.

A Figura 28 apresenta a RSR dos sinais filtrados pelo *Denoising* invariante ao deslocamento com um número de 20 deslocamentos para a *Wavelet* mãe Daubechies 6 variando o tamanho da janela de aplicação da TWD. Janelas de 256, 512 e 1024 amostras foram testadas, sendo que o melhor desempenho é no uso de 512.



**Figura 28.** Boxplot com a RSR (em dB) resultante da aplicação do *Denoising* invariante ao deslocamento para um sinal feminino com ruído adicionado de 10 dB.

Na sequência foram exploradas a RSR das duas metodologias propostas neste trabalho. Os resultados referentes aos parâmetros de limiarização propostos foram testados com o banco de sinais de testes diferentes dos utilizados na etapa 1 (geração dos limiares). Cada sinal recebeu ruído de 5, 10, 15 e 20 dB, totalizando 31 sinais com 16 canais cada. Os resultados obtidos pela aplicação dos limiares 1 e 2 (pcd) estão descritos na **Tabela II** e na **Tabela III**. Nesta etapa, foram fixadas as variáveis definidas anteriormente (número de deslocamentos no *Denoising* invariante ao deslocamento (20), tamanho das janelas de aplicação da TWD (512 amostras) e *Wavelet* mãe ReverseBior 5.5.

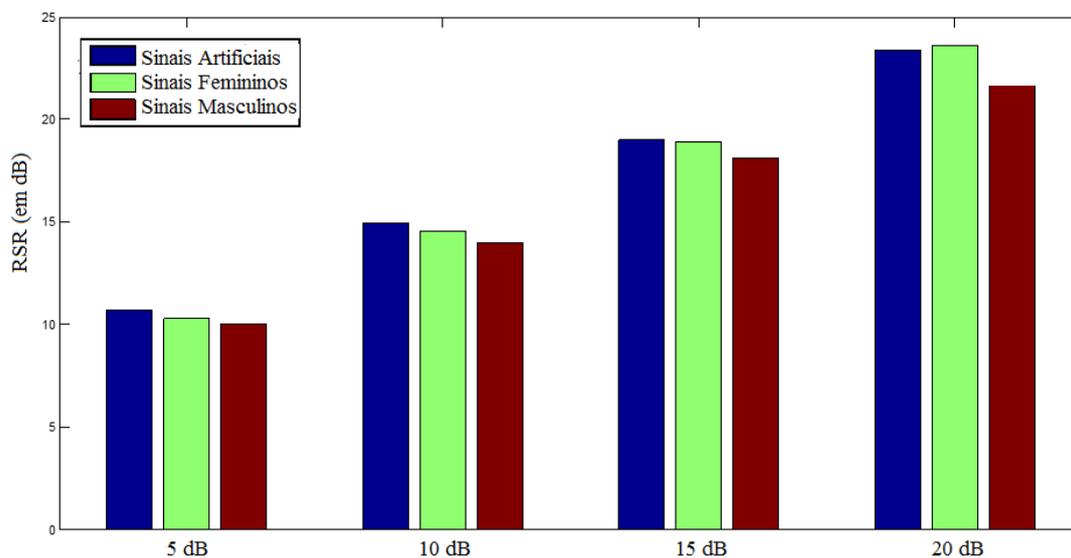
**Tabela II.** RSR após aplicação do *Denoising* utilizando o limiar 1 para sinais que receberam ruído de 5, 10, 15 e 20 dB.

	Sinais Artificiais (em dB)	Sinais reais Femininos (em dB)	Sinais reais Masculinos (em dB)
<b>5 dB</b>	10,8	10,5	10,1
<b>10 dB</b>	14,9	14,7	14,2
<b>15 dB</b>	19,0	18,9	18,4
<b>20 dB</b>	23,5	23,6	22,1

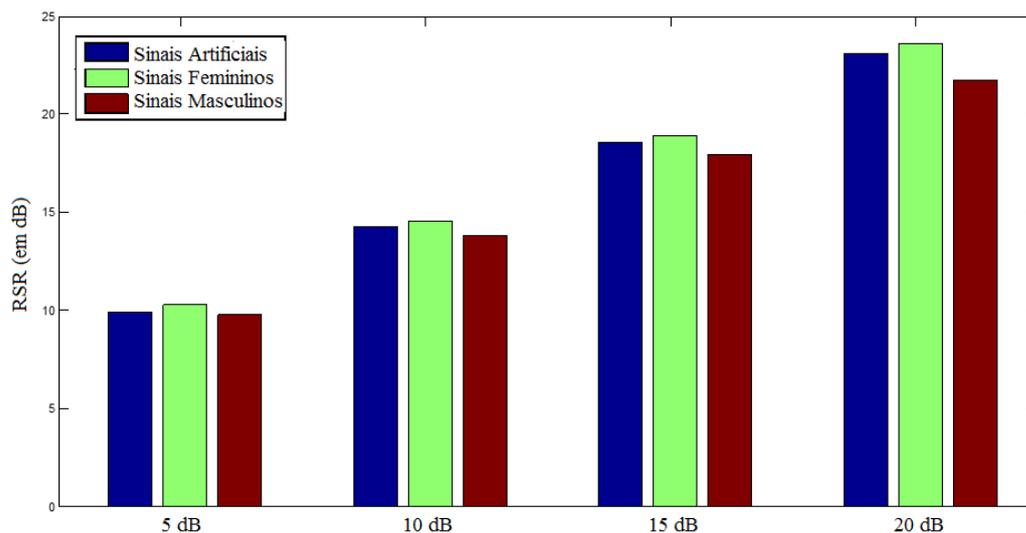
**Tabela III.** RSR após aplicação do *Denoising* utilizando o limiar 2 para sinais que receberam ruído de 5, 10, 15 e 20 dB.

	Sinais Artificiais (em dB)	Sinais reais Femininos (em dB)	Sinais reais Masculinos (em dB)
<b>5 dB</b>	10,0	10,1	9,9
<b>10 dB</b>	14,4	14,5	14,2
<b>15 dB</b>	18,6	18,9	18,2
<b>20 dB</b>	23,2	23,6	22,1

As **Tabelas II e III** estão ilustradas respectivamente nas Figuras 29 e 30.



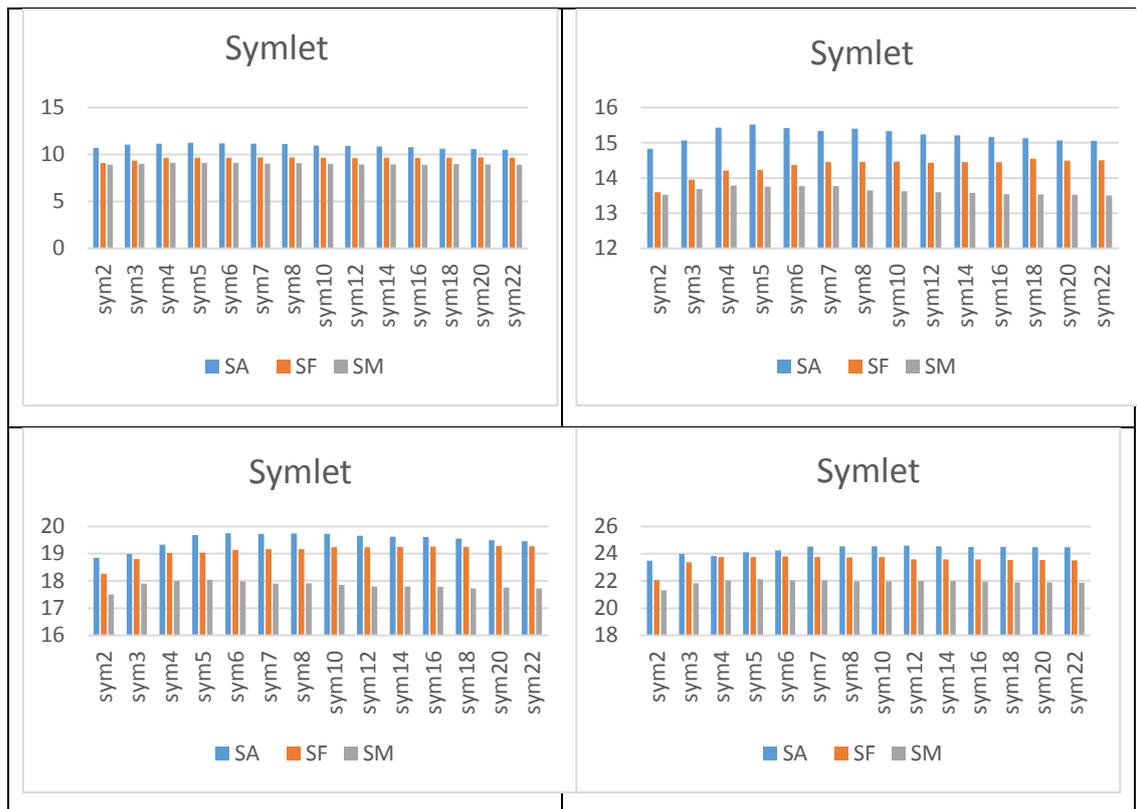
**Figura 29.** RSR (em dB) dos sinais reais após aplicação do *Denoising* invariante ao deslocamento utilizando o **limiar 1** proposto neste trabalho.



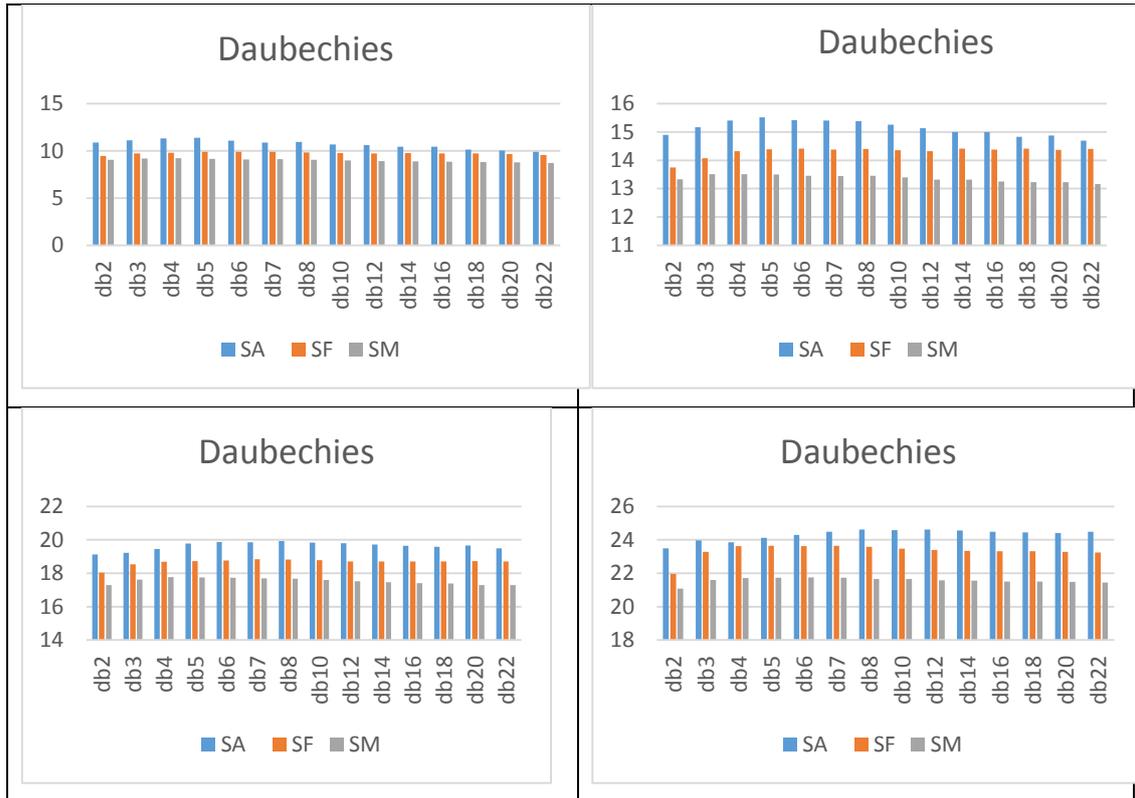
**Figura 30.** RSR (em dB) dos sinais reais após aplicação do *Denoising* invariante ao deslocamento utilizando o **limiar 2** proposto neste trabalho.

Os resultados, descritos nas Tabelas II e III, mostraram que, para o banco de sinais utilizados, o limiar 1 atingiu valores de RSR maiores ou iguais para todos os níveis de ruídos. Outra vantagem é que este limiar é mais simples de ser calculado que o limiar 2. Este é um fato relevante quando o usuário que está manipulando os cálculos não é um especialista em processamento de sinais.

A análise da influência da *Wavelet* mãe no processo de *Denoising* invariante ao deslocamento foi realizada utilizando o **limiar 1** proposto neste trabalho, utilizando 20 deslocamentos para o deslocamento circular e janelas de aplicação da TWD de 512 amostras. Foram analisadas as *Wavelets* mãe: Symlet, Daubechies, Coiflet, BiorSplines, ReverseBior, Meyer e Haar. As funções Symlet e Daubechies foram analisadas nas seguintes derivações: 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 10, 12, 14, 16, 18, 20 e 22. (sym2, sym3, sym4, sym5, sym6, sym7, sym8, sym10, sym12, sym14, sym16, sym18, sym20, sym22, db2, db3, db4, db5, db6, db7, db8, db10, db12, db14, db16, db18, db20 e db22). As Figuras 31 e 32 apresentam os resultados da RSR após aplicação do *Denoising*.

