UNIVERSIDADE FEDERAL DE UBERLÂNDIA
FACULDADE DE ENGENHARIA ELÉTRICA
PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA ELÉTRICA

UTILIZAÇÃO DE WAVELETS NO PROCESSAMENTO DE SINAIS EMG

ANTONIO CARLOS DUARTE RICCIOTTI

Uberlândia

Novembro 2006

UNIVERSIDADE FEDERAL DE UBERLÂNDIA
FACULDADE DE ENGENHARIA ELÉTRICA
PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA ELÉTRICA

UTILIZAÇÃO DE WAVELETS NO PROCESSAMENTO DE SINAIS EMG

ANTONIO CARLOS DUARTE RICCIOTTI

Texto da dissertação apresentada à Universidade Federal de Uberlândia, perante a banca de examinadores abaixo, como parte dos requisitos necessários para a obtenção do título de Mestre em Ciências.

Banca examinadora:

Prof. Alcimar Barbosa Soares, PhD – Orientador (UFU)

Prof. João Batista Destro Filho, Dr. - UFU

Prof. Luciano Vieira Lima, Dr. – UFU

Prof. Eduardo Lázaro Martins Naves, Dr. UFG

Dados Internacionais de Catalogação na Publicação (CIP)

R493u Ricciotti, Antonio Carlos Duarte.
Utilização de wavelets no processamento de sinais EMG /

Antonio Carlos Duarte Ricciotti. - 2006.

116 f. : il.

Orientador: Alcimar Barbosa Soares.
Dissertação (mestrado) – Universidade Federal de Uberlândia, Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica.

Inclui bibliografia.

1. Engenharia biomédica - Teses. 2. Eletromiografia - Teses. I. Soares, Alcimar Barbosa. II. Universidade Federal de Uberlândia. Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica. III. Título.

CDU: 61:62

Elaborado pelo Sistema de Bibliotecas da UFU / Setor de Catalogação e Classificação

UNIVERSIDADE FEDERAL DE UBERLÂNDIA
FACULDADE DE ENGENHARIA ELÉTRICA
PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA ELÉTRICA

UTILIZAÇÃO DE WAVELETS NO PROCESSAMENTO DE SINAIS EMG

ANTONIO CARLOS DUARTE RICCIOTTI

Texto da dissertação apresentada à Universidade Federal de Uberlândia, como parte dos requisitos necessários para a obtenção do título de Mestre em Ciências.

Prof. Alcimar Barbosa Soares , PhD	**Prof. Darizon Alves de Andrade, PhD.**
Orientador	**Coordenador do curso de pós-graduação**

Nunca diga às pessoas como fazer as coisas. Diga-lhes o que deve ser feito e elas surpreenderão você com sua engenhosidade.

George Patton (1885-1945)

AGRADECIMENTOS

Primeiramente, agradeço a Deus pelas suas bênçãos diárias e pelo carinho com que cuida de minha vida.

A minha esposa Isabel, agradeço todo o carinho, compreensão e respeito.

A minha família por acreditarem em mim e nas minhas convicções.

A Universidade Federal de Uberlândia que através de uma parceria pode levar à Santos a oportunidade de realizar este mestrado.

Ao Prof. Doutor Darizon Alves de Andrade, coordenador do curso de pós-graduação por ter permitido que pudesse alcançar esta meta.

Ao Prof. Doutor Alcimar Barbosa Soares pelo seu desprendimento, pela sua orientação séria e competente, conseguindo transmitir a segurança necessária para o desenvolvimento deste trabalho.

Ao Prof. Doutor Luciano Vieira Lima pelo seu auxilio, sugestões neste trabalho, pela disponibilidade, boa vontade e apoio para participar da banca examinadora.

Ao Prof. Doutor João Batista Destro Filho pelos comentários, pela disponibilidade, boa vontade e apoio para participar da banca examinadora.

Ao Prof. Doutor Eduardo Lázaro Martins Naves pela sua ajuda, pela disponibilidade, boa vontade e apoio para participar da banca examinadora.

Ao Prof. Adriano de Oliveira Andrade pelas valiosas contribuições no estudo de detecção de MUAPs e pela disposição em ajudar.

Aos colegas do BioLab da Faculdade de Engenharia Elétrica da UFU, que me auxiliaram todas as vezes que solicitei.

A Marli, secretária do curso de pós-graduação, que com muita paciência me ajudou neste processo.

A UNIMES por ter me permitido alcançar este objetivo.

Ao Prof. Doutor Eduardo Lobo por seu auxilio e sugestões na conclusão deste trabalho.

A todos que de forma direta ou indireta contribuíram para o meu sucesso, sem os quais nunca teria alcançado este objetivo.

(Em memória de meus pais)

RESUMO

RICCIOTTI, Antonio Carlos Duarte. *Utilização de Wavelets no Processamento de Sinais EMG*. Uberlândia: FEELT-UFU, 2006, 116p.

Este trabalho propõe uma abordagem para a análise de sinais EMG utilizando as transformadas wavelet como método de extração de características do sinal. A metodologia aplicada utiliza o estudo da envoltória de potência agregada e da envoltória do espectro de potência agregada, que são extraídas a partir da distribuição de energia de um sinal, baseada na potência dos coeficientes wavelets exibidos sob a forma de espectrograma wavelet ou de escalograma wavelet.

Os sinais EMG foram captados na superfície da pele e são oriundos, do músculo reto da coxa direita em contração estática (isométrica), do músculo flexor de punho direito em contração dinâmica (isotônica) e de um trem de potenciais de ação de unidade motora (MUAPs) do músculo primeiro dorsal interósseo em contrações dinâmicas.

Com estes sinais, duas fases de investigação foram abordadas, as quais são: a fase de extração de característica baseada na transformada wavelet analítica nos músculos em contração (isométrica e isotônica) e a fase de detecção de MUAPs.

Na fase baseada na transformada wavelet analítica (AWT), através dos cálculos das envoltórias na localização do plano tempo-freqüência (espectrograma), o resultado obtido foi que a transformada wavelet pode ser aplicada para extração do conteúdo espectral do sinal, e foi possível verificar que o espectro de potência do sinal e a energia deste sinal ao logo do tempo se mostraram dentro das características esperadas para o sinal EMG reportadas pela literatura.

Na fase de detecção de MUAPs, utilizando o cálculo das envoltórias baseado no escalograma (diagrama tempo-escala), tendo como wavelet-mãe a Daubechies de ordem 4 (db4), Coiflet de ordem 4 (coif4) e Symlet de ordem 5 (sym5) , o

resultado mostrou que o método permitiu a localização no tempo dos MUAPs e demonstrou que é sensível o suficiente para detectar sinais de unidades motoras distantes do sensor, os quais, contribuem para a formação do sinal EMG.

O uso da wavelet Db4 mostrou-se melhor na detecção do início da atividade muscular (“set-on”) pois a Db4 se a semelha a uma MUAP.

Este trabalho sugere que trabalhos futuros poderão ser baseados na investigação de famílias wavelets para análise de sinais EMG, bem como a utilização do método de envoltória de potência agregada para controle de próteses de membros superiores, a utilização de wavelets para detecção de MUAPs como uma importante ferramenta na avaliação muscular, no diagnóstico de miopatologias e disfunções neuromusculares e também a extração de características por envoltória para outros sinais biomédicos, como por exemplo, o EEG, o ECG etc.

Palavras-chave: **wavelet, eletromiografia, EMG, MUAP, envoltória de potência agregada, envoltória do espectro de potência agregada.**

ABSTRACT

RICCIOTTI, Antonio Carlos Duarte. *Using Wavelets in EMG Signals Processing.* Uberlândia: FEELT-UFU, 2006, 116p.

This study proposes an approach to analyze EMG signals using wavelets transformed as a method of signal features extraction. The adopted methodology is based on the study of the aggregated power envelope and the aggregate power spectrum envelope, which are obtained from the distribution of energy of a certain signal, based on the potency of wavelet coefficients, showed like wavelets spectrograms or from a wavelet scalegram.

EMG signals were captured in the surface of the human skin and came from the right leg rectus femoris muscle in a static condition (isometric), also from the flexor muscle form the right hand in dynamic contraction (isotonic) and also form a train of motor unit action potential (MUAP) form the First Dorsal Interosseous muscle during dynamic contraction.

Having those signals, there were taken two research phases: extraction of the feature based on the analytical wavelet transformed (AWT) in muscles during contraction (isometric and isotonic) and the phase of detection of MUAPs.

In the AWT phase, considering the calculation of the envelopes in the time-frequency chart (spectrogram), the results shoed that the wavelet transformed can be applied for extraction of spectral content of the signal and also showed the possibility of verifying the potency signal spectrum and the energy of such signal intimae. Those variables were according to the expected features for EMG signal, reported by literature.

In the second phase, MUAP detection, it was used the calculation of the

envelopes based on the scalegram, having as a main wavelet the Daubechies of 4 (db4), Coiflet of 4 (coif4) and Symlet of 5 (sym5) . The result showed that the method allowed to locate in time of MUAPs and showed that it is sensible enough to detect signals form motor units, far from the sensor, which contribute to formation of the EMG signal.

The use of the wavelet Db4 showed to be better to detect the muscle activity on the beginning of it ("set-on"), because the Db4 is similar to a MUAP.

This work proposes that future studies can be based on the research of families of wavelets, using of the method of the aggregated power envelope to control proteases for arms, or hands for example. It is also proposed studies for detection of MUAPs as an important tool for muscles evaluation, in diagnosis of miopathologies and neuro-muscle disjunctions, envelope features extraction process for other biomedical signals, such as EEG and ECG.

Key-words: **wavelet, electromyography, EMG, MUAP, aggregated power envelope, aggregate power spectrum envelope.**

Sumário

1 Introdução 1

1.1 Objetivos 5

1.2 Metas 5

1.3 Estrutura da dissertação 6

2 Eletromiografia 7

2.1 Estrutura e organização dos músculos esqueléticos 7

2.2 Elementos envolvidos no processo de contração muscular 10

2.3 O sinal miográfico (EMG) 17

2.4 Instrumentação 21

2.4.1 Eletrodos para EMG 21

2.4.2 Eletromiógrafos 24

3 Técnicas de processamento digital de sinais biomédicos 29

3.1 Introdução 29

3.2 Representação de sinais no domínio do tempo 31

3.3 Representação de sinais no domínio da freqüência e análise espectral 38

3.3.1 Transformada Contínua de Fourier (FT) 38

3.3.2 Transformada Discreta de Fourier (FT) 39

3.3.3 Transformada Rápida de Fourier (FFT) 40

3.3.4 Transformada janelada de Fourier contínua (STFT) 42

3.3.5 Transformada janelada de Fourier Discreta (STFT) 44

3.3.6 Densidade espectral de potência 44

3.3.7 Transformada Wavelet Contínua (CWT) 45

3.3.8 Transformada Wavelet Discreta (DWT) 48

3.4 Conclusão 56

4 Proposta de um aplicativo de software para análise de sinais via wavelet 58

4.1 Introdução 58

4.2 Aplicativo de software desenvolvido 60

4.2.1 Importação de dados armazenados em arquivos 62

4.2.2 Geração de sinais padrão 64

4.2.3 Importação de dados de equipamento específico 65

4.2.4 Geração de ruído branco 66

4.2.5 Concatenação de sinais 67
4.2.6 Soma de sinais 69
4.2.7 Menu “Análise e Processamento de sinais” 70
4.2.8 Menu “Validação” 71
4.2.9 Menu “Estatística” 72

5 Uso de Wavelets para processamento de sinais EMG 73
5.1 Introdução 73
5.2 Envoltória do espectro de potência agregada X envoltória de potencia agregada 75
5.3 Análise de sinal EMG do músculo reto da coxa direita em contração estática 77
5.4 Análise de sinal EMG do músculo Flexor de punho direito em contração Dinâmica 79
5.5 Detecção de potenciais de ação da unidade motora (MUAPs) 82

6 Conclusão e trabalhos futuros 88
6.1 Conclusão 88
6.2 Trabalhos futuros 91

Anexo 1 92
A1 Critério de escolha da wavelet 92

Anexo 2 94
A2.1 Módulo de importação de sinais 94
A2.2 Função de análise do sinal por espectro de potência wavelet local e global 95
A2.3 Função de análise do sinal por escalograma wavelet 97
A2.4 Função de análise do sinal por espectrograma Wavelet AWT 98
A2.5 Função de análise da envoltória do espectro de potência agregado por espectrograma wavelet 100
A2.6 Função de análise do sinal por espectrograma STFT através da Transformada Janelada de Fourier 103
A2.7 Função de análise da envoltória do espectro de potência agregado por espectrograma STFT 105

Referências Bibliográficas 106

Lista de Ilustrações

2.1	Estrutura músculo esquelética.	8
2.2	Constituição das fibras musculares esqueléticas: (a) Fibra Muscular (b) Miofibrila (c) Filamentos de Actina e Miosina.	9
2.3	Neurônio motor.	11
2.4	Variação da tensão na membrana celular nervosa durante o Potencial de Ação.	13
2.5	Esquema de uma terminação neural invaginada numa fibra muscular	14
2.6	Unidade motora	15
2.7	Esquema da geração de um MUAP	16
2.8	Representação esquemática da geração do sinal mioelétrico	18
2.9	(a) Sinal EMG (contração isométrica) e (b) seu espectro de freqüências.	20
2.10	Eletrodos Passivos: a) Adesivo para fixação dos eletrodos b) Eletrodos reutilizáveis c) Detalhe dos eletrodos reutilizáveis d) Vista posterior eletro. Descartáveis e) Vista anterior eletrod. descartáveis	22
2.11	Representação de um amplificador diferencial captando o sinal mioelétrico. O SME é representado por "*m*i" e o ruído por "*n*"	23
2.12	Eletrodo ativo de superfície diferencial da DataHominis Tecnologia Ltda	24
2.13	Eletromiógrafo Bagnoli™ Desktop EMG Systems da Delsys Inc.	25
2.14	Eletromiógrafo modelo Myosystem 1400A da Noraxon U.S.A. Inc.	25
2.15	Eletromiógrafo modelo MyoSystemBr1-P42 da DataHominis Tecnologia Ltda.	26
2.16	Software de aquisição, processamento e análise de dados que acompanha o eletromiógrafo da DataHominis Tecnologia Ltda.	28
3.1	Representação do janelamento de uma STFT	31
3.2	Sinal de tempo contínuo da função $s(t) = sin(2\pi * 5{,}5 * t)$	32
3.3	Sinal de tempo discreto da função $s(nT) = \sin(2\pi * 160 * n * T)$	33
3.4	Exemplo de sinal discreto	35
3.5	Sinal aperiódico.	35
3.6	Sinal determinístico de uma onda senoidal $s(t) = sin(2\pi * 5{,}5 * t)$	36
3.7	Exemplo de sinal EMG e sua característica não determinística	37

3.8	Algoritmo da FFT usando decimação em freqüência com 8 pontos	41
3.9	Exemplo de sinal não estacionário senoidal	43
3.10	Localização das wavelets discretizada na grade diádica	50
3.11	Processo de filtragem e decimação (H filtro passa-baixa e G filtro passa-alta).	51
3.12	Decomposição em sub-bandas DWT.	52
4.1	Diagrama do software aplicativo para analise de sinais	59
4.2	Janela de apresentação do aplicativo	60
4.3	Módulo principal do aplicativo	61
4.4	Interface de leitura de arquivo seqüencial	63
4.5	Interface para seleção de arquivo de dados	64
4.6	Interface de geração de sinais padrão	65
4.7	Interface de importação do sinal gerado por equipamento específico.	66
4.8	Interface de geração de ruído branco.	67
4.9	Interface de concatenação de sinais	68
4.10	Interface de soma de sinais	69
4.11	Menu de acesso às funções de análise do sinal em estudo	70
4.12	Menu de acesso às funções de validação	71
4.13	Menu de acesso às funções de estatísticas	72
5.1	(a) Exemplo de espectrograma de sinal, (b) Envoltória de potência agregada e (c) Envoltória do espectro de potência agregado	76
5.2	Sinal EMG do músculo reto da coxa direita em contração estática	77
5.3	Espectrograma do sinal EMG do músculo reto da coxa direita em contração estática	78
5.4	Envoltória do espectro de potência agregado do sinal EMG do músculo reto da coxa direita em contração estática	78
5.5	Envoltória da potência agregada do sinal EMG do músculo reto da coxa direita em contração estática	79
5.6	Sinal EMG do músculo flexor de punho direito em contração dinâmica	80
5.7	Espectrograma do sinal EMG do músculo flexor de punho direito em contração dinâmica	80
5.8	Envoltória do espectro de potência agregado do sinal EMG do músculo flexor de punho direito em contração dinâmica	81
5.9	Envoltória da potência agregada do sinal EMG do músculo flexor de punho direito em contração dinâmica.	81

5.10	Sinal EMG coletado por eletrodos de superfície do músculo primeiro dorsal interosseo	82
5.11	Wavelets mãe (a) Db4, (b) Coif4 e (c) Sym5.	83
5.12	Escalograma do sinal EMG (a) Db4, (b) Coif4 e (c) Sym5.	84
5.13	Envoltória de potência agregada utilizando Db4, Coif4 e Sym5 com o sinal EMG	85
5.14	Trecho ampliado do gráfico de Envoltória de potência agregada utilizando Db4, Coif4 e Sym5.	86
A1.1	Critério de escolha da wavelet baseado erro quadrático médio de um EMG de Flexor de Punho Direito	93
A1.2	Critério de escolha da wavelet baseado na área sob a curva do espectro de potência local wavelet	93
A2.1	Parte do diagrama em Labview do módulo de leitura do arquivo.	94
A2.2	Algoritmo para função de análise do sinal por espectro de potência local e global wavelet	95
A2.3	Código em labview para função de análise do sinal por espectro de potência local e global wavelet.	96
A2.4	Espectro de potência local (a) e global (b) wavelet gerado pelo módulo.	97
A2.5	Código em labview para função de análise do sinal por escalograma Wavelet.	98
A2.6	Parte do código em labview para função de analise do sinal EMG por espectrograma Wavelet	99
A2.7	Exemplo do módulo do espectrograma wavelet	100
A2.8	Algoritmo em labview para função de análise da envoltória do espectro de potência agregado por espectrograma wavelet	101
A2.9	Parte do código em labview para função de análise da envoltória do espectro de potência agregado por espectrograma Wavelet	102
A2.10	(a) Envoltória do espectro de potência agregado do sinal EMG (b) Envoltória da potência agregado do sinal	103
A2.11	Parte do código em labview para função de análise por espectrograma STFT.	104
A2.12	Espectrograma STFT, em tons de cinza	104

Tabelas

2.1 Comparação das características dos eletromiógrafos. 27

Lista de Abreviações e siglas

Sigla	*Significado em Inglês*	*Significado em Português*
Ag-AgCl	Silver - silver chloride	Prata - cloreto de prata
CFT	Continuous Fourier Transform	Transformada contínua de Fourier
CMRR	Common Mode Rejection Ratio	Razão de Rejeição em Modo Comum
ECG	Electrocardiografic	Eletrocardiográfico
EEG	Electroencephalografic	Eletroencefalográfico
EMG	Eletromyografic	Eletromiográfico
FT	Fourier Transform	Transformada de Fourier
FFT	Fast Fourier Transform	Transformada Rápida de Fourier
MUAP	Motor Unit Action Potential	Potencial de ação da unidade motora
MUAPT	Motor Unit Action Potential Train	Trem de potenciais de ação da unidade motora
RMS	Root Mean Square	Raiz Quadrada Média
SEMG	Surface Electromyography	Eletromiografia de superfície
SME	Signal Myoelectric	Sinal mioelétrico
STFT	Short Time Fourier Transform	Transformada Janelada de Fourier
MUAPCV	Motor Units Action Potential Conduction Velocity	Velocidade de condução dos potenciais de ação das unidades motoras
WT	Wavelet Transform	Transformada Wavelet

Capítulo 1 - Introdução

Para que corpo humano execute movimentos voluntários, o sistema nervoso central coordena a contração de diversos músculos, transmitindo forças para os ossos e articulações. A contração muscular é o resultado da propagação de potenciais de ação pelas diversas fibras que compõem determinado músculo. Tais potenciais de ação podem ser detectados na superfície da pele, através de eletrodos de superfície, ou no interior do músculo, através de eletrodos intramusculares. O sinal captado pelos eletrodos (sinal EletroMioGráfico – EMG) é formado pela composição dos vários potenciais de ação que ocorrem nas proximidades dos eletrodos. O estudo destes sinais, chamado de eletromiografia, pode ser útil para avaliar, por exemplo, a velocidade de condução dos potenciais de ação das unidades motoras (MUAPCVs) (GARCIA, 2004), analisar procedimentos de reabilitação muscular, fadiga muscular, verificar possíveis patologias como distrofia muscular, lesões nervosas, pinçamento de nervos etc (BARROS, 2005).

Todavia, para se obter informações significativas, quase sempre é necessário tratar matematicamente o sinal EMG, como por exemplo, através do calculo da raiz quadrática média (RMS) que corresponde a uma determinada da quantidade de sinal continuo capaz de conter a mesma quantidade de energia da seção do sinal

em estudo (MARCHETTI & DUARTE, 2006). Entretanto, para análises mais complexas, pode ser necessário o uso de ferramentas matemáticas mais robustas, como por exemplo, as transformadas, cuja principal função é possibilitar análises do sinal (série temporal) no domínio da freqüência ou em outro domínio desejado. Dentre as principais transformadas, podemos citar, por exemplo:

- A transformada de Fourier (FT), desenvolvida por Jean Baptiste Joseph Fourier em 1822 (BALDISSERA, 2001);
- A transformada rápida de Fourier (FFT), executada inicialmente através do algoritmo de COOLEY-TUKEY (1965);
- A transformada janelada de Fourier (STFT), criada em 1946 por Dennis Gabor (GABOR, 1946);
- A transformada wavelet (WT), desenvolvida por Jean Morlet em 1984 (GROSSMANN & MORLET, 1984).