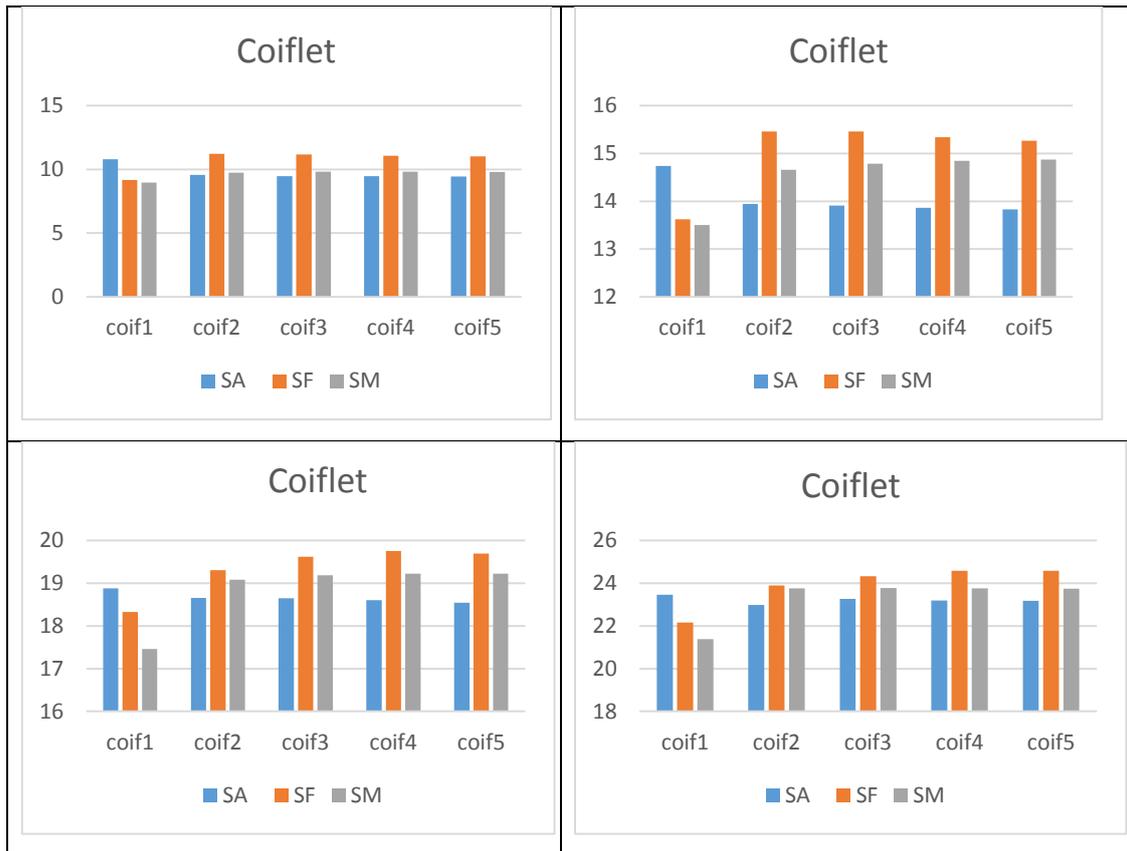


**Figura 31.** Resultados da RSR (em dB) utilizando Symlet: sinais artificiais (SA); Sinais Femininos (SF); e Sinais Masculinos (SM). a) sinais com ruído adicionado de 5 dB; b) sinais com ruído adicionado de 10 dB; c) sinais com ruído adicionado de 15 dB; d) sinais com ruído adicionado de 20 dB.

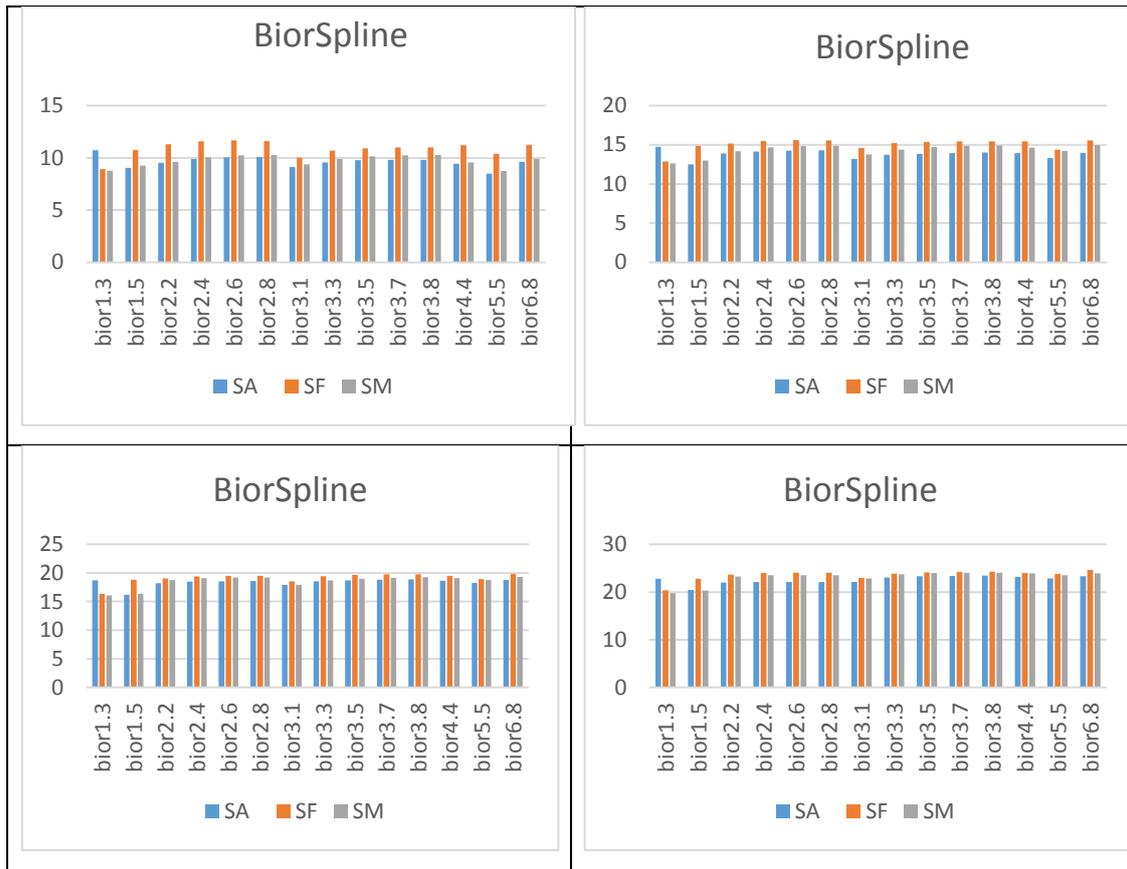


**Figura 32.** Resultados da RSR (em dB) utilizando Daubechies: sinais artificiais (SA); Sinais Femininos (SF); e Sinais Masculinos (SM). a) sinais com ruído adicionado de 5 dB; b) sinais com ruído adicionado de 10 dB; c) sinais com ruído adicionado de 15 dB; d) sinais com ruído adicionado de 20 dB.

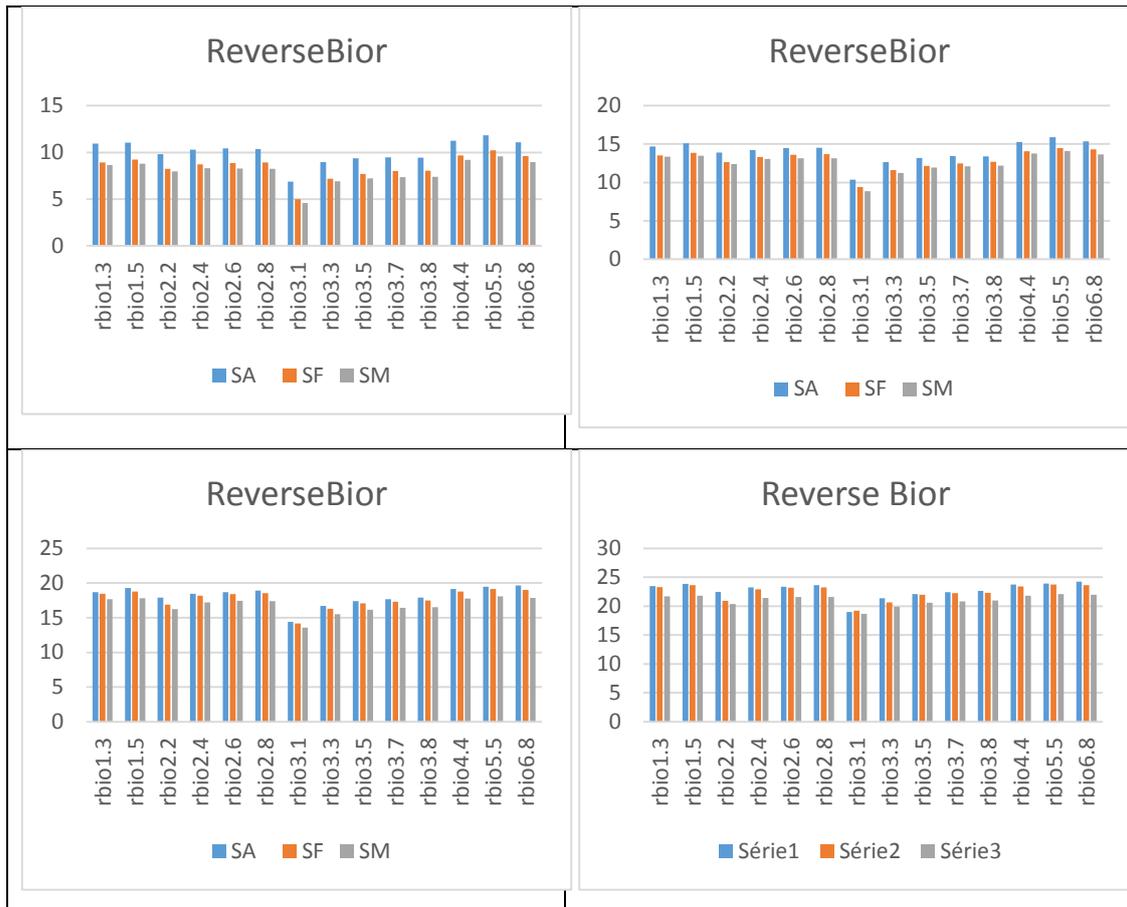
As *Wavelets* mãe Coiflet, BiorSpline e ReverseBior foram exploradas em todas as suas decomposições. As Figuras 33, 34 e 35 apresentam os resultados da RSR obtidos após aplicação do *Denoising*.



**Figura 33.** Resultados da RSR (em dB) utilizando Coiflet: sinais artificiais (SA); Sinais Femininos (SF); e Sinais Masculinos (SM). a) sinais com ruído adicionado de 5 dB; b) sinais com ruído adicionado de 10 dB; c) sinais com ruído adicionado de 15 dB; d) sinais com ruído adicionado de 20 dB.



**Figura 34.** Resultados da RSR (em dB) utilizando BiorSplines: sinais artificiais (SA); Sinais Femininos (SF); e Sinais Masculinos (SM). a) sinais com ruído adicionado de 5 dB; b) sinais com ruído adicionado de 10 dB; c) sinais com ruído adicionado de 15 dB; d) sinais com ruído adicionado de 20 dB.



**Figura 35.** Resultados da RSR (em dB) utilizando ReverseBior: sinais artificiais (SA); Sinais Femininos (SF); e Sinais Masculinos (SM). a) sinais com ruído adicionado de 5 dB; b) sinais com ruído adicionado de 10 dB; c) sinais com ruído adicionado de 15 dB; d) sinais com ruído adicionado de 20 dB.

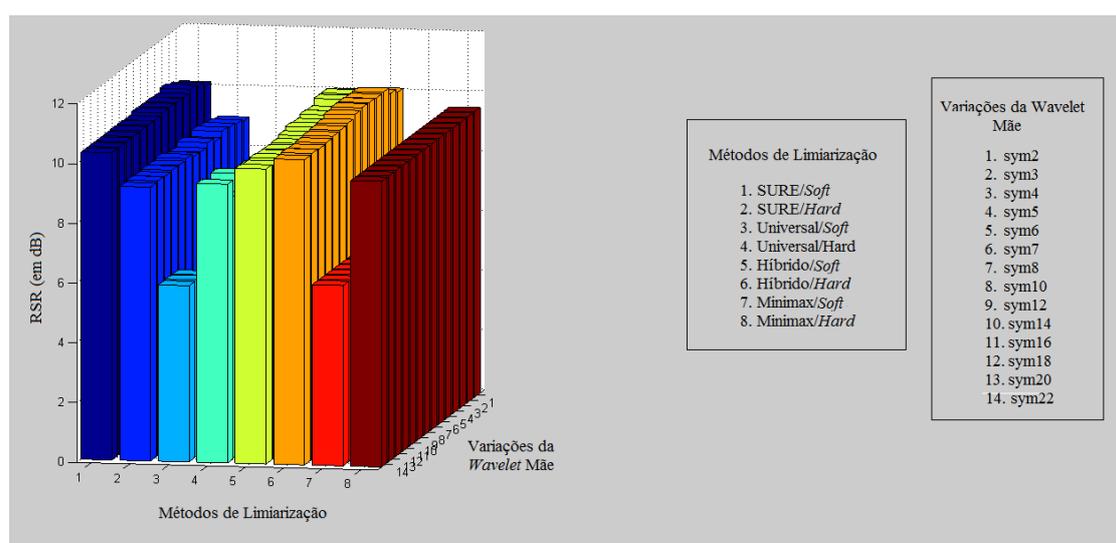
A **Tabela IV** apresenta um resumo do desempenho do impacto da escolha da *Wavelet* mãe no que se refere a RSR que foram mostradas nas Figuras de 31 até 35. Esta Tabela apresenta a soma dos ganhos de Relação Sinal Ruído em cada um dos testes executados com ruídos adicionados de 5, 10, 15 e 20 dB. A soma dos ganhos significa a soma das diferenças obtidas entre o valor da RSR após o *Denoising* e o ruído adicionado inicialmente. Por exemplo, um sinal que recebeu 5, 10, 15 e 20 dB e, após o *Denoising* obteve respectivamente uma RSR de 10,82; 14,23; 18,17 e 21,73 dB obteve um ganho de  $(10,82 - 5) + (14,23 - 10) + (18,17 - 15) + (21,73 - 20) = 14,95$ .

**Tabela IV.** Somatório dos ganhos da RSR do conjunto de testes após aplicação do Denoising invariante ao deslocamento para sinais com ruídos adicionados de 5, 10, 15 e 20 dB para cada uma das Wavelets mãe. Foram consideradas todas as decomposições estudadas.

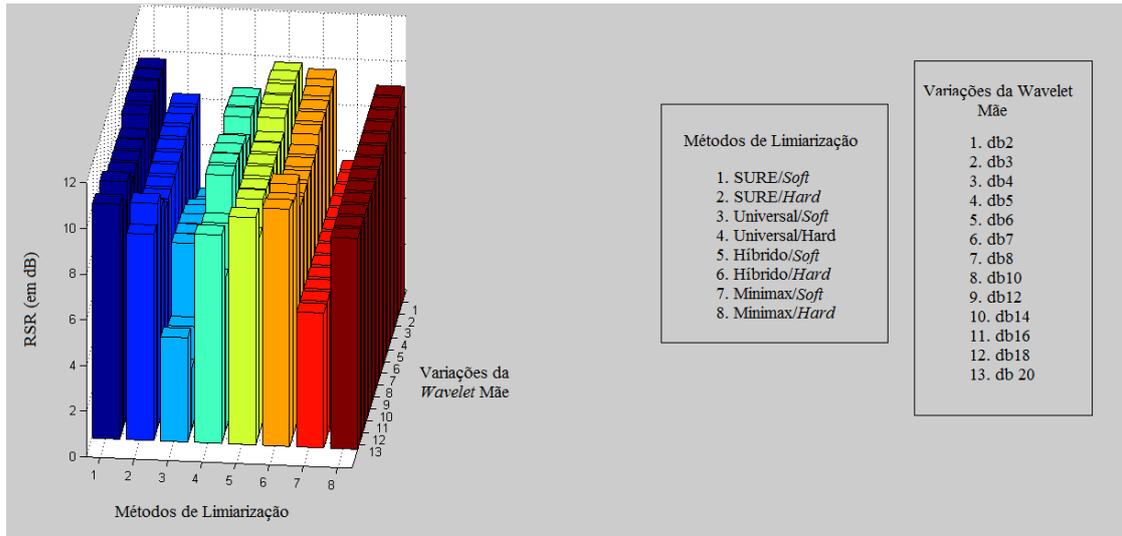
db2	db3	db4	db5	db6	db7	db8	db10	db12	db14	db16	db18	db20	db22
12,63	14,64	15,18	15,39	15,4	15,38	15,35	15,14	15,01	14,9	14,8	14,74	14,64	14,52
sym2	sym3	sym4	sym5	sym6	sym7	sym8	sym10	sym12	sym14	sym16	sym18	sym20	sym22
12,8	14,96	15,32	15,64	15,82	15,78	15,81	15,54	15,28	15,29	15,24	15,04	14,96	14,95
bior1.3	bior1.5	bior2.2	bior2.4	bior2.6	bior2.8	bior3.1	bior3.3	bior3.5	bior3.7	bior3.8	bior4.4	bior5.5	bior6.8
8,82	8,95	14,7	16,07	16,48	16,57	16,74	15,31	16,2	16,8	16,73	15,62	16,53	16,46
rbio1.3	rbio1.5	rbio2.2	rbio2.4	rbio2.6	rbio2.8	rbio3.1	rbio3.3	rbio3.5	rbio3.7	rbio3.8	rbio4.4	rbio5.5	rbio6.8
13,92	12,07	8,7	12,65	13,39	13,54	-2,6	5,42	8,28	9,29	9,72	15,45	17,01	14,95
coif1	coif2	coif3	coif4	coif5									
12,79	15,49	15,76	15,81	15,75									

De acordo com a Tabela IV, os melhores resultados do desempenho de cada *Wavelet* mãe, provenientes dos testes com os dados utilizados, foram obtidos com: Coiflet 4, Reversebior 5.5, BiorSplines 3.7, Symlet 6 e Daubechies 6. As *Wavelets* mãe que apresentaram maiores resultados gerais da RSR foram a ReverseBior 5.5 e BiorSplines 3.7. O desempenho das demais foi bem semelhante e não muito distante dos melhores.

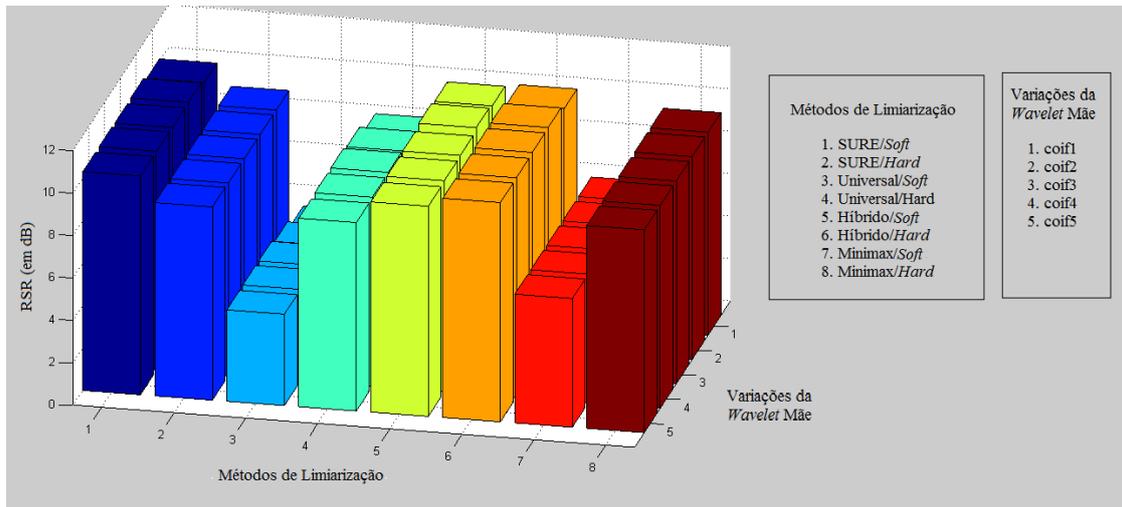
A comparação da RSR obtida pela aplicação do *Denoising* para cada tipo de *Wavelet* mãe considerando suas variações e utilizando os métodos clássicos de limiarização (Sure/*soft*, Sure/*Hard*, Universal/*Soft*, Universal/*Hard*, Híbrido/*Soft*, Híbrido/*Hard*, Minimax/*Soft* e Minimax/*Hard*) estão apresentadas nas Figuras 36, 37, 38, 39 e 40.



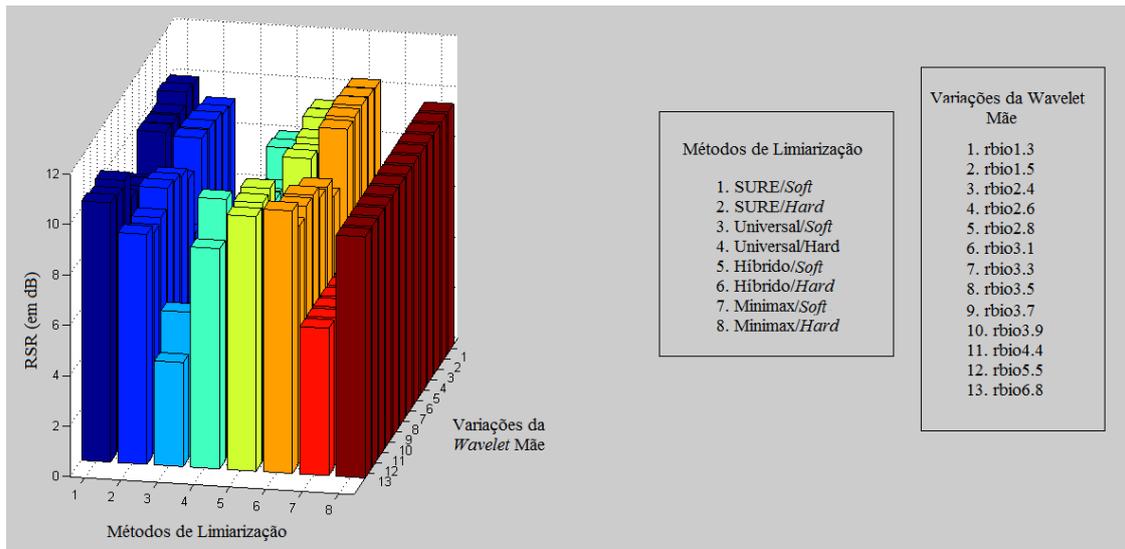
**Figura 36.** RSR de sinais com ruído adicionado de 5 dB utilizando a *Wavelet* mãe Symlet e suas variações. a) O eixo x são as diferentes variações de *Wavelet* mãe. Eixo y, os diferentes métodos de limiarização, e o eixo z é a RSR (em dB).



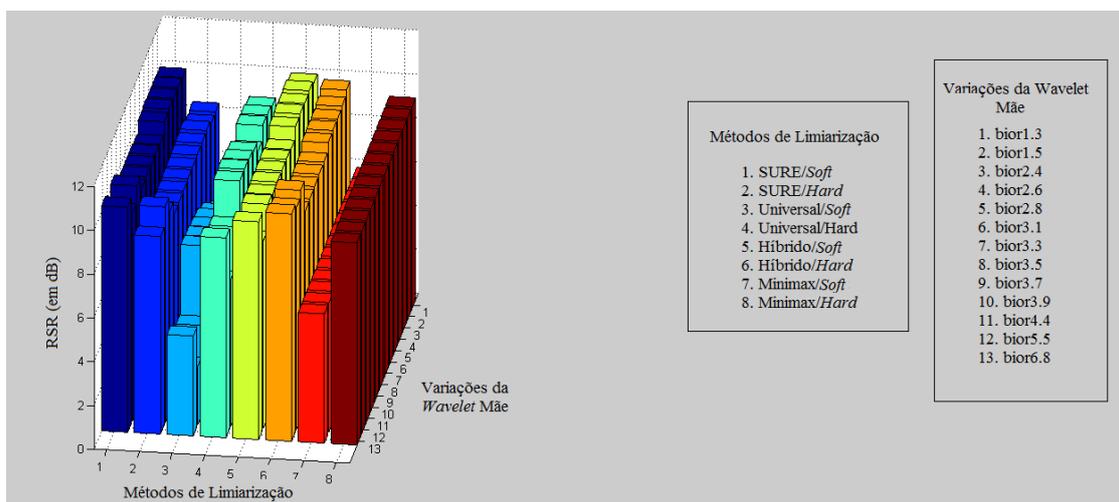
**Figura 37.** RSR de sinais com ruído adicionado de 5 dB utilizando a *Wavelet* mãe Daubechies e suas variações. a) O eixo x são as diferentes variações de *Wavelet* mãe. Eixo y, os diferentes métodos de limiarização, e o eixo z é a RSR (em dB).



**Figura 38.** RSR de sinais com ruído adicionado de 5 dB utilizando a *Wavelet* mãe Coiflet e suas variações. a) O eixo x são as diferentes variações de *Wavelet* mãe. Eixo y, os diferentes métodos de limiarização, e o eixo z é a RSR (em dB).



**Figura 39.** RSR de sinais com ruído adicionado de 5 dB utilizando a *Wavelet* mãe ReverseBior e suas variações. a) O eixo x são as diferentes variações de *Wavelet* mãe. Eixo y, os diferentes métodos de limiarização, e o eixo z é a RSR (em dB).