Jean Baptiste Joseph Fourier demonstrou que qualquer função $f(t)$ periódica pode ser representada como uma soma infinita de senos e co-senos ou seja, uma soma infinita de funções periódicas exponenciais complexas ($e^{-2j\pi ft}$). Este tratamento matemático, conhecido como transformada de Fourier (FT), tornou possível a análise séries temporais $f(t)$ no domínio da freqüência. Esta análise se mostra limitada quando os sinais $f(t)$ não possuem periodicidade. Além disso, a FT possui uma estimação imprecisa e não permite a análise das informações no domínio do tempo (SOARES *et al,* 2002).

A FT foi e ainda é largamente utilizada graças ao desenvolvimento do algoritmo de Cooley-Tukey, conhecido como transformada rápida de Fourier (FFT).

Entretanto, a FFT contém as mesmas limitações da FT e ainda necessita, para o processamento correto de sinais discretos, que a quantidade de amostras esteja na potência de 2 (2^n).

Dennis Gabor, na intenção de superar as limitações da FT para sinais cujo índice de freqüência varia com o tempo (sinais não-estacionários), desenvolveu a transformada janelada de Fourier (STFT). O sinal, na STFT, é dividido em segmentos (janelas) de tempo fixos e pequenos, onde, presume-se, que o sinal seja estacionário. Note que esta técnica permite uma dupla localização, no domínio do tempo e no domínio da freqüência, uma vez que podemos conhecer o conteúdo espectral em intervalos de tempo definidos. Mas como a STFT possui janelas de comprimento fixo no tempo, em alguns casos pode não ser possível obter uma boa resolução em ambos os domínios (tempo e freqüência), pois se o tamanho de uma janela for menor que o período de determinada componente espectral do sinal, não será possível detectá-la (ISMAIL & ASFOUR, 1998).

A transformada wavelet (WT) também se baseia no janelamento do sinal. Entretanto, este janelamento não é fixo e utiliza um conjunto de funções base (wavelet mãe) para segmentar o sinal, com dois mecanismos de controle de janela, a escala e a translação. A função da escala é permitir a variação do comprimento da janela e a função da translação é deslocar desta janela pelo sinal em análise. Assim, é possível conhecer as freqüências que compõem um sinal e sua localização no domínio do tempo (janela). Como a escala é variável, presume-se que a WT pode nos dar uma maior resolução de cada componente espectral no tempo (LIMA, 2003). Esta propriedade de dupla localização para extração de características de sinais não-estacionários será vista com detalhes no capítulo 3.

O termo “wavelet” pode ser entendido como pequena onda, e foi originariamente introduzido por J. Morlet (GROSSMANN & MORLET, 1984). Desde

então, a teoria das wavelets tem atraído a atenção de diversos pesquisadores, encontrando aplicações nas mais diferentes áreas, como por exemplo, geofísica (OLMO & PRESTI, 1994), análise e compressão de sinais (PARRANGA, 2002), (KEVIN et al, 1999), compressão de imagens (SANCHES *et al*, 2002), economia (MOTOHIRO, 2003) e processamento de sinais biomédicos. Neste aspecto específico, CONSTABLE e THORNHILL (1993), afirmam que a FFT e a STFT, até então usadas para determinar o índice das freqüências do sinal eletromiográfico de superfície (SEMG), pressupõem erroneamente uma estacionaridade do sinal biomédico, e que, a transformada wavelet, baseada em wavelets-mãe Daubechies, é capaz de fornecer informações mais corretas, por sua capacidade de dupla localização freqüência x tempo.

ISMAIL e ASFOUR (1998), utilizando a wavelet mãe Daubechies de 4 ordem (Db4) para analisar os sinais EMG, captados durante o ciclo de caminhada humana moderada, obtiveram uma boa representação tempo-freqüência do sinal e também puderam identificar os padrões de recrutamento das fibras musculares rápidas e lentas.

É importante ressaltar que este trabalho é parte das pesquisas em eletromiografia realizadas no Laboratório de Engenharia Biomédica e Automática da UFU . Contudo, as técnicas aqui descritas podem ser aplicadas à maioria dos sinais biomédicos, tais como sinais eletrocardiográficos (ECG), sinais eletroencefalográficos (EEG) etc.

1.1 Objetivos

De acordo com o exposto, o objetivo deste trabalho é demonstrar a aplicabilidade do uso da transformada wavelet no processamento de sinais EMG, através de estudos de caso.

1.2 Metas

Para cumprir o objetivo proposto foram definidas as seguintes metas:

- Estudo do estado da arte das diversas técnicas para processamento digital de sinais biomédicos;
- Análise das técnicas de processamento com a transformada wavelet;
- Desenvolvimento de aplicativo de software com funções de analise e processamento de sinais
- Avaliação da possibilidade de processamento de sinais EMG utilizando as transformadas wavelets.

1.3 Estrutura da Dissertação

Este trabalho está assim dividido:

- Capítulo 2 - Discorre a estrutura e a organização do músculo, o processo de contração muscular, a geração do potencial de ação, a formação do sinal EMG e sua detecção por equipamentos específicos;
- Capítulo 3 - Detalha as técnicas de processamento digital, trazendo as fundamentações matemáticas básicas dos métodos de extração de características de sinais biomédicos;
- Capítulo 4 - É descrito a implementação de um aplicativo de software para processamento de digital de sinais eletromiográficos baseado na transformada wavelet;
- Capítulo 5 – Descreve o estudo de casos utilizando o aplicativo desenvolvido para processamento de sinais EMG específicos e discute os resultados obtidos;
- Capítulo 6 - Neste capítulo são expostas as conclusões finais relevantes e também sugestões para trabalhos futuros.

Capítulo 2 – Eletromiografia

A contração muscular surge como resultado do fluxo de potenciais de ação pelas fibras musculares excitadas por neurônios motores. Estes potenciais de ação podem ser detectados na superfície da pele, dando origem ao chamado sinal Eletromiográfico (EMG). A eletromiografia, por sua vez, pode ser definida como o estudo da função muscular através da análise do sinal EMG e é uma das ferramentas mais importantes de eletrodiagnóstico.

Nos itens que se seguem, serão descritas a estrutura e a organização do músculo, o processo de contração muscular, a geração do potencial de ação, a formação do sinal EMG e sua detecção por equipamentos específicos.

2.1 Estrutura e organização dos músculos esqueléticos

O músculo esquelético é composto por várias células chamadas de fibras musculares (Figura 2.1). As fibras musculares esqueléticas têm a forma de um cilindro com diâmetros variando entre 10 e 100 mm e com comprimento de 1 a 30 cm.

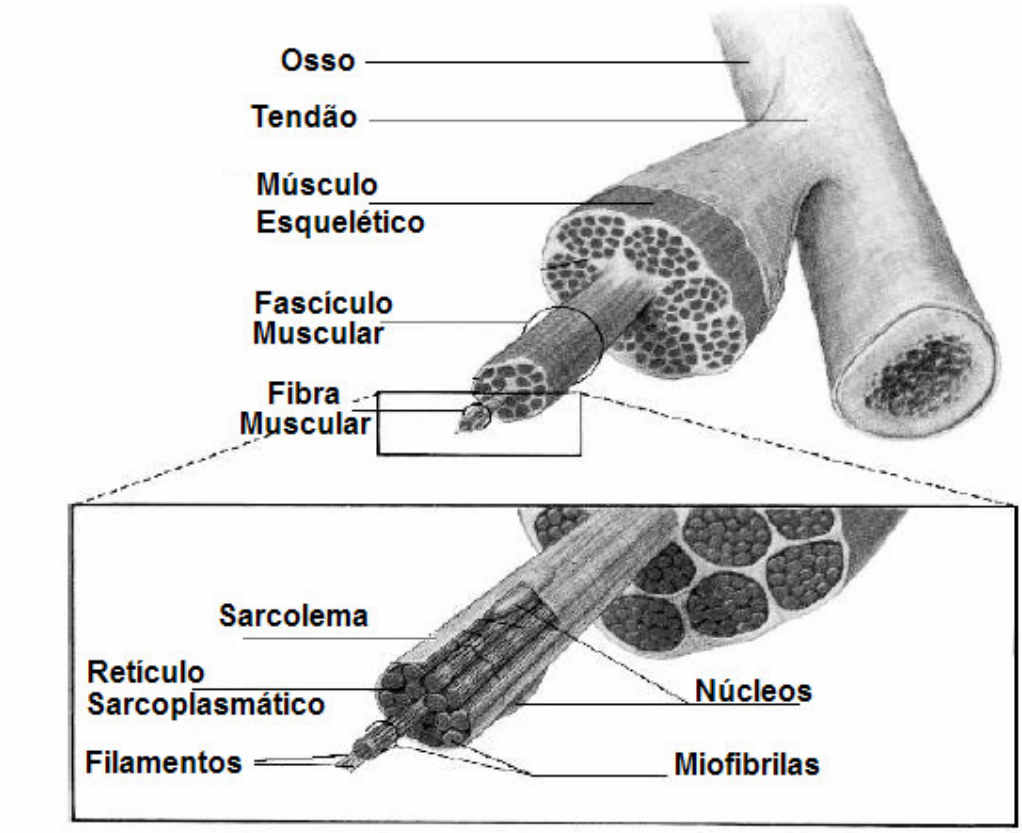


Figura 2.1 – Estrutura músculo esquelética. Modificada de (BELTRAMINI, 1999).

Cada fibra é constituída por centenas de miofibrilas, núcleos celulares e pelo retículo sarcoplasmático, envoltos em uma membrana plasmática, chamada de sarcolema.

As miofibrilas são compostas por miofilamentos, que são constituídos pelas proteínas miosina (filamentos grossos) e actina (filamentos mais finos) (Figura. 2.2). Os filamentos de actina e de miosina são arranjados ao longo da fibra muscular e se sobrepõem conforme indicado na Figura 2.2(c). A disposição destes filamentos na fibra faz que o músculo esquelético apresente estrias, por este motivo este músculo

também é chamado de estriado.

Quando um potencial de ação muscular percorre uma fibra, diversos processos são estabelecidos no interior da membrana provocando o deslizamento dos filamentos de miosina e actina, constituindo o processo contrátil das miofibrilas e por conseqüência a contração muscular. Uma vez cessado o potencial de ação a contração também cessa (NORDIN & FANKEL, 2003).