**Figura 40.** RSR de sinais com ruído adicionado de 5 dB utilizando a *Wavelet* mãe BiorSpline e suas variações. a) O eixo x são as diferentes variações de *Wavelet* mãe. Eixo y, os diferentes métodos de limiarização, e o eixo z é a RSR (em dB).

Observa-se pelas figuras 36 a 38 que no uso das *Wavelets* mãe: Daubechies, Symlet e Coiflet, os métodos de limiarização que maximizam os resultados de RSR são: Híbrido/*Hard* , Sure/*Soft* e Sure/*Hard* com uma diferença mínima entre os resultados apresentados. O método Híbrido/*Soft* também apresenta altos valores de RSR. Estes resultados contrariam os resultados apresentados por Jian & Kuo (2009) e Phinyiomark & Phukpattaranont (2009) que testaram todos os tipos de técnicas clássicas e encontraram o método Univesal/*Soft* ou uma variação do mesmo como os que apresentaram melhores resultados.

As *Wavelets* mãe que apresentaram melhor desempenho foram Symlet 6 (sym6), Daubechies 6 (db6) e Coiflet 4 (coif4). No caso do uso de *Wavelets* BiorSplines e ReverseBior (figuras 39 e 40) é necessário analisar a função mãe específica para verificar a melhor configuração de limiarização. A ReverseBior 5.5 (rbio5.5) apresentou melhor desempenho global com o método Híbrido/*Soft* e a BiorSpline 3.7 (bior3.7) com o método Híbrido/*Hard*. Estes resultados contrariam alguns resultados científicos publicados e vão ao encontro de outros, pois não há consenso neste item. Hussain et al. (2009) concluíram que a *Wavelet* mãe que melhor se adequou a exercícios de caminhada foi a Daubechies 2 (db2). Em trabalho anterior Hussain et al. (2006) concluíram que, com o mesmo tipo de músculo e mesmo exercício a escolha da melhor *Wavelet* mãe é Daubechies 6 (db6). Este resultado apresentado por Hussain et al. (2006) estão de acordo com o apresentado por Sobahi (2011) e com o apresentado por Hussain & Mamun (2012). Entretanto é difícil fazer mais conclusões por causa das restrições no número e tipos de *Wavelets* mãe testadas nestas pesquisas.

O comparativo do desempenho entre o método proposto neste trabalho e os demais otimizados pode ser visualizado nas tabelas a seguir (IV, V, VI e VII). Cada tabela apresenta a RSR na aplicação de *Denoising* para sinais que tiveram ruído adicionado de 5, 10, 15 e 20 dB respectivamente.

**Tabela V.** RSR em dB após aplicação do *Denoising* utilizando sinais que receberam ruído de 5 dB. Os valores em vermelho correspondem os melhores valores de RSR em cada método estudado.

	haar	db6	rbio5.5	coif4	sym6	dmey	bior3.7
<b>SURE/SOFT</b>	11,8	13,2	12,1	13,2	13,0	13,4	12,0
<b>SURE/HARD</b>	12,0	13,2	12,2	13,1	12,9	13,1	13,1
<b>UNIVERSAL/SOFT</b>	4,7	5,8	4,1	5,9	5,9	6,3	3,9
<b>UNIVERSAL/HARD</b>	9,7	11,1	8,8	11,2	11,2	11,1	8,1
<b>HÍBRIDO/SOFT</b>	12,3	13,4	12,4	13,4	13,4	13,5	11,7
<b>HÍBRIDO/HARD</b>	13,0	13,7	12,2	13,6	13,7	13,5	13,3
<b>MINIMAX/SOFT</b>	7,1	8,4	6,6	7,5	8,7	8,7	6,3
<b>MINIMAX/HARD</b>	11,3	12,5	11,5	12,5	12,5	12,6	11,0
<b>LIMIAR 1</b>	7,5	13,5	13,7	13,4	13,3	12,8	13,7
<b>LIMIAR 2</b>	6,3	13,2	13,5	13,2	13,0	11,9	13,3

**Tabela VI.** RSR em dB após aplicação do *Denoising* utilizando sinais que receberam ruído de 10 dB. Os valores em vermelho correspondem os melhores valores de RSR em cada método estudado.

	haar	db6	rbio5.5	coif4	sym6	dmey	bior3.7
<b>SURE/SOFT</b>	15,9	17,7	17,5	17,8	17,6	17,9	17,3
<b>SURE/HARD</b>	16,4	16,8	17,4	16,7	16,6	16,8	17,3
<b>UNIVERSAL/SOFT</b>	7,5	9,9	7,7	9,9	10,1	10,4	7,4
<b>UNIVERSAL/HARD</b>	14,2	16,7	14,6	16,7	16,8	16,5	13,8
<b>HÍBRIDO/SOFT</b>	16,9	18,0	18,1	17,9	17,9	17,9	17,5
<b>HÍBRIDO/HARD</b>	17,2	18,2	18,0	18,1	18,2	17,9	18,1
<b>MINIMAX/SOFT</b>	10,4	12,9	10,8	12,9	13,0	13,2	10,4
<b>MINIMAX/HARD</b>	15,4	16,1	16,8	17,2	17,1	17,2	16,1
<b>LIMIAR 1</b>	12,5	17,8	18,3	17,8	17,9	17,3	18,3
<b>LIMIAR 2</b>	11,6	17,2	18,2	17,6	17,5	17,3	18,1

**Tabela VII -** RSR em dB após aplicação do *Denoising* utilizando sinais que receberam ruído de 15 dB. Os valores em vermelho correspondem os melhores valores de RSR em cada método estudado.

	haar	db6	rbio5.5	coif4	sym6	dmey	bior3.7
<b>SURE/SOFT</b>	18,4	21,3	21,1	21,3	21,0	21,4	21,2
<b>SURE/HARD</b>	20,2	20,9	20,9	20,8	20,8	20,7	20,8
<b>UNIVERSAL/SOFT</b>	9,3	13,4	11,1	13,5	13,5	13,8	10,7
<b>UNIVERSAL/HARD</b>	16,9	20,5	19,5	20,4	20,5	20,2	18,0
<b>HÍBRIDO/SOFT</b>	20,1	21,6	21,4	21,5	21,5	21,4	21,3
<b>HÍBRIDO/HARD</b>	21,3	21,5	21,0	21,6	21,5	21,5	21,5
<b>MINIMAX/SOFT</b>	12,4	16,4	14,3	16,5	16,5	16,6	14,9
<b>MINIMAX/HARD</b>	18,9	20,9	20,6	21,0	20,9	21,0	19,8
<b>LIMIAR 1</b>	15,8	21,4	21,6	21,5	21,5	21,3	21,5
<b>LIMIAR 2</b>	16,3	21,2	21,4	21,2	21,4	21,4	21,3

**Tabela VIII.** RSR em dB após aplicação do *Denoising* utilizando sinais que receberam ruído de 20 dB. Os valores em vermelho correspondem os melhores valores de RSR em cada método estudado.

	haar	db6	rbio5.5	coif4	sym6	dmey	bior3.7
<b>SURE/SOFT</b>	21,6	25,4	25,4	25,4	25,0	25,5	24,6
<b>SURE/HARD</b>	23,1	25,5	25,5	25,5	25,4	25,4	25,5
<b>UNIVERSAL/SOFT</b>	10,5	17,4	14,9	17,4	17,3	17,6	13,5
<b>UNIVERSAL/HARD</b>	18,9	24,3	23,0	24,1	24,2	23,7	22,1
<b>HÍBRIDO/SOFT</b>	23,0	25,7	25,6	25,8	25,6	25,7	25,8
<b>HÍBRIDO/HARD</b>	25,2	25,8	25,7	25,7	25,8	25,6	25,8
<b>MINIMAX/SOFT</b>	13,8	21,6	18,3	20,5	20,5	20,6	18,0
<b>MINIMAX/HARD</b>	21,7	20,6	18,4	20,5	20,5	20,6	18,0
<b>LIMIAR 1</b>	20,1	25,4	25,8	25,5	25,6	25,3	25,7
<b>LIMIAR 2</b>	19,8	25,2	25,4	25,3	25,5	25,4	25,4

Observa-se que o maior valor é alcançado utilizando o limiar 1 e a *Wavelets* mãe BiorSplines 3.7 (rbio3.7) e ReverseBior 5.5 (rbio 5.5) para a maioria das tabelas. Uma eficiente composição de limiarização com alta RSR é obtida ao utilizar o método Híbrido/Soft ou Híbrido/Hard

Pelos resultados apresentados, demonstra-se que o limiar 1 é um parâmetro de limiarização eficiente e mais fácil de ser utilizado, pois independe do número de níveis de decomposição da *Wavelet* e do número de amostras do sinal. É importante lembrar que todos os resultados foram calculados considerando a otimização de outros parâmetros (janela de aplicação da TWD de 512 amostras e 20 deslocamentos circulares).

### 6.3. VELOCIDADE DE CONDUÇÃO

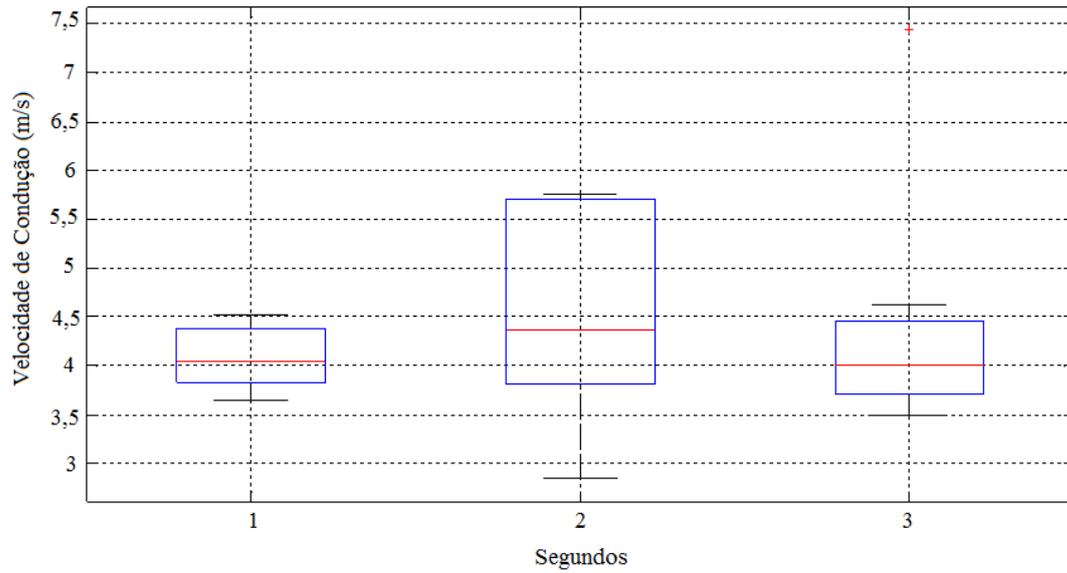
A VC foi testada para as duas abordagens propostas: cálculo da distância dos picos e pelo algoritmo do coeficiente angular. Ambas abordagens utilizam os resultados provenientes das etapas “Seleção de Canais” e “*Denoising*”. Além disso, as metodologias

desenvolvidas, por se tratarem de metodologias aplicadas no domínio temporal, precisaram de um tratamento que amenizou a questão de resolução, imposta pela frequência de amostragem. Neste trabalho, o tratamento aplicado para esta questão foi através de um processo de interpolação utilizando *Splines Cúbicas*.

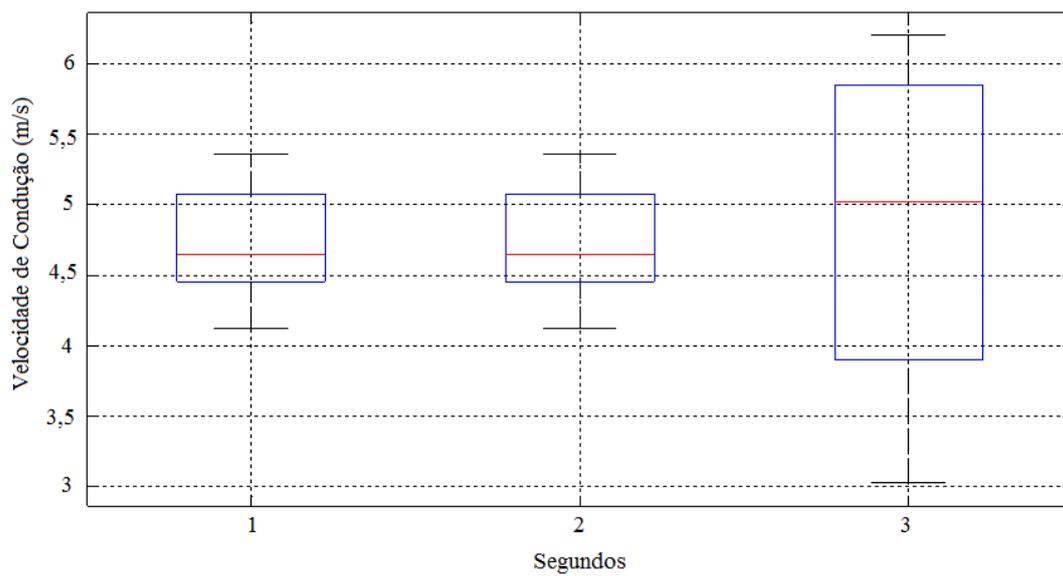
Os resultados referentes a VC encontram-se apresentados seguindo a seguinte estrutura: (i) Apresentação dos resultados da aplicação do algoritmo de Distância de Picos; (ii) Apresentação dos resultados da aplicação do algoritmo de Coeficiente Angular; (iii) O efeito da interpolação e do ruído no desempenho dos algoritmos, e (iv) comparativos dos resultados obtidos das metodologias propostas com a metodologia de referência. No primeiro e no segundo item, foram utilizados sinais masculinos, femininos e artificiais para ilustrar o tipo de resultado obtido em cada análise. No último item foram utilizados todos os sinais artificiais do banco de teses para comparar o desempenho das diferentes possibilidades abordadas neste trabalho.