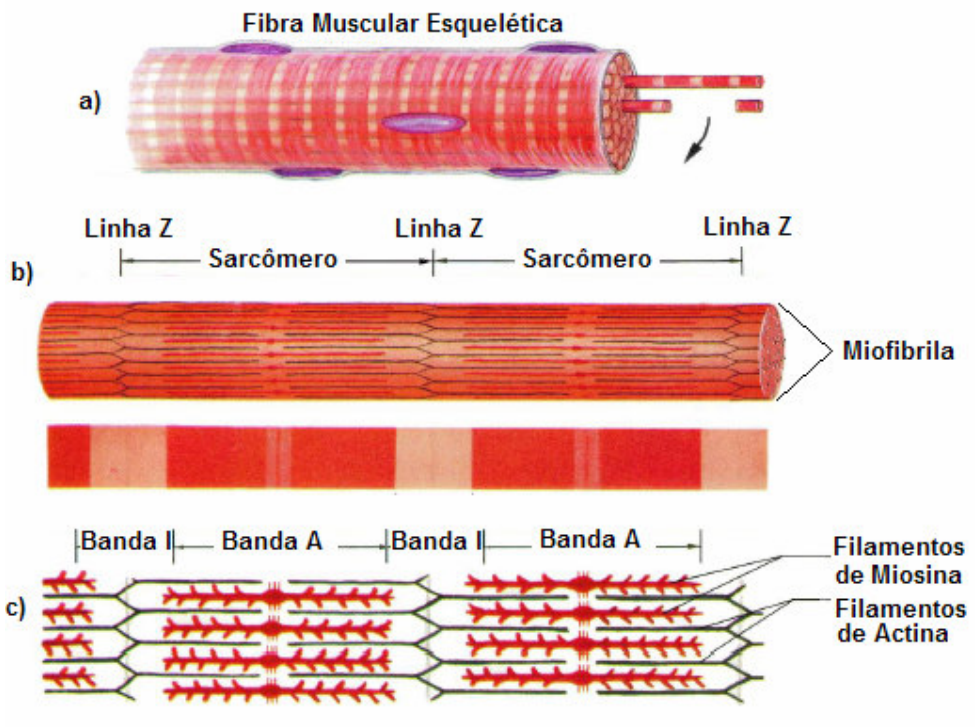


Figura 2.2 – Constituição das fibras musculares esqueléticas: (a) Fibra Muscular (b) Miofibrila (c) Filamentos de Actina e Miosina. Modificada de (BELTRAMINI, 1999).

2.2 Elementos envolvidos no processo de contração muscular

O neurônio motor (célula nervosa) é delimitado por uma membrana celular semipermeável e tem como principal característica a capacidade de transmitir informações. O corpo celular ou soma, os dendritos e o axônio são as porções com funções distintas que podem ser claramente identificadas. (Figura. 2.3). Os dendritos são processos celulares que oferecem amplas áreas de contato para a recepção de informação, devido ao fato de serem altamente ramificados e tipicamente curtos. Através do axônio, os impulsos nervosos são transportados do corpo celular para outros neurônios ou glândulas. Estes impulsos nervosos são chamados de potenciais de ação que podem ser vistos como transições muito rápidas do potencial externo e interno da membrana da célula nervosa e que se deslocam ao longo da fibra até alcançarem o terminal do axônio.

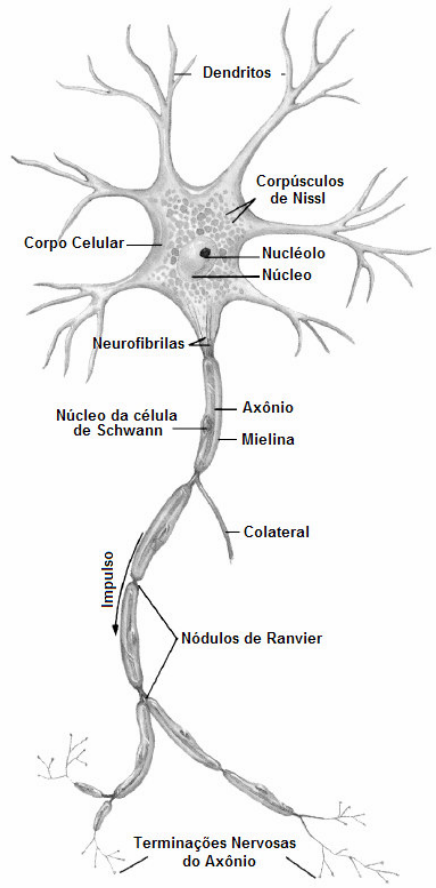


Figura. 2.3 - Neurônio motor. Modificado de (BELTRAMINI, 1999).

Cada potencial de ação inicia-se por uma alteração abrupta de um potencial de repouso negativo para um potencial positivo, e em seguida termina com um rápido retorno para o potencial negativo. A Figura 2.4 representa a variação da tensão de uma membrana nervosa durante o potencial de ação, indicando suas três fases (GUYTON, 1988), a saber:

- Repouso: A membrana celular neural apresenta relativa impermeabilidade aos íons Sódio (Na_+) e é muito permeável aos íons Potássio (K_+). Devido à alta concentração de K_+ no interior da membrana, estes íons difundem-se para o exterior, provocando a passagem de cargas positivas para fora da fibra. Em repouso, o potencial medido no interior da membrana é da ordem de –70 mV.
- Despolarização: O potencial de ação se inicia com o aumento súbito da permeabilidade da membrana aos íons Na_+, através de um estímulo de qualquer natureza (químico, elétrico, térmico ou mecânico). Estes íons movem-se rapidamente para o interior da célula, carregando cargas positivas, o que produz positividade nesta região dentro do neurônio.
- Repolarização: Após a total despolarização de determinada área da célula, a membrana torna-se novamente impermeável ao Sódio (Na_+), embora continue permeável ao potássio (K_+). Em virtude da alta concentração de íons positivos no interior da célula, grandes quantidades do íon potássio (K_+) voltam a se difundir para o meio externo, tornando esta região novamente negativa.

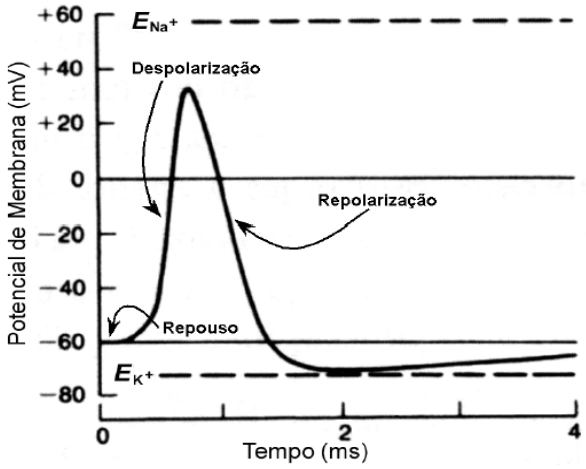


Figura 2.4 – Variação da tensão na membrana celular nervosa durante o potencial de ação. Extraída de (ORTOLAN, 2002) .

A região onde as fibras musculares são enervadas pelas terminações nervosas do axônio é chamada de junção neuromuscular ou placa motora. O terminal do axônio possui um grande número de vesículas sinápticas e de mitocôndrias. A função das vesículas sinápticas é armazenar a acetilcolina que é o neurotransmissor responsável pela excitação da membrana muscular, já as mitocôndrias são responsáveis pelo fornecimento energia para a síntese da acetilcolina. Goteira sináptica é o nome que se dá a invaginação na membrana muscular por uma terminação nervosa do axônio (Figura. 2.5). A fenda sináptica, com cerca de 20 a 30 nm, separa as membranas da célula nervosa da célula muscular. As pregas subneurais são dobras menores que estão no fundo da goteira sináptica, e aumentam a área de superfície sobre a qual vai atuar o transmissor sináptico (GUYTON, 1988).

Chegando um potencial de ação no terminal do axônio, ocorre à liberação de

acetilcolina na fenda sináptica, os receptores de acetilcolina, localizados nas pregas subneurais, tornam a membrana muscular mais permeável a íons de Sódio (Na_+), o qual gera um potencial de ação muscular devido ao influxo abrupto destes íons no músculo, propagando-se na membrana da fibra muscular da mesma forma como nas membranas neurais, porém nas duas direções da fibra. O potencial de ação despolariza a membrana da fibra muscular e também penetra profundamente no interior desta. Então, a enzima acetilcolinesterase presente na fenda sináptica, transforma a acetilcolina em acido acético e colina, depois de aproximadamente 0,2 ms de sua liberação, diminuindo a permeabilidade da membrana ao potássio preparando placa motora para um novo estímulo.

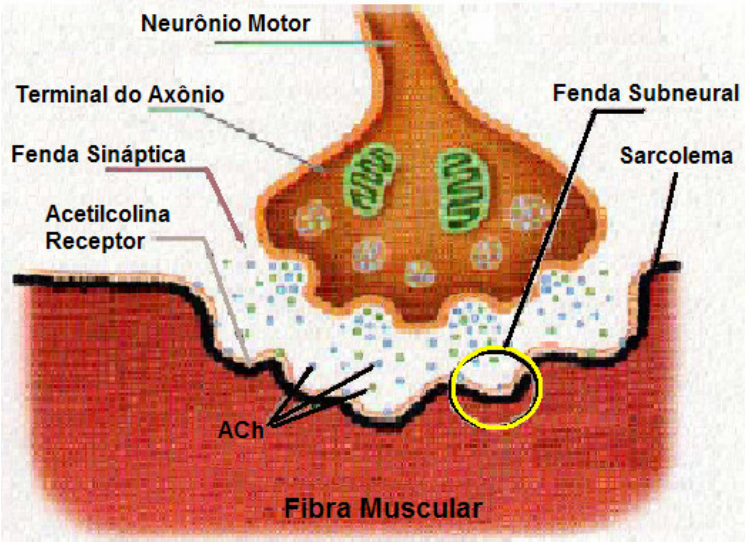


Figura 2.5 – Esquema de uma terminação neural invaginada numa fibra muscular. Adaptado de (BELTRAMINI, 1999).

Podemos então notar, que a unidade motora pode ser considerada a menor unidade muscular controlável e é formada por um neurônio motor, junções

neuromusculares e as fibras musculares enervadas por aquele neurônio (Figura. 2.6). Assim, uma unidade motora pode se contrair de forma independente das outras unidades motoras.

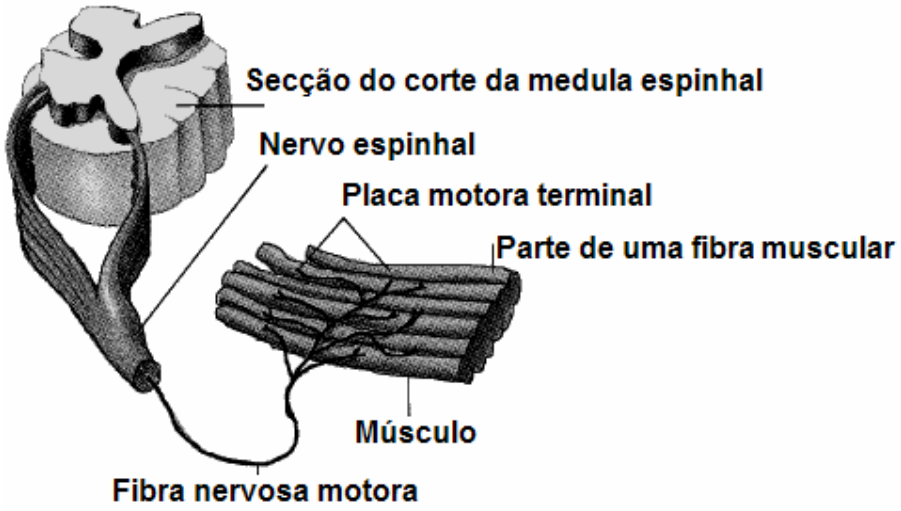


Figura 2.6 - Unidade motora. Modificado de (BELTRAMINI, 1999).

Quando estimulada, uma unidade motora provoca a contração de todas as fibras musculares que inerva, desta forma, aquelas fibras passam a se comportar como uma única fibra distribuída. Em músculos pequenos, que executam movimentos muito finos, podemos encontrar menos de uma dúzia de fibras musculares, por outro lado em músculos grandes, que executam movimentos grosseiros, podem encontrar entre 1000 a 2000 fibras musculares (NORDIN & FRANKEL, 2003).

As fibras de cada unidade motora não são adjacentes, mas espalhadas ao longo do músculo e se misturam a fibras de outras unidades. Sendo assim, quando

uma unidade motora é estimulada, uma grande porção do músculo parece contrair-se.

No momento que um neurônio motor envia um potencial de ação, todas as fibras musculares da sua unidade motora são excitadas, porém com pequenos atrasos entre as contrações. Existem dois motivos para estes atrasos: o tempo de propagação devido às ramificações do axônio do neurônio motor e a natureza aleatória das descargas de acetilcolina nas junções neuromusculares (Figura 2.7).

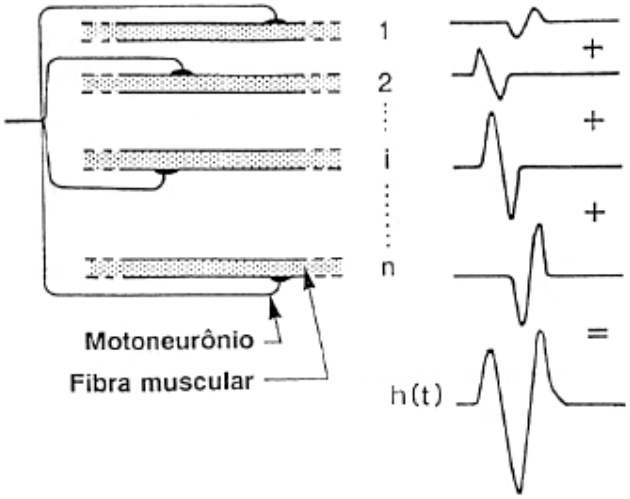


Figura 2.7 – Esquema da geração de um MUAP. Extraído de (BASMAJIAN & DeLUCA, 1985).

Em geral, o termo utilizado para denominar o potencial de ação de uma unidade motora deriva-se do inglês Motor Unit Action Potential (MUAP). As características de um MUAP são:

- duração de aproximadamente 2 a 10 ms

- amplitudes na faixa de 100 μV a 2 mV
- conteúdo espectral entre 5 Hz a 10 kHz.

Uma seqüência MUAPs que surge para promover a sustentação da contração muscular é chamada de trem de potenciais de ação da unidade motora, cuja sigla em inglês é MUAPT (Motor Unit Action Potential Train). Cada unidade motora gera MUAPTs diferentes, devido às variações nas seqüências de acionamento de cada unidade motora e as características diferentes dos MUAPs de cada unidade.

2.3 O sinal mioelétrico (EMG)

Em 1791 Luidgi Galvani realizou as primeiras investigações sobre a relação entre a eletricidade e as contrações musculares, por meio de experimentos em que promovia a circulação de corrente elétrica nos músculos de pernas de sapos, provocando contrações musculares. Mais tarde, em 1838, Carlos Mateucci, comprovou a evidência da atividade elétrica durante a contração muscular, utilizando um galvanômetro de corda (ORTOLAN, 2002).

Em 1849, ao se interessar pelo trabalho de Mateucci, Frenchman Dubois-Reymond realizou, também com um galvanômetro, a primeira detecção do sinal mioelétrico, obtido de músculos humanos, utilizando um tipo de eletrodo de superfície em solução salina. No mesmo ano, DuBois verificou que, retirando um pouco da pele dos dedos, a deflexão da agulha do galvanômetro era muito superior. Com o surgimento do tubo de raios catódicos, Hebert S. Gasser e Joseph Erlanger ,

em 1925, estudaram as características do sinal mioelétrico por meio um osciloscópio, fato que lhes rendeu o prêmio Nobel em 1944. Deste momento então, o estudo de sinais EMG na forma gráfica, passou a ser conhecido como Eletromiografia.

O sinal EMG é a soma dos diversos potenciais de ação de cada músculo, oriundos dos vários MUAPs de cada unidade motora, os quais são diferentes entre si.A figura 2.8 mostra a representação esquemática da geração do sinal mioelétrico de um músculo, a partir da somatória dos trens de MUAPs das *n* unidades motoras deste músculo.

.

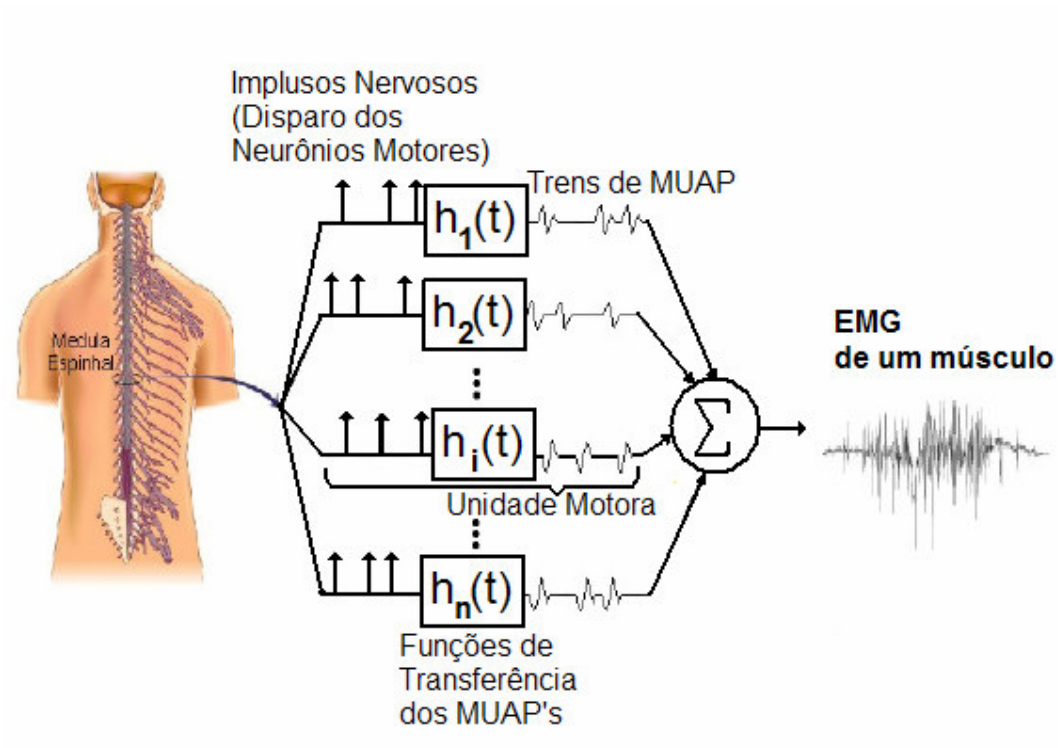


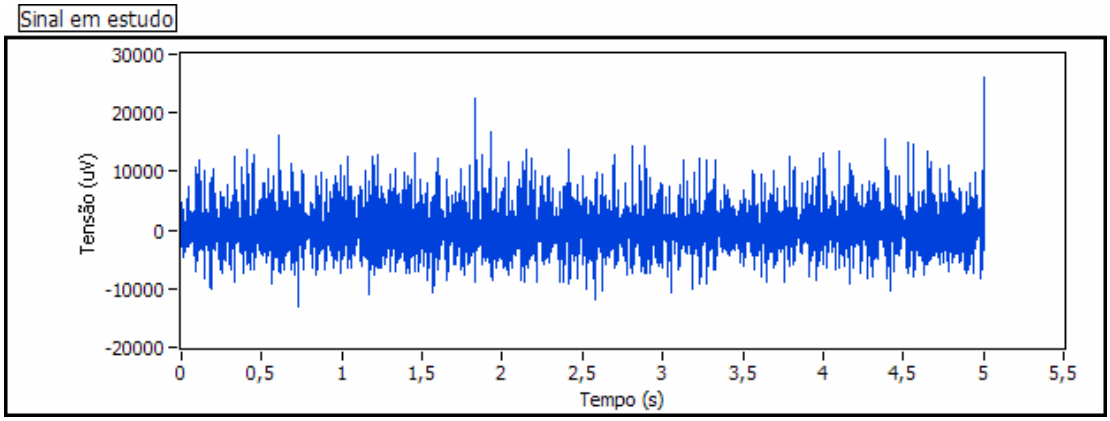
Figura 2.8 – Representação esquemática da geração do sinal mioelétrico. Modificado de (BASMAJIAN & DeLUCA, 1985).

O sinal mioelétrico foi descrito como um processo estocástico por DeLUCA (1979) devido a existência de diferença entre os MUAPs, a irregularidade da taxa de disparo dos neurônios motores e ao fato de que um determinado movimento pode ter mais de um músculo envolvido.

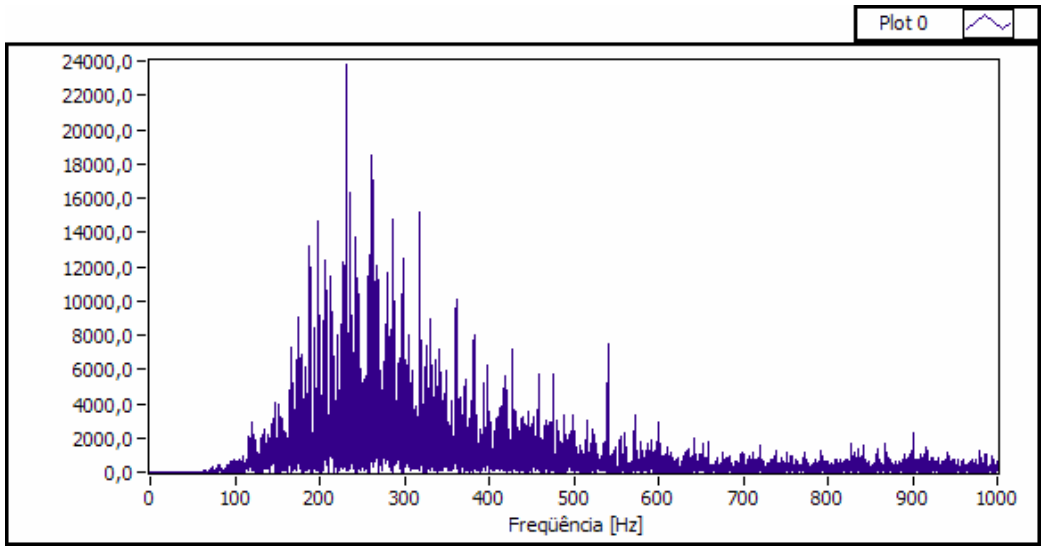
O sinal EMG captado na superfície da pele possui as seguintes características:

- componentes freqüências entre 0Hz e 1 kHz, sendo que a maior concentração de energia está dentro da faixa de 50 a 150 Hz
- amplitudes máximas entre 50 μV e 5mV.