#### Algoritmo de Distância de Picos

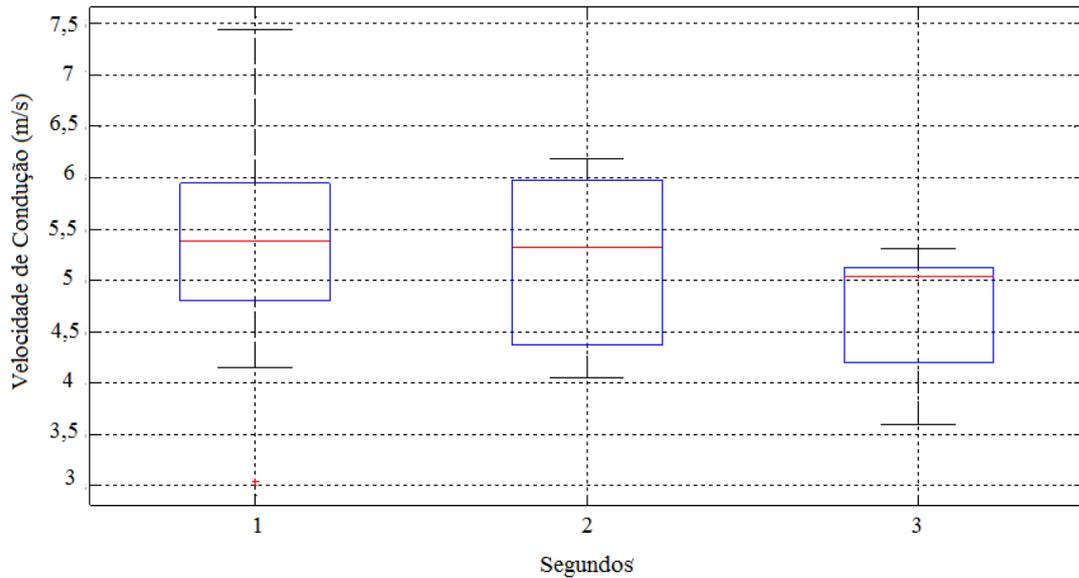
Para cada segundo de um sinal foram selecionados os seus extremos (os picos e os vales) em cada um de seus canais. Os extremos respectivos nos diversos canais formaram uma sequência de extremos. Para cada sequência foi calculado um processo de refinamento da distância entre os extremos respectivos, através do cálculo da correlação cruzada em janelas deslizantes. Para cada sequência de extremos foi calculada a velocidade instantânea média. A dispersão da VC, apresentada nas Figuras 41, 42 e 43, corresponde ao conjunto de variações de velocidades instantâneas obtidas de todas as sequências captadas em um segundo.



**Figura 41.** Dispersão da VC para um sinal Real durante 3 segundos – Sem subdivisões - sem o uso de *Splines*.



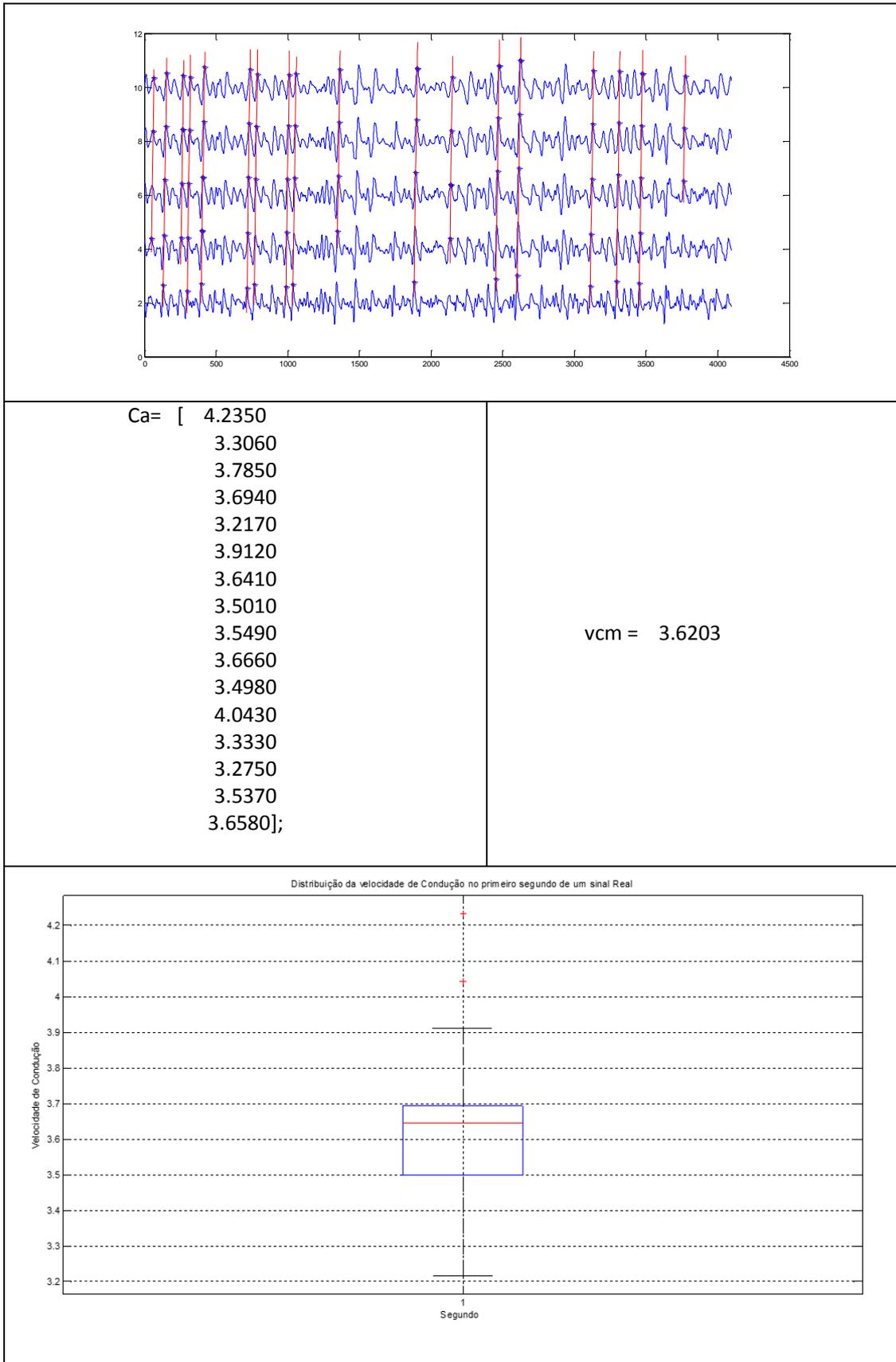
**Figura 42.** Dispersão da VC para um sinal Real durante 3 segundos – Com o uso de *Splines* (2 para 1).



**Figura 43.** Dispersão da VC para um sinal Real durante 3 segundos – Com o uso de *Splines* (4 para 1).

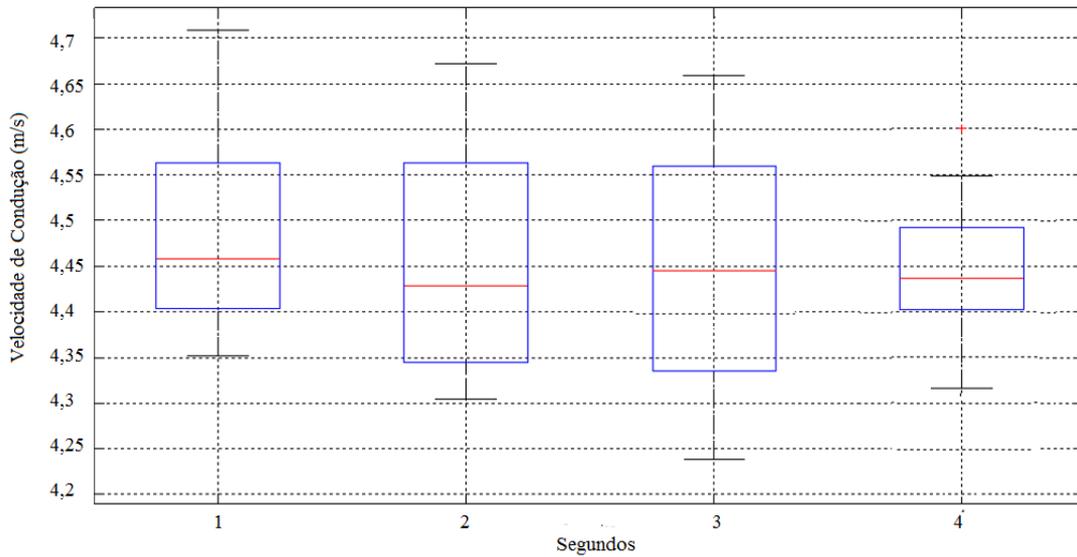
#### Algoritmo baseado no Coeficiente Angular

Este algoritmo trabalhou com os mesmos princípios do anterior até a seleção dos extremos respectivos corrigidos pelo processo de refinamento. Para cada sequência de extremos do sinal foram calculadas as retas aproximadas, via métodos de mínimos quadrados. Através processo de otimização, as retas que possuíram um erro maior que o limiar calculado foram excluídas. As retas restantes determinaram um conjunto de coeficientes angulares que possibilitaram uma análise de dispersão, gerando os resultados apresentados na Figura 44.

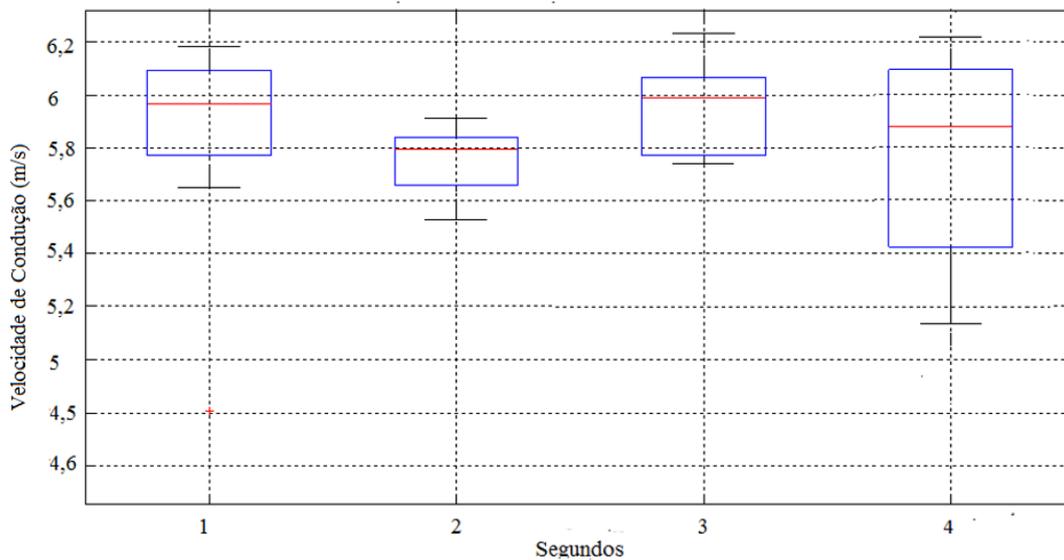


**Figura 44.** Análise Completa do primeiro segundo de um sinal Real Feminino. a) Gráfico das Retas que aproximam os extremos dos sinais selecionados com *Splines* de 2 para 1; b) Conjunto de coeficientes angulares da Reta e; c) Dispersão dos valores da VC no primeiro segundo.