As amplitudes dos sinais EMG detectados na superfície da pele podem variar de acordo com o tipo de músculo analisado, o nível de contração muscular, e também o tipo e a localização dos eletrodos utilizados (ORTOLAN, 2002). Na Figura 2.9 é apresentado um sinal mioelétrico captado durante uma contração isométrica (a) e seu espectro de freqüências (b).



(a)



(b)

Figura 2.9 – (a) Sinal EMG (contração isométrica) e (b) seu espectro de freqüências.

2.4 Instrumentação

2.4.1 Eletrodos para EMG

Existem diversas formas (configurações) de se captar o sinal EMG por meio de eletrodos, sendo que as mais comuns envolvem um (monopolar) ou dois (bipolar) pontos de captação. A configuração monopolar trata a diferença de potencial entre dois pontos (um ponto de captação e um de referência). A configuração bipolar caracteriza-se pela diferença de potencia entre dois pontos de captação, medidas em relação ao terceiro ponto (referência). Os eletrodos normalmente são de prata revestida com cloreto de prata (Ag-AgCl), pois é um metal nobre não polarizável. De acordo com o tipo de captação os eletrodos podem ser invasivos ou não invasivos.

Quando um eletrodo entra em contato com o fluído corpóreo é chamado de eletrodo invasivo, que pode ser do tipo fio ou agulha e apresenta as seguintes características: baixa impedância elétrica, não necessita de gel condutor, capta maiores amplitudes e seu espectro de potência chega até 10 kHz. Sua utilização é mais indicada para análises clínicas, onde é possível a detectar o potencial de ação de uma única unidade motora, bem como a exploração de uma atividade isolada de um músculo profundo. Os eletrodos invasivos possuem vários inconvenientes, entre eles, a necessidade de excelente esterilização, o perigo da quebra dos fios dentro do músculo e sobretudo o desconforto do paciente

Eletrodos de superfície permitem a captação de sinais que representam a atividade de todo um músculo ou grupo muscular de forma mais global e podem ser divididos em: eletrodos passivos e ativos (BARROS, 2005).

O eletrodo passivo é constituído de um disco de metal (em geral Ag-AgCl), que deve ser posicionado sobre da pele (Figura. 2.10). Para diminuir a impedância de contato entre o eletrodo e a pele pode ser necessário a tricotomia (raspagem dos pelos do local de onde será posicionado o eletrodo), o uso de abrasivos e gel ou pasta condutora.

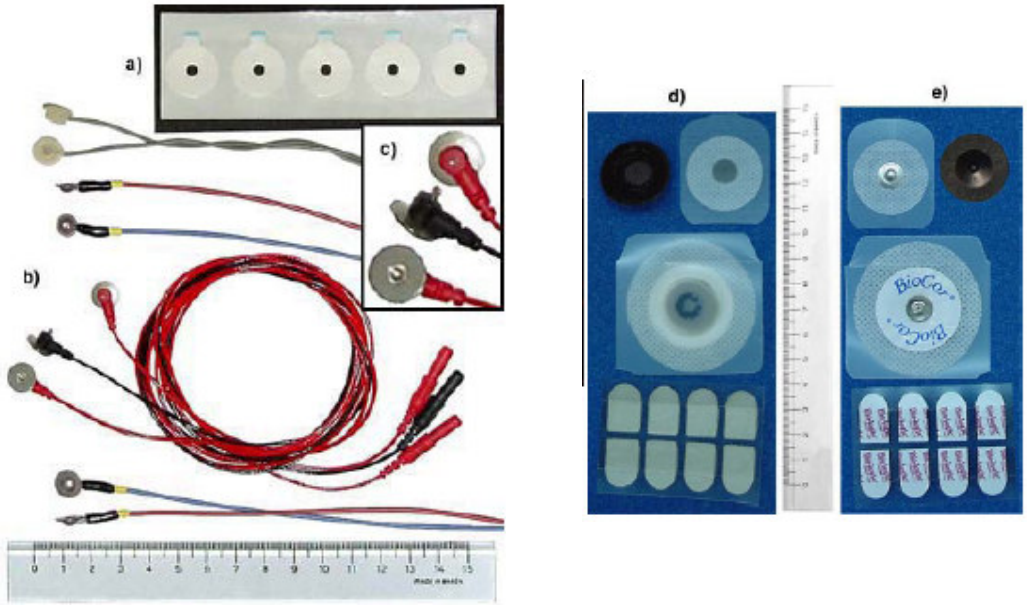


Figura 2.10 – Exemplo de eletrodos passivos encontrados no mercado: a) Adesivo para fixação dos eletrodos b) Eletrodos reutilizáveis c) Detalhe dos eletrodos reutilizáveis d) Vista posterior eletro. Descartáveis e) Vista anterior eletrodos descartáveis.

Os eletrodos ativos possuem um circuito de amplificação encapsulado nas proximidades do sitio de captação do eletrodo. Normalmente estes eletrodos são bipolares, ou seja, o amplificador utilizado é diferencial. Os eletrodos ativos, por serem compostos por um amplificador diferencial, necessitam de um eletrodo de referência localizado em uma região inativa para não interferir na medida

(BASMAJIAN & DeLUCA, 1985). Tais eletrodos também são chamados de eletrodos secos, pois normalmente não necessitam o uso de gel condutor, pasta abrasiva ou a retirada dos pelos. Na Figura 2.11 é representado um amplificador diferencial captando o sinal mioelétrico (m_i) com ruído (n). O amplificador diferencial é utilizado para que o ruído (n), que é induzido nas duas entradas, seja subtraído e portanto minimizado na saída. Para que este tipo de amplificador desempenhe sua função da melhor maneira é importante que o circuito eletrônico possua uma alta impedância de entrada e alta razão de rejeição em modo comum (RRMC). Na Figura 2.12 é apresentado um modelo de eletrodo ativo diferencial do fabricante Datahominis Tecnologia LTDA.

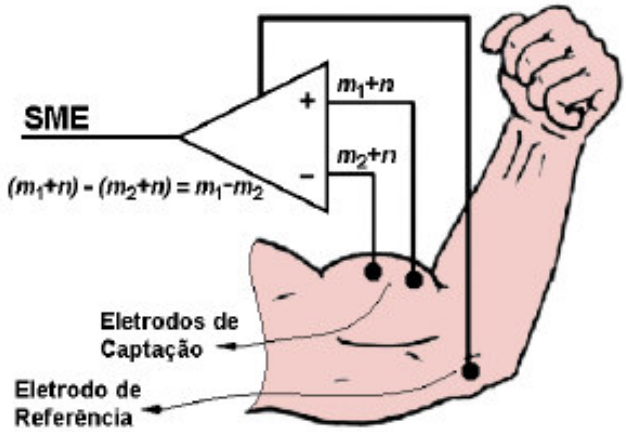


Figura 2.11 – Representação de um amplificador diferencial captando o sinal mioelétrico. O SME é representado por "*m*i" e o ruído por "*n*" (ORTOLAN, 2002).

Figura 2.12 – Eletrodo ativo diferencial de superfície fabricado pela Datahominis Tecnologia Ltda.

2.4.2 Eletromiógrafos

Existem atualmente diversos fabricantes de equipamentos eletromiográficos, dentre eles as empresas Delsys inc, Noraxon U.S.A. inc. e DataHominis Tecnologia Ltda .

A Figura 2.13 mostra o equipamento eletromiográfico, modelo Bagnoli™ Desktop EMG Systems da Delsys Inc. Suas principais características são:

- Quantidade de canais: 16 canais;
- Ajustes de ganho: 100, 1000, 10000 +/- 1%;
- Impedância de entrada: Não informada;
- RRMC: 92 dB @ 60Hz.

Figura 2.13 - Eletromiógrafo Bagnoli™ Desktop EMG Systems da Delsys Inc.

A Figura 2.14 mostra o equipamento eletromiográfico, modelo Myosystem 1400A da Noraxon U.S.A. Inc. Suas principais características são:

- Quantidade de canais: 16 canais;
- Ajustes de ganho: até 10x;
- Impedância de entrada: 1 M Ohms;
- RRMC: < 100 dB @ 60Hz.

Figura 2.14 - Eletromiógrafo modelo Myosystem 1400A da Noraxon U.S.A. Inc.

Os sinais EMG de superfície, a serem analisados neste trabalho foram coletados com o equipamento **Myosystembr1-P42** fabricado pela empresa DataHominis Tecnologia Ltda (Figura 2.15) com sede em Uberlândia (MG).

Figura 2.15 - Eletromiógrafo modelo MyoSystembr1-P42 da DataHominis Tecnologia Ltda.

As características do módulo principal são:

- 4 entradas para sinais EMG (provenientes de eletrodos ativos ou de pré-condicionares para eletrodos passivos)
    - Razão de rejeição em modo comum (RRMC) da entrada: 112 dB @ 60Hz.
    - Impedância de entrada: 10^{10} Ohms/6pF.
    - Corrente bias de entrada: ±2nA Max.
    - Proteção contra sobretensões: ±12Vp.
    - Isolamento galvânico entre os circuitos de entrada (em contato com o indivíduo) e os circuitos de potência: 2.5KVrms @ indefinidamente.
    - Ajustes de ganho programável por software: entre 25x a 800x – o que permite ganhos totais entre 500x e 16000x (utilizando-se eletrodos ativos ou pré-amplificadores com ganho 20x);

- Filtro passa alta: 15Hz;
- Filtro passa baixa 1000Hz;
- Resposta linear: 20Hz a 1KHz (com filtro passa-baixa ajustado em 1kHz).

As características da aquisição de dados são:

- Conexão USB com o computador Host.
- Totalmente controlada por software.
- 16 bits de resolução.
- Taxa de aquisição por canal: 4KHz (máximo).
- Possibilidade de gatilhamento (Trigger) por sinais externos.

A tabela 2.1 mostra a comparação das principais características dos 3 eletromiógrafos apresentados.

	Bagnoli™ Desktop EMG Systems	**Myosystem 1400A**	**Myosystembr1-P42**
Fabricante	Delsys Inc	Noraxon U.S.A. Inc	DataHominis Tecnologia Ltda
País de origem	EUA	EUA	Brasil
Quantidade de canais:	16 canais;	16 canais;	4, 8, 16 canais
Ajustes de ganho:	100, 1000, 10000 +/- 1%;	até 10x;	25x, 80x, 500x e 16000x
Impedância de entrada:	Não informada;	1 M Ohms;	10^{10} Ohms/6pF
RRMC:	92 dB @ 60Hz.	100 dB @ 60Hz.	112 dB @ 60Hz

Tabela 2.1 – Comparação das características dos eletromiógrafos.

A Figura 2.16 mostra a interface principal de coleta de dados do equipamento, com exemplos de sinais coletados.

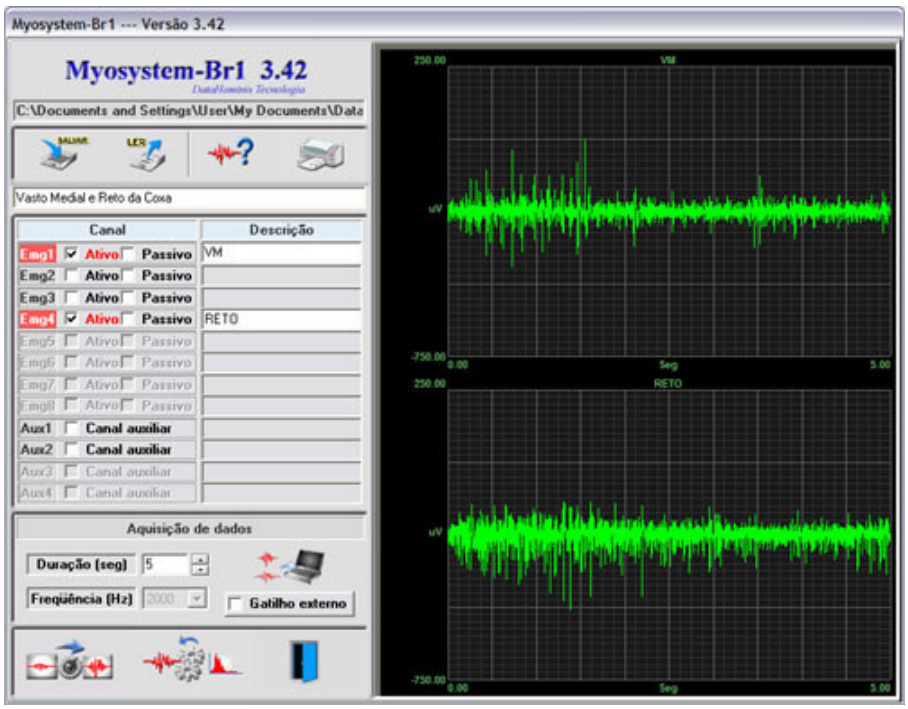


Figura 2.16 – Software de aquisição, processamento e análise de dados que acompanha o eletromiógrafo da Datahominis Tecnologia LTDA.

Capítulo 3 - Técnicas de processamento digital de sinais biomédicos

3.1 Introdução

Quando se analisa qualquer sinal em uma representação no domínio do tempo, muitas de suas informações não estão claramente visíveis, ou melhor, não estão visivelmente disponíveis. Portanto, esta representação pode não ser a melhor forma de se analisar um sinal quando se buscam determinadas características, tais como o espectro de freqüências, a densidade de potência e freqüências médias e medianas. Neste caso, o uso de técnicas matemáticas mais sofisticadas é recomendado para que possamos extrair características que não estão diretamente disponíveis no domínio do tempo. As transformadas matemáticas são exemplos destas técnicas.

O uso de uma transformada em um sinal no domínio do tempo permite, por exemplo, analisar este mesmo sinal no domínio da freqüência. Dentre as diversas transformadas pode-se citar: a transformada de Fourier, a transformada rápida de Fourier, transformada janelada de Fourier, transformada wavelet etc.

Desde 1807 a transformada de Fourier dominou o campo da representação dos sinais no domínio da freqüência, porém apresenta dificuldades com relação à localização das freqüências no tempo para sinais não estacionários (sinais cujo conteúdo espectral varia no tempo, como é o caso dos sinais biomédicos -

eletrocardiograma (ECG), eletroencefalograma (EEG), eletromiograma (EMG)). De acordo com AKAY (1998) e BENDAT & PIERSOL (1986), é interessante que se observe outras técnicas de analise destes sinais.

Neste sentido, algumas transformadas foram desenvolvidas para permitir a visualização através, por exemplo, da separação do sinal em trechos (janelas de tempo). Se o trecho em análise for devidamente ajustado, pode-se presumir uma certa estacionaridade do sinal naquele intervalo de tempo. A transformada Janelada de Fourier (STFT) e a transformada Wavelet (WT) são exemplos de aplicação desta técnica.

O tamanho da janela, na Transformada Janelada de Fourier, mantém-se constante em todo o plano tempo-freqüência. Portanto, o sinal só pode ser analisado com uma boa resolução no domínio do tempo ou uma boa resolução no domínio da freqüência, mas não em ambos os domínios. Observe que, se as freqüências procuradas em um sinal são muito baixas, elas podem não se encaixar em uma janela de análise muito pequena e desta forma não serão “detectadas”. Por exemplo, em uma janela e 1 ms só “cabem” freqüências acima de 1 kHz (período igual ou menor a 1 ms). A Figura 3.1 mostra um exemplo em que a largura da janela é suficiente para conter apenas um dos sinais representados.

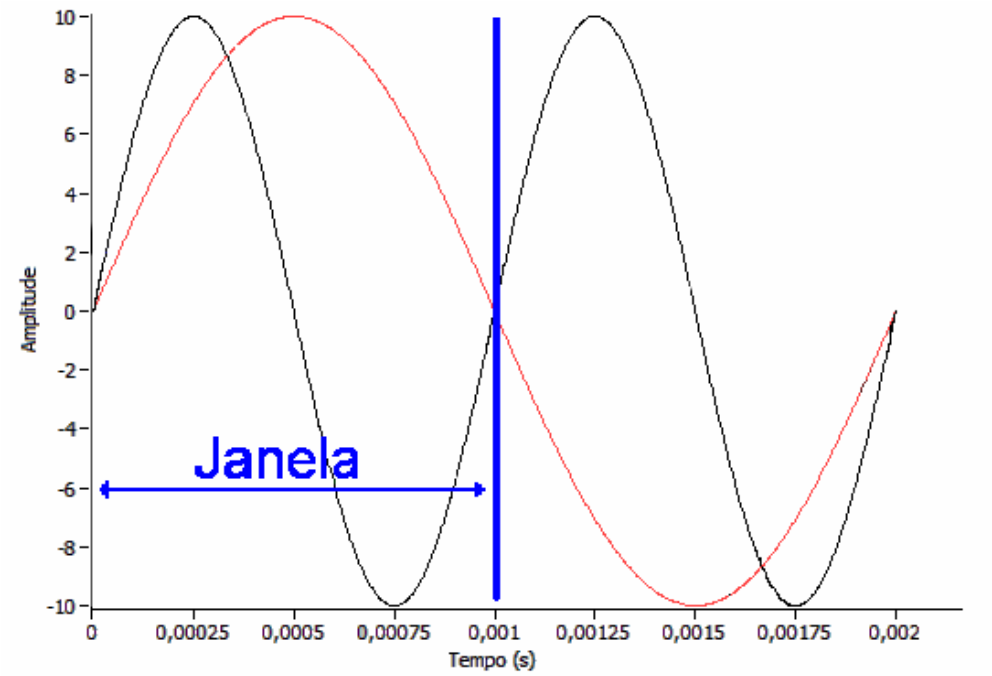


Figura 3.1 – Representação do janelamento de uma STFT.

Este problema não ocorre com a transformada de Wavelet, pois esta fornece uma boa localização em ambos os domínios (freqüência e tempo), uma vez que a janela de analise não possui comprimento fixo e varia de acordo com o processo de compressão ou expansão (escala) de uma função base ou wavelet mãe que é transladada no tempo.

3.2 Representações de sinais no domínio do tempo

De acordo com suas características podemos classificar um sinal, representado no domínio do tempo, em sinais de tempo contínuo, sinais de tempo discreto, sinais periódicos, sinais não periódicos, sinais determinísticos e sinais aleatórios (estocásticos e randômicos).

Sinais de tempo contínuo

Um sinal $s(t)$ é dito sinal de tempo contínuo, se para todo o valor de tempo t existe um valor de sinal $s(t)$, que o representa. A Figura 3.2 mostra um sinal cuja representação no tempo é dada pela função $s(t) = sin(2\pi * 5{,}5 * t)$. Então, o que se observa é que a amplitude varia continuamente em função do tempo.

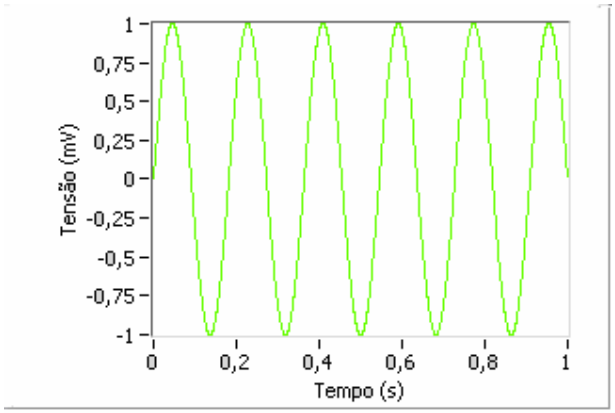


Figura 3.2 – Sinal de tempo contínuo da função $s(t) = sin(2\pi * 5{,}5 * t)$.

Sinais de tempo discreto

Os sinais de tempo discretos são sinais que não possuem valores em todos os instantes de tempo. Portanto, o sinal de tempo discreto é uma amostragem periódica ou não de um dado sinal $s(t)$.

A equação 3.1 representa um sinal de tempo discreto, onde n é uma variável independente, $s(nT)$ é a variável dependente e T é o período de amostragem. Desta forma, o sinal de tempo discreto é representado como uma série temporal

$(\ldots, s[-2], s[-1], s[0], s[1], s[2], \ldots)$.

$$s[n] = s(nT), \qquad n = 0, \pm 1, \pm 2, \ldots \tag{3.1}$$

A Figura 3.3 representa um sinal de tempo discreto de uma função $s(nT) = \sin(2 * \pi * 160 * n * T)$.