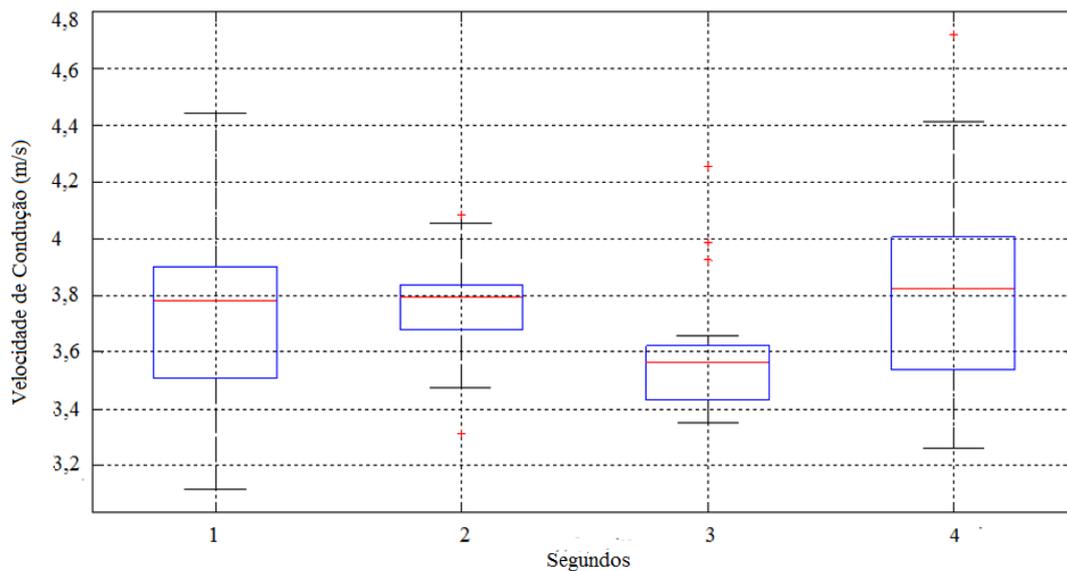
Os sinais foram analisados a cada segundo gerando um conjunto de *boxplots* que demonstram o comportamento da dispersões no decorrer do tempo. As Figuras 45, 46 e 47 apresentam, respectivamente, resultados da dispersão do comportamento da VC para um sinal artificial, um sinal real masculino e um sinal real feminino.



**Figura 45.** Resultado da Dispersão da VC num sinal artificial de  $vc=4,5$  m/s durante 4 segundos.

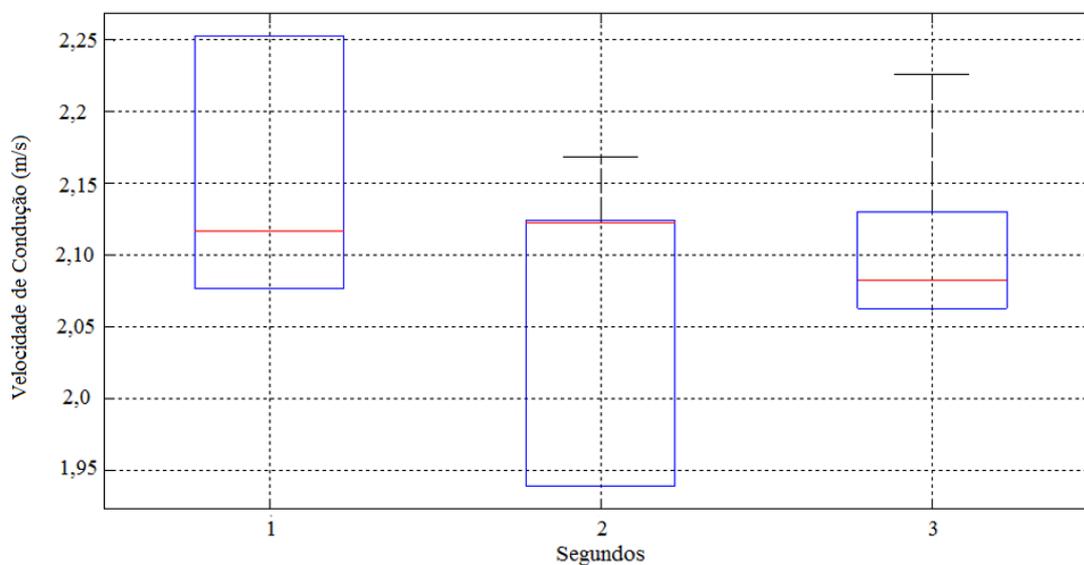


**Figura 46.** Resultado da Dispersão da VC num sinal masculino de 4 segundos.

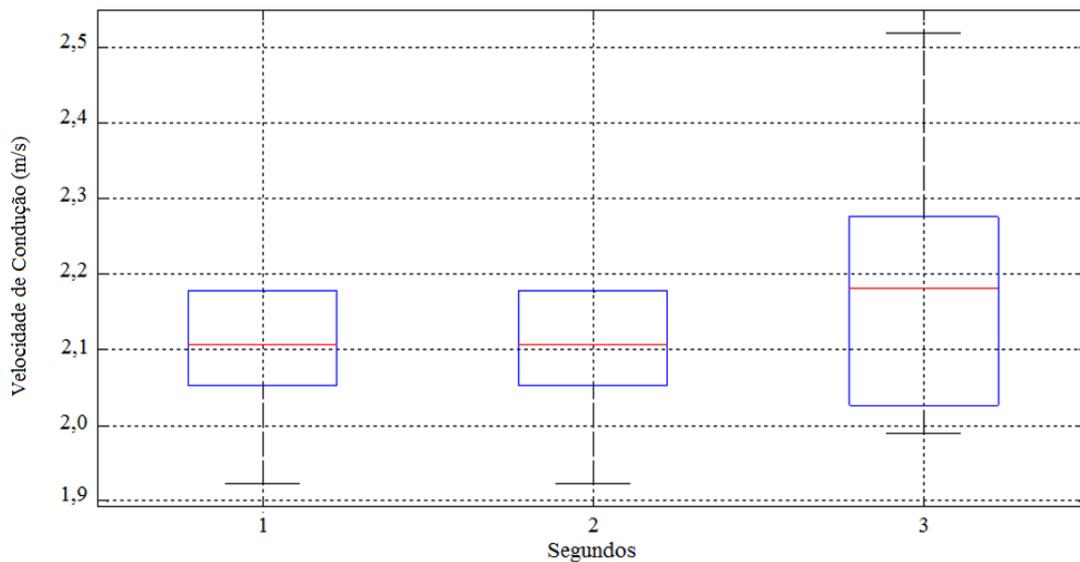


**Figura 47.** Resultado da Dispersão da VC num sinal feminino de 4 segundos.

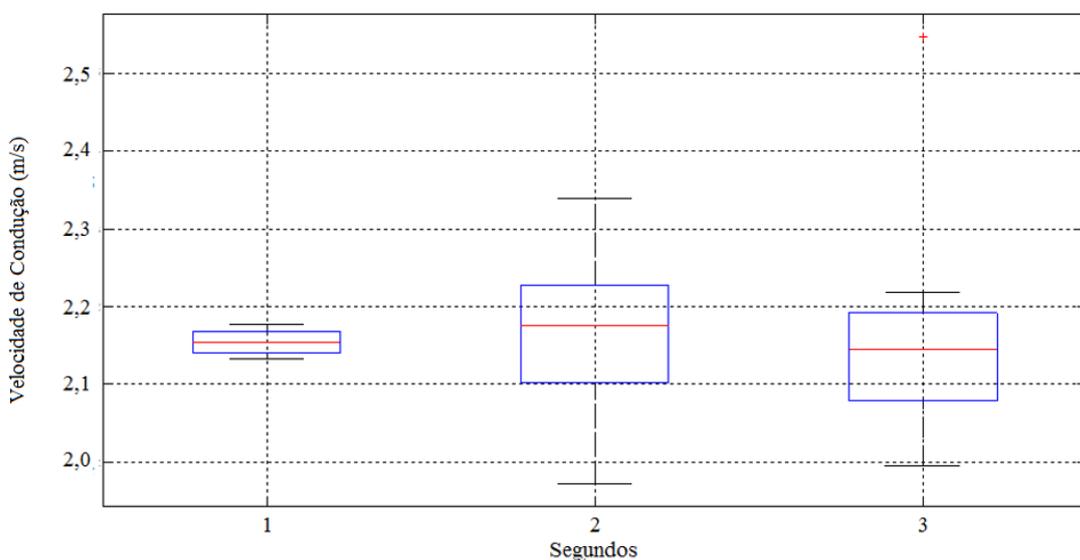
O impacto da utilização na interpolação no cálculo da VC foi demonstrado na sequência para um sinal artificial com  $vc=2,13$  m/s.



**Figura 48.** Resultado da Dispersão da VC num sinal artificial durante 3 segundos. Sem uso de *Splines*.



**Figura 49.** Resultado da Dispersão da VC num sinal artificial durante 3 segundos. Com *Splines* (2 para 1).



**Figura 50.** Resultado da Dispersão da VC num sinal artificial durante 3 segundos. Com *Splines* (4 para 1).

Observa-se nas Figuras 48, 49 e 50 o impacto da utilização da interpolação na precisão dos resultados. Há uma menor variância dos resultados se utilizada a interpolação. A interpolação 4 para 1 apresentou os resultados mais próximos do valor exato, quando utilizados sinais artificiais.

As **Tabelas IX e X**, apresentam os erros relativos das VC calculadas pelos algoritmos propostos, dado um conjunto de sinais artificiais e a velocidade definida quando o sinal foi criado. A **Tabela XI** apresenta os erros relativos da VC calculada do mesmo

conjunto de sinais através do algoritmo de referência (máxima verossimilhança). Os erros relativos apresentados nas tabelas contemplam sinais que tiveram ruído adicionado de 5, 10, 15 e 20 dB. Para cada um destes conjuntos de sinais foram calculadas as VC considerando o impacto que a interpolação causou nos resultados.

**Tabela IX.** Mediana do Erro Relativo do algoritmo de distância de picos com os sinais artificiais do banco de testes. Os resultados destacados em vermelho correspondem aos melhores para o conjunto de dados utilizados.

	Sem ruído	5 dB	10 dB	15 dB	20 dB
Sem subdivisão	0,0653	0,0923	0,0858	0,0843	0,0883
2 para 1	0,0357	0,0872	0,0755	0,0639	0,0448
4 para 1	0,0196	0,0713	0,0516	0,0483	0,0226
6 para 1	0,0201	0,0801	0,0579	0,0584	0,0151

**Tabela X.** Mediana do Erro Relativo do algoritmo do coeficiente angular com os sinais artificiais do banco de testes. Os resultados destacados em vermelho correspondem aos melhores para o conjunto de dados utilizados.

	Sem ruído	5 dB	10 dB	15 dB	20 dB
Sem subdivisão	0,0661	0,0944	0,0871	0,0850	0,0874
2 para 1	0,0368	0,0896	0,0783	0,0571	0,0421
4 para 1	0,0214	0,0764	0,0543	0,0464	0,0212
6 para 1	0,0201	0,0801	0,0579	0,0584	0,0151

**Tabela XI.** Mediana Erro Relativo do algoritmo de máxima verossimilhança com os sinais artificiais do banco de testes. Os resultados destacados em vermelho correspondem aos melhores para o conjunto de dados utilizados.

	Sem ruído	5dB	10dB	15dB	20dB
Sem subdivisão	0,0433	0,0671	0,0615	0,0613	0,0431
2 para 1	0,0412	0,0653	0,0478	0,0736	0,0494
4 para 1	0,0436	0,0823	0,0629	0,0682	0,0534
6 para 1	0,0441	0,0961	0,0729	0,0628	0,0581

Observou-se que o algoritmo de distância de picos apresentou a mediana dos erros relativos menor que o algoritmo de coeficiente angular. Quando comparados o desempenho dos algoritmos propostos com o da Máxima Verossimilhança, verifica-se que

o processo de interpolação alterou os resultados da RSR. Enquanto a interpolação melhora os resultados dos algoritmos propostos, ela não modificou de forma significativa o desempenho do algoritmo de Máxima Verossimilhança.

## 7. CONCLUSÕES

---

Neste trabalho foram propostos algoritmos para o cálculo da VC no domínio temporal, baseados nos propostos por Hogrel & Duchene (2002) propondo soluções para as principais limitações citadas pelos autores. As limitações referem-se: (i) a sensibilidade dos métodos à presença de ruído, e (ii) a falta de robustez dos métodos.

Para a realização do cálculo da VC utilizando os algoritmos propostos e minimizando as limitações já citadas foi proposta neste trabalho uma sistematização que visou formalizar as etapas de resolução. Esta sistematização foi estruturada em três etapas distintas: (i) Seleção de Canais; (ii) Aplicação do *Denoising*, e (iii) Cálculo da VC. É importante ressaltar que o processo todo é fundamental para a resolução do problema do cálculo da VC, entretanto cada etapa da sistematização contribui com resultados e conhecimentos que podem ser aplicados independentemente.

Na etapa “Seleção de Canais” foi investigado e proposto um método para que, sem intervenção humana, fosse selecionado o número máximo de canais que apresentassem as características desejada para o cálculo da VC. Este procedimento, que normalmente é realizado de forma manual, aqui é substituído por um processo automático que separa os canais que contêm informação de EMGS dos demais, aqueles que representam ruído ou representam zonas de inervação. Testes experimentais exaustivos foram realizados para identificar a distribuição do energia do espectro de frequência de sinais reais de interesse. Deste processo foram obtidas cinco regras (inequações) que definem padrões reconhecidos. Os testes realizados para verificar se este conjunto de regras atendiam a seleção esperada demonstraram que, aproximadamente 98% dos canais do banco de testes foram classificados “corretamente”. O “corretamente” neste caso, diz respeito a sinais masculinos identificados como masculinos e femininos identificados como femininos. Não houveram casos em que um ruído foi classificado como um sinal masculino ou feminino. Em trabalhos futuros sugere-se que o método proposto para seleção de canais seja usado em outros músculos a fim de verificar se atendem as mesmas regras ou se elas são alteradas.

Para etapa de minimização do ruído branco aditivo foi aplicado o *Denoising* invariante ao deslocamento e, este item foi explorado através de duas análises. A primeira

avaliou o desempenho da RSR para diferentes combinações de parâmetros do *Denoising* invariante ao deslocamento considerando os métodos clássicos de limiarização. Este trabalho foi realizado para encontrar possíveis combinações “ótimas” destes parâmetros. Como se tratam de vários parâmetros que interferem de forma relacionada, os testes foram realizados de forma sistemática, explorando primeiro os mais gerais (que influenciam a estrutura do *Denoising* invariante ao deslocamento) e, posteriormente as combinações possíveis. Na segunda pesquisa foram propostos dois métodos de cálculo para parâmetros de limiarização que independem do número de decomposições da TWD. No final, o desempenho das combinações “ótimas” encontradas na primeira pesquisa foram comparadas com o desempenho dos algoritmos propostos.

Na otimização dos parâmetros clássicos os resultados apontaram a RSR fica otimizada se for utilizado um número de 20 deslocamentos para o deslocamento circular e janelas de 512 amostras para aplicação da TWD. No que se refere as técnicas de limiarização e parâmetros clássicos de limiarização foram encontrados os seguintes resultados que otimizaram a RSR: (i) os parâmetros de limiarização que apresentaram maior RSR após aplicação do *Denoising* foram o SURE e o Híbrido. Os resultados da RSR quando foram variados os métodos de limiarização (*Hard* ou *Soft*) para o SURE e Híbrido apresentaram valores próximos. As *Wavelets* mãe que apresentaram melhores desempenhos na RSR dos sinais, para os dados utilizados, foram Daubechies 6 (db6), Symlet 6 (sym6) e Coiflet 4 (coif4). Estes resultados de escolha da Wavelet mãe estão de acordo com alguns resultados encontrados na literatura. Entretanto, a comparação não pode ser totalmente confiável, pois os testes encontrados nos artigos científicos utilizam apenas um número pequeno de variáveis e combinações.

Para a etapa do cálculo da VC no domínio temporal foram propostos dois métodos baseados nos publicados por Hogrel & Duchene (2002) os quais apresentaram resultados próximos dos valores exatos e dos valores obtidos pelo algoritmo utilizado como referência. A limitação referente a resolução temporal foi tratada através da implementação da interpolação via *Splines* Cúbicas. A interpolação 4 para 1 apresentou os resultados mais próximos do valor exato, quando utilizados sinais artificiais.

Os resultados mostraram que o algoritmo de distância de picos apresentou resultados mais próximos dos obtidos pelo algoritmo de referência. Entretanto a diferença

entre a mediana dos erros relativos obtidos na aplicação de ambos algoritmos foi pequena. Outro fator interessante observado é que a interpolação não altera muito os resultados quando utilizado o algoritmo de referência. Este resultado é relevante, pois é fundamental sua aplicação nos algoritmos propostos.

O algoritmo de Coeficiente Angular apresentou a vantagem de possibilitar ao usuário uma visualização gráfica do fenômeno no decorrer do tempo. Foi observado que, principalmente em sinais reais, existe uma variação das VC obtidas no decorrer do tempo e dos canais utilizados no cálculo. A VC tratada como um único valor obtido de um número pequeno de canais pode ser demasiadamente global para indicar o fenômeno envolvido. Considerar a VC como uma distribuição tem sido tratada, na literatura, como relevante para descrever fenômenos como fadiga e miopatias. Entretanto, os resultados encontrados apontaram que avaliar a VC com mais detalhamento, com mais que um único valor pode descrever qualquer fenômeno real relacionado com a VC. Neste trabalho foi proposto apresentar a VC como uma dispersão de valores. Futuros trabalhos podem explorar a interpretação da representação dos resultados utilizando a VC calculada como uma média, distribuição ou dispersão. Além disso, trabalhos futuros podem testar a utilização de matrizes de eletrodos para a captação de sinais. Este recurso propiciaria a construção de um mapa bidimensional sobre a evolução do fenômeno. Este mapa propiciaria uma análise ainda mais elucidativa dos fenômenos envolvidos com o cálculo deste parâmetro (VC).

Como considerações finais, esta tese contribui para que um profissional, que queira calcular este parâmetro, tenha uma sistematização de um processo explícito e consiga executá-lo de forma a visualizar o fenômeno graficamente. Além disso, dentro desta tese existem contribuições em cada uma das etapas que podem ser utilizadas separadamente, que apresentam conhecimentos novos e relevantes para diversas dificuldades encontradas no decorrer do cálculo da VC.

## REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

---

- Andrade M M. Análise tempo-Frequencia de sinais Eletromiográficos para a avaliação e fadiga muscular em cicloergômetro. Tese de Doutorado – Engenharia Elétrica, UnB, 2006.
- Aschero G, Gizdulich P., Denoise of Surface EMG which a modified Wiener filtering approach. *Journal of Electromyography and Kinesiology*, 20, p. 366-373, 2010.
- Arêdes B A R. Técnicas de Wavelet Thresholding Aplicadas no Processo de Denoising de Imagens Digitais. Dissertação de Mestrado. Engenharia Elétrica – UCMG, 2009.
- Basmajian J V, De Luca C. *Muscles Alive: their function revealed by electromyography*, 5th ed., Willians and Wilkins, 1985.
- Berger, P A. Otimização de desempenho de algoritmos de Compressão de Sinais Biológicos utilizando redes neurais artificiais. Tese de doutorado. Programa de Pós Graduação em Engenharia Elétrica – Faculdade de Tecnologia, UnB, 2006.
- Bhoi K A, Tamang J S, Misha P. Wavelet packet based Denoising of EMG Signal. *International Journal of Engineering Research and Development*, vol. 4, Issue 2, october 2012
- Blijham P J et al. Diagnostic yield of muscle fibre conduction velocity in myopathies. *Journal of the Neurological Sciences*, vol. 309, pp. 40-44, 2011.
- Bostani R, Moradi MH. Evaluation of the Forearm EMG Signal Features for the Control of a Prosthetic Hand. *Physiological Measurement*, vol. 24, No. 2, pp. 309- 319, 2003.
- Bultheel A. *Wavelets with applications in signal and image processing*, 2006. Disponível em: <https://people.cs.kuleuven.be/~adhemar.bultheel/WWW/WAVE/alltxt.pdf>. Acessado em 04/09/2015.
- Burrus S, Giounath R A, Guo H. *Introduction to wavelets and wavelet transforms: with additional material and programs by Jan E. Odegard and Ivan W Selesnick*. Prentice Hall, New Jersey, 1998.
- Cioni R et al. Differences between surface EMG in male and female subjects evidenced by automatic analysis. *Electroencephalography and clinical Neurophysiology*, p. 306-312, 1988.
- Clancy E A, Morin E L, Merletti R. Sampling, noise-reduction and amplitude estimation issues in surface electromyography. *Journal of Electromyography Kinesiology*, vol. 12, n. 1, p. 1-16, 2002.
- Clarys, J. P. *Electromyography in sports and occupational settings: an update of its limits and possibilities*. *Ergonomics*, vol. 43, p. 1750-1762, 2000.

- Coifman R R, Donoho, D L. Translation- Invariant De-noising. Lectures Notes in Statistics, Springer, vol. 103, pp. 125-150, 1995.
- Cohen R. Signal Denoising Using Wavelets (Project Report). Department of Electrical Engineering, Israel Institute of Technology, 2012.
- Cummins K L, Dorfman L J, Perkel D H. Nerve fiber conduction velocity distributions. II Estimation based on two compound action potentials. *Electroencephalogr. Clin Neurophysiology*, vol 46, p. 647-658, 1979.
- Constanzo L. *Fisiologia*: 5 ed. Rio de Janeiro. Editora Elsevier, 2014.
- De Luca, The use of Surface Electromyography in Biomechanics. *Journal of Applied Biomechanics*, vol 13, p. 135-163, 1997.
- De Luca C J. Surface Electromyography: Detection and Recording, In: DelSys Incorporated, 2002. Disponível em: [http://www.delsys.com/Attachments\\_pdf/WP\\_SEMGintro.pdf](http://www.delsys.com/Attachments_pdf/WP_SEMGintro.pdf). Acessado em 06.04.15.
- De Luca C J, Gilmore L D, Kuznetsov M, Roy S H. Filtering the Surface EMG Signal: Movement Artifact and Baseline Noise Contamination. *Journal of Biomechanics*, vol 43, n. 8, p. 1573-1579, 2010.
- Donoho D L, Johnstone I M. Adapting to Unknown Smoothness via Wavelet Shrinkage. *Journal of the Royal Statistical Society*, p. 371-394, jul/1994a. Disponível em [statweb.stanford.edu/~imj/WEBLIST/1995/ausws.pdf](http://web.stanford.edu/~imj/WEBLIST/1995/ausws.pdf). Acessado em 24 de agosto de 2014. 1994a.
- Donoho D L, Johnstone I M. Ideal Spatial adaptation via wavelet shrinkage. *Biometrika*, 81, p. 425-445, 1994b.
- Donoho D L. De-noising by soft-thresholding, *IEEE Transactions on Information Theory*, vol. 41, n. 3, p 613-627, 1995.
- Donoho D L, Johnstone I M. Minimax estimation via wavelet shrinkage. *The Annals of Statistics*, vol. 26, n. 3, p. 879-921, 1998.
- Du S, Vuskovic M. Temporal vs spectral approach to feature extraction from prehensile EMG signals. In *Proceedings of IEEE International Conference on Information Reuse and Integration*, p. 344-350, 2004.
- Duchene G B; Kaplan E B. tradução. *Physiology of Movement*. Philadelphia: WB Saunders, 1949.
- Duchene J, Hogrel J, Marini J. Optimal protocol for muscle fiber conduction velocity estimation. *Engineering in Medicine and Biology Society, IEEE 17th Annual Conference*, vol. 2, p. 1333- 1334, 1995.
- Farina D, Merletti R. Comparation of algorithms for estimation of EMG variables during voluntary isometric contractions. *Journal of Electromyography and Kinesiology*, vol. 10, p. 337-349, 2000.

- Farina D, Fortunato E, Merletti R. Non invasive estimation of motor unit conduction velocity distribution using linear electrode arrays. *IEEE Transactions, BME*, vol. 47, p. 380-388, 2000b.
- Farina D, Merletti R. A novel approach for precise simulation of the EMG signal detected by surface electrodes. *IEEE Transactions Biomedical Engineering*, vol. 48, n. 6, p. 637-646, 2001.
- Farina D, Muhammad W, Fortunato E, Meste O, Merletti R, Rix H. Estimation of single motor unit conduction velocity from surface electromyogram signals detected with linear electrode arrays. *Medical Biology Engineering Computational*, vol. 39, p. 225-236, 2001b.
- Farina D, Merletti R. Methods for estimating muscle fibre conduction velocity from surface electromyographic signals. *Medical & Biological Engineering & Computing*, vol 51, p. 432-445, april 2004.
- Ferreira, A T. Fisiologia da Contração Muscular. *Revista Neurociências*, vol 13, n 3, jul/set, p. 60 – 62, 2005.
- Forti, F. Análise do sinal Eletromiográfico em Diferentes Posicionamentos, Tipos de eletrodos, ângulos articulares e intensidade de contração. Dissertação de Mestrado do Curso de Fisioterapia, Universidade Metodista de Piracicaba. Piracicaba, 2005.
- Garcia-Gonzales M T, Hogrel J Y, Duchêne J. Estimation of muscular conduction velocity distribution in elicited contraction: preliminar study using simulation, *Innov. Thech. Biolg. Med.*, vol. 20, p. 277-283, 1999.
- Gokgoz E, Subasi A. Comparison of decision tree algorithms for EMG signal classification using DWT. *Biomedical Signal Processing and Control*, vol. 18, p. 138-144, 2015.
- Goswani J C, Chan A K. *Fundamentals of Wavelets- Theory, algorithms and applications*. A Wiley-Interscience Publication, 1999.
- Gutierrez C E C. Eliminação do Ruído por encolhimento de Wavelets – Uma aplicação à série de Preço Spot de Energia Elétrica do Brasil. Dissertação de mestrado - Programa de Pós-Graduação em Sistemas de Energia Elétrica - Departamento de Energia Elétrica – PUC- RJ, 2002.
- Hermens HJ, Freriks B, Merletti R, Stegeman D, Bok J, Rau G, Disselhorst-Klug C, Hagg G. *European Recommendations for Surface Electromyography, Results of the SENIAM Project 1999*. Enschede, The Netherlands: Roessingh Research and Development, 1999.
- Hermens H. et AL. Development of recommendations for SEMG sensors and sensor placement procedures. *Journal of Electromyography and Kinesiology*, vol. 10, p. 361-374, 2000.
- Hogrel J Y, Duchene J. Motor unit conduction velocity distribution estimation: assess-

ment of two short-term processing methods. *Medical & Biological Engineering & Computing*, vol. 40, p. 253-259, 2002.

Huang H, Shen Z, Long SR, Wu MC, Shih HH, Zheng Q, Yen UC, Tung CC, Liu HH. The empirical mode decomposition and the Hilbert Spectrum for non-linear and non-stationary time series analysis. *Proc. R. Soc Lond*, p. 903-995, 1998.

Huang G, Zhang Z, Zhang D, Zhy X. Spatio-spectral filters for low-density surface electromyographic signal classification. *Medical Biology Engineering Computation*, vol. 51, p. 547-555, 2013.

Hussain MS, Reaz MBI, Mohd-Yasin F, Khaw MK. Denoising and Analisis of Surface EMG Signals, *Proceedings of the 5yh WSEAS Int. Conf. On Circuits, Systems, Electronics, Control & Signal Processing*, Dallas, USA, November 1-3, p. 306-308. 2006

Hussain M S, Reaz M B I, Mohd-Yasin F, Ibrahimy M S. Electromyography signal using wavelet transform and higher order statistics to determine muscle contraction. *Expert Systems*, v. 26, n. 1, p. 35-48, 2009.

Hussain M S, Mamun M D. Wavelet Denoising and Surface Electromyography Analysis. *Research Journal of Applied Sciences, Engineering and Technology*, vol. 4, n. 15, p. 2372-2374. 2012.

Jiang C F, Kuo S L. A comparative study of wavelet denoising of surface electromyographic signals, *Proceedings of the 29th Annual International*, Lyon, p. 1868-1871, 2007.

Karlsson S, Gerdle B. Mean frequency and signal amplitude of the surface EMG of the quadriceps muscles increase with increasing torque - a study using the continuous wavelet transform", *Journal of Electromyography*, vol. 11, issue 2, p. 131-140, 2001.

Khezri M, Jahed M. Surface Electromyogram Signal Estimation based on wavelet thresholding technique. *Proceeding 30th Ann. Int. IEEE EMBS Conference*, Vancouver, British Columbia, Canadá, p. 4752-4755, 2008.

Kim K S, Choi H H, Moon C S, Mun C W. Comparison of k-nearest neighbor, quadratic discriminant and linear discriminant analysis in classification of electromyogram signals based on the wrist-motion directions. *Current Applied Physics*, vol. 11, issue 13, 740-745, 2011.

Lang M, Guo H, Odegard J E, Burrus C S Wells Jr R O. Noise reduction using undecimated discrete wavelet transform. *IEEE Signal Processing Letters*, vol. 3. n. 1, p. 10-12, 1995.

Ledoux I, Garcia-González M T, Duchêne J, Hogrel J Y. Motor Unit Conduction Velocity Distribution From Evoked Motor Responses. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 53, no. 4, p. 608-616, 2006.

Lew H, Date E S, Pan S S, Wu P, Ware P F, Kingery W S. Sensitive, specificity, and

- variability of nerve conduction velocity measurements in carpal tunnel syndrome. *Physical Medicine and Rehabilitation*, vol. 86, issue 1, pp. 12-16, 2005.
- Lima P C. Wavelets: uma introdução. *Matemática Universitária*, n. 33, pp. 13-44, 2002.
- Lindstrom et al. "The dip phenomenon" in power spectra of EMG signals". *Electroencephalog, Clin Neurophysiology*, n. 30, p. 259-260, 1971.
- Lu J, Xu Y, Weaver J B, Healy D M. Noise reduction by constrained reconstructions in the wavelet- transform domain. *Department of Math., Dartmouth Univ.*, 1992.
- Mallat S, Hwang W L. Singularity detection and processing with wavelets. *IEEE Transactions on Information Theory*, vol. 38, n. 2, pp. 617-643, 1992.
- Mallat S. A Theory for Multiresolution Signal Decomposition: The Wavelet Representation. *IEEE Transactions on Information Theory*, v. 7, 1989.
- Marchetti P H, Duarte M. Instrumentação em Eletromiografia. *Laboratório de Biofísica*, 2006. Disponível em <http://lob.iv.fapesp.br>. Acessado em 16/08/2015.
- Marieb E N, Hoehn K. *Anatomia e Fisiologia*: 3 ed, Editora Artmed, 2009.
- Mello R G T, Oliveira L, Nadal J. Digital Butterworth filter for subtracting noise from low magnitude surface electromyogram. *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, v. 87, n. 1, p. 28-35, 2007.
- Mendes S C. Análise e Simulação de Algoritmos de Estimação. Trabalho Final de Curso. *Faculdade de Engenharia do Porto*, 2005.
- Merletti R, Di Torino P. Standards for reporting EMG data. *Journal Electromyography & Kinesiology*, vol. 9, n. 1, p. III-IV, 1999.
- Merletti R, Hermens HJ. *Detection and Conditioning of the Surface EMG Signal*. *Electromyography: John Wiley & Sons, Inc.*, p. 107-131, 2005.
- Merletti R, Parker P. *Electromyography Physiology, Engineering, and Noninvasive Applications*. *John Wiley Sons, Inc. Nova York*, 2004.
- Mewette T D, Homer N, Karen J R. Removing Power Line Noise from Recorded EMG. *Proceedings of the 23rd Annual International Conference, Istanbul, Turquia*, vol. 3, p. 2190-2193, 2001.
- Moraes K. J. R et al. Eletromiografia de Superfície: Uma padronização da Técnica, *Neurobiologia*, 73(3), p. 151-158, jul/set, 2010.
- Muhammad W et al. A pseudojoint Estimation of time delay and scale fator for M-wave analysis. *IEEE Transactions Biomedical Eng.*, n. 50, p. 459-468.
- Nazarpour K, Sharafat A, Firoozabadi M. Application of Higher Order Statistics to Surface Electtomyogram Signal Classification. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 54, n. 10, p. 1762-1769, 2007.

Moritani T, Stegeman D, Merletti. Basic Physiology and Biophysics of EMG Signal Generation. Electromyography: John Wiley & Sons, p. 1-25, 2004.

Okajima Y, Tsubahara A, Kondo K, Chino N, Noda Y, Tomita Y. A new method of estimating the distribution of muscle fiber conduction velocities. *Electroencephalogr. Clin. Neurophysiology*, vol. 97, p. 277-283, 1995.

Oliveira H M. Análise de Fourier e Wavelets: Sinais Estacionários e não Estacionários. Editora da Universidade Federal de Pernambuco, EDUFPE, p. 347, 2007.

Oskei M A, Hu H. Myoelectric control systems – A survey. *Biomedical Signal Processing and Control*, vol. 2, issue 4, p. 275-294, 2007.

Pereira G R. Análise da Fadiga Muscular por meio de duas transformadas tempo-frequencia. Dissertação de Mestrado. COPPE/UFRJ, jan 2010.

Phinyomark A, Limsakul C., Phinyomark A, Phukpattaranont P, Limsakul C. EMG Denoising Estimation Based on Adaptive Wavelet Thresholding for Multifunction Myoelectric Control. Conference on Innovative Technologies in Intelligent Systems and Industrial Applications (CITISIA 2009), Malasya. p. 171-176, july/2009a

Phinyomark A, Limsakul C., Phinyomark A, Phukpattaranont P, Limsakul C. A comparative study of wavelet Denoising for Multifunction Myoelectric Control. International Conference on Computer and Automation Engineering, p. 21-25, 2009b.

Phinyomark A, Limsakul C., Phinyomark A, Phukpattaranont P. Optimal wavelet functions in wavelet denoising for multifunction myoelectric control. *ECTI Transactions Electrical Engineering Electronical Communication*, p. 43-52, 2010.

Phinyomark A, Phukpattaranont P, Limsakul C. Wavelet-Based denoising algorithm for robust EMG Pattern Recognition. *Flutuation and Noise Letters*, vol. 10, n. 2, p. 157-167, 2011.

Phinyomark A, Phukpattaranont P, Limsakul C. Electromyography (EMG) Signal Classification based on detrended fluctuation analysis. *Flutuation and Noise Letters*, vol. 10, n. 3 p. 281-301, 2011b.

Phinyomark A, Phukpattaranont P, Limsakul C, Feature reduction and selection for EMG signal classification. *Expert Systems with Applications*, vol. 39, Issue 8, p. 7420-7431, jun/2012.

Portney LG, Roy SH. Eletromiografia e testes de velocidade de condução nervosa. In: O'Sullivan S, Schmitz JT. *Fisioterapia: avaliação e tratamento*. São Paulo: Manole, p. 225-249, 2004.

Qiao S, Odoemene O, Yoshida K. Determination of electrode to nerve fiber distance and nerve conduction velocity through spectral analysis of the extracellular action potentials recorded from earthworm giant fibers. *Medical & Biological Engineering & Computing*, vol. 50, issue 8, p. 867-875, 2012.

Quach, J. H., Surface Electromyography: Use, Design & Technological Overview. Project report in partial fulfillment of: ENGR 6191, pg. 1-34. Concordia University, 2007. Disponível em: <http://www.handsonresearch.org/2012/PDF/SurfaceEMGTutorial2.pdf>. Acessado em 11/12/2012.

Reaz, M. B. I., Hussain, M., Mohd-yasin, F., “Techniques of EMG signal analysis: detection, processing, classification and applications”, Biological Procedures Online, vol. 8, p. 11-35, 2006.

Rocha V B. Uma abordagem de Wavelets aplicada à combinação de previsões: Uma análise teórica e experimental. Dissertação de Mestrado – Programa de Pós graduação em Métodos Numéricos em Engenharia – Universidade Federal do Paraná, 2008.

Salomoni S. Efeito das diferenças entre Gêneros e do ciclo menstrual feminino na fadiga e seus reflexos nas variáveis do sinal EMGS. Dissertação de mestrado- Engenharia Elétrica, Faculdade de Tecnologia- UnB, 2008.

Salomoni S, Soares F A, Nascimento F A O, Veneziano W H, Rocha A F. Algoritmo de Máxima Verossimilhança para a Estimação da Velocidade de Condução Média de Sinais Eletromiográficos de Superfície. IV Latin American Congress on Biomedical Engineering. IFMBE Proceedings, vol. 18, p. 1049-1053, 2007.

Schwartz F P, Bottaro M, Celes R S, Pereira, M C, Rocha Jr V. de A, Nascimento F A O. Study of muscle fatigue in isokinetic exercise with estimated conduction velocity and traditional electromyographic indicators. Revista Brasileira de Engenharia Biomédica, vol. 30, n. 4, p. 312-321, 2014.

Schulte E., Farina D. Rau G, Merletti R, Disselhorst-Klug C. “Single motor unit analysis from spacially filtered surface electromyogram signals. Part 2: conduction velocity estimation. Medical Biology Engineering Computer, v. 41, p. 590-593, 2003.

Simoncelli E P, Freeman W T, Adelson E H, Heeger D J. Shiftable multiscale transforms. IEEE Transactions Inform. Theory, vol. 38, n. 2, p. 587-607, 1992.

Soares F A. Estudo do Comportamento das Variáveis Eletromiográficas ao longo do ciclo menstrual. Dissertação de Mestrado. Engenharia Elétrica. Departamento de Engenharia Elétrica, Unb, 2007.

Soares F A et al. On the behavior of surface electromyographic variables during the menstrual cycle. Physiological Measurement, v. 32, p. 543-556, 2011.

Soares F A. Processamento de Sinais Eletromiográficos de Superfície utilizando técnicas de Processamento de Imagens. Tese de Doutorado. Engenharia de Sistemas Eletrônicos e de Automação. Departamento de Engenharia Elétrica, Unb, 2013.

Sobahi N M. Denoising of EMG Signals Based on Wavelet Transform. Asian Transactions on Engineering, vol. 1, n. 5, p. 17-23, 2011.

Sodeberg G L, Cook T M. Electromyography in Biomechanics. Physiology Ther, vol. 64, n. 12, p. 1813-1820, 1984.

Souza, A C F. Análise do comportamento da velocidade de condução do potencial de ação em exercício isocinético com produção de fadiga muscular. Dissertação de Mestrado. Departamento de Engenharia Elétrica, UnB, 2013.

Stegeman, D. et al. Surface EMG models: properties and applications. *Journal of Electromyography and Kinesiology*, 10. 2000.

Troni W et al. Conduction velocity along human muscle fibers in situ, *Neurology*, vol. 33, p. 1453-1459, 1983.

Veneziano W H. Estudo do comportamento do Sinal Eletromiográfico de Superfície em Atividades Subaquáticas. Dissertação de Mestrado. Departamento de Engenharia Elétrica, UnB, 2006.

Weir J P, et al. Influence of Electrode Orientation on Electromyographic Fatigue Indices of The Vastus Lateralis. *Journal of Exercise Physiology*, vol. 2, n. 3, p. 15-22, 1999.

Winter D A. The biomechanics and motor control of human gait: normal, elderly and pathological. 2 ed, University of Waterloo Press, 1991.

Zhang X, Ping Z. Filtering of surface EMG using ensemble empirical mode decomposition, *Medical Engineering Physiology*, vol. 35, n. 4, p. 537-542, april 2013.