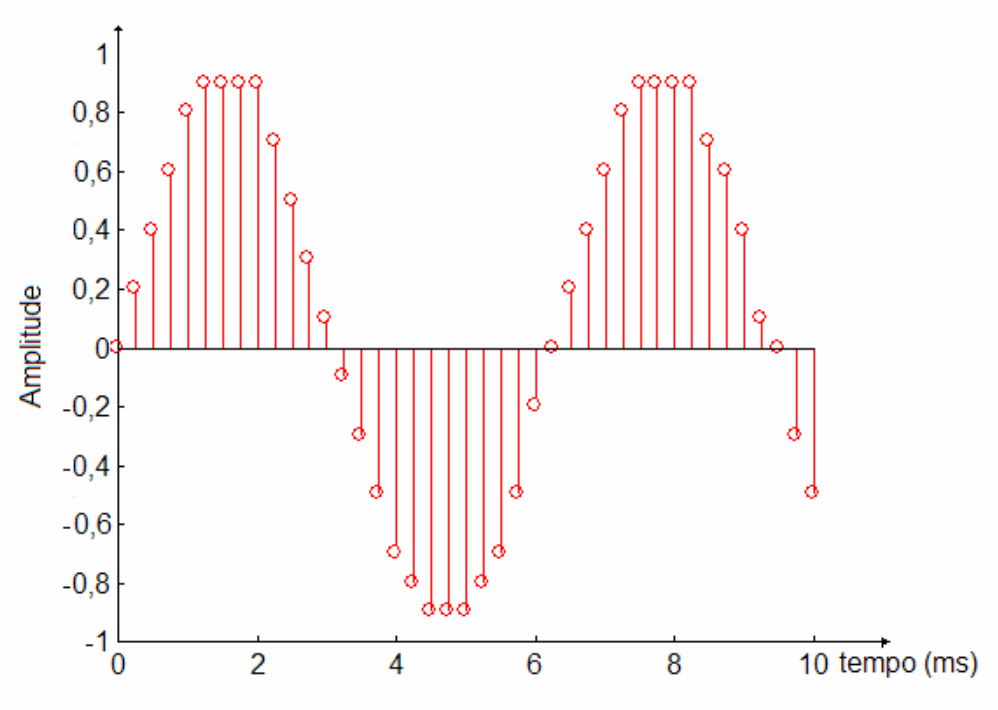


Figura 3.3 – Sinal de tempo discreto da função $s(nT) = \sin(2 * \pi * 160 * n * T)$.

Sinais Periódicos

Um sinal $s(t)$ é dito periódico quando seu período se repete no tempo, satisfazendo a equação 3.2, para sinais contínuos:

$$s(t+T) = s(t) \text{, para todo t.} \tag{3.2}$$

Na equação (3.2) T é uma constante positiva, conhecida como período fundamental, e define a duração de um ciclo completo do sinal $s(t)$.

No caso de sinais discretos a periodicidade também pode ser definida, conforme a equação 3.3, onde N é o número inteiro positivo.

$$s(n+N) = s(n) \text{, para todo número n.} \tag{3.3}$$

A Figura 3.4 mostra uma onda senoidal de 2 Hz de freqüência, discretizada a 100 pontos por segundo.

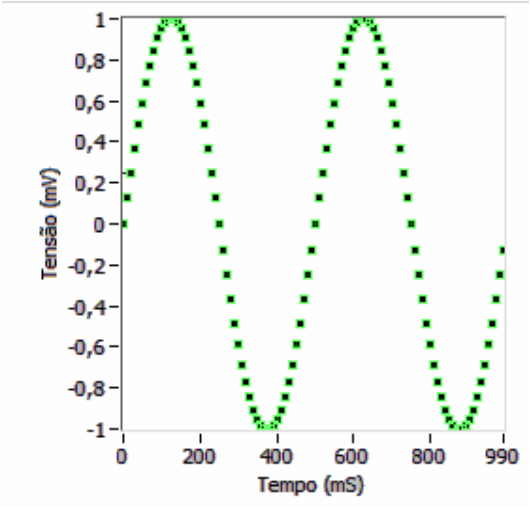


Figura 3.4 – Exemplo de sinal discreto.

Sinais Não Periódicos

Qualquer sinal $s(t)$ que não possua valores de T que satisfaçam a equação 3.2, para sinais contínuos, ou a equação 3.3, para sinais discretos, é chamado de não periódico ou aperiódico, como mostra a Figura 3.5.

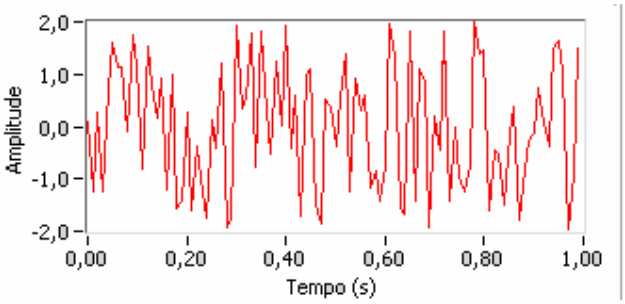


Figura 3.5 – Sinal aperiódico – ruído branco.

Sinais Determinísticos

Todo sinal, sobre o qual se conhece o seu valor em qualquer tempo é chamado de determinístico. Portanto, os sinais determinísticos podem ser modelados por funções matemáticas, podendo ser reproduzidos sempre que necessário. A Figura 3.6 mostra um sinal determinístico que obedece a seguinte equação: $s(t) = sin(2\pi * 5{,}5 * t)$.

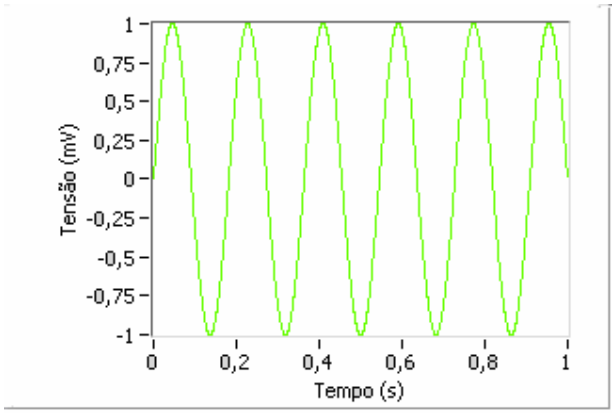


Figura 3.6 – Sinal determinístico de uma onda senoidal $s(t) = sin(2\pi * 5{,}5 * t)$

Sinais estocásticos

Um sinal estocástico pertence a uma classe de sinais onde não se tem a certeza da ocorrência de valores. Este sinal pode ser visto como membro de uma classe probabilística e é chamado de processo aleatório ou processo estocástico.

O ruído gerado por aparelhos eletrônicos e também os sinais biomédicos são exemplos de sinais estocásticos, conforme mostrado na Figura 3.7.

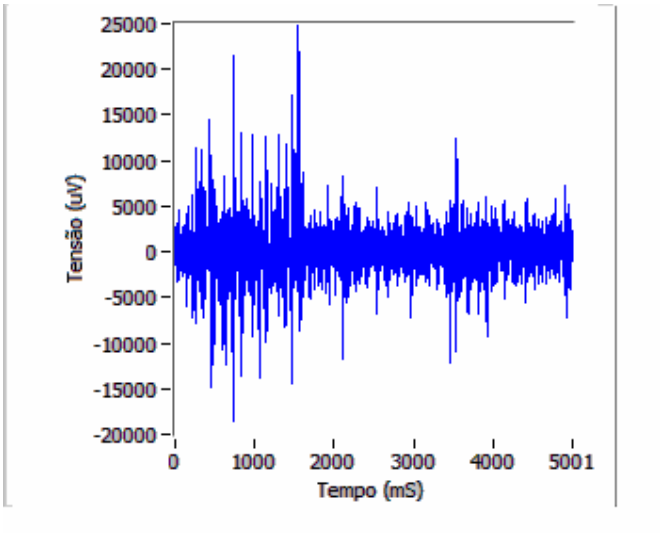


Figura 3.7 – Exemplo de sinal EMG e sua característica não determinística.

Sinais estacionários e não-estacionários

Um sinal estacionário é definido se os parâmetros do modelo de probabilidade do sinal são invariantes no tempo, isto implica que todos os parâmetros com a média, a variância, a composição do espectro de potência são invariantes no tempo. Já os sinais não-estacionários são variantes no tempo e seus parâmetros também. A Figura 3.6 é um exemplo de um sinal estacionário e a Figura 3.7 é um exemplo de sinal não-estacionário (VASEGHI, 2000).

3.3 Representação de sinais no domínio da freqüência e análise espectral

Na prática, a maioria dos sinais está no domínio do tempo na sua forma original e possui uma variável independe que é o tempo e uma variável dependente que é a amplitude.

As transformadas permitem que um sinal no domínio do tempo possa ser representado no domínio da freqüência. A seguir serão descritas quatro das principais técnicas de decomposição espectral de sinais, a saber: a transformada de Fourier, a transformada rápida de Fourier, a transformada janelada de Fourier e a transformada wavelet.

3.3.1 Transformada Contínua de Fourier (FT)

Quando se aplica a FT em um sinal, a informação de tempo é perdida e somente as informações de freqüência são preservadas.

A transformada contínua de Fourier é definida como:

$$S(f) = \int_{-\infty}^{\infty} s(t) e^{-j\pi ft} dt \tag{3.4}$$

Onde $S(f)$ é a transformada contínua de Fourier, $s(t)$ é o sinal existente no tempo t, f é a freqüência e $e^{-j\pi ft}$ é a função exponencial complexa que executa uma convolução com o sinal existente, para cada freqüência.

O termo exponencial da equação 3.4 pode ser expresso pelo conjugado

complexo descrito na equação 3.5.

$$e^{-j\pi ft} = \cos seno(2\pi ft) + jseno(2\pi ft) \tag{3.5}$$

Onde, a parte real da freqüência *"f"* é cosseno e a parte imaginária é o seno da freqüência *"f"*.

Sendo assim, o que realmente acontece é a multiplicação do sinal original por uma expressão complexa $s(t) \otimes e^{-j\pi ft}$, que contém senos e cossenos da freqüência *"f"*, e então este produto é integrado (somas infinitesimais), resultando nos valores que representam as infinitas componentes de freqüência do sinal $s(t)$.

3.3.2 Transformada Discreta de Fourier (DFT)

A Transformada discreta de Fourier é aplicada a uma série $s(n)$ (discreta) com comprimento finito N, e é definida por:

$$S(k) = \sum_{n=0}^{N-1} s(n) e^{-j2\pi kn/N} \qquad k = 0,1,2,...,N-1. \tag{3.6}$$

Onde, $s(n)$ é a seqüência de amostras de comprimento N, $e^{-j2\pi kn/N}$ é a base da função DTF gerada pelo $\text{cosseno}\,(2\pi kn/N)$ e pelo $\text{seno}\,(2\pi kn/N)$ e k determina a freqüência, por exemplo, k=7 corresponde a uma senóide (ou cossenóide) que completa 7 ciclos em N pontos. Assim, S(k) corresponde às k

componentes de freqüência do sinal s(n).

3.3.3 Transformada Rápida de Fourier (FFT)

Em 1965 um novo algoritmo, que implementa a transformada de Fourier, chamado de Transformada Rápida de Fourier (em inglês, Fast Fourier Transform - FFT) foi desenvolvido e popularizou a FT no meio acadêmico. A FFT é um algoritmo que calcula o espectro de freqüência de N pontos de sinais discretos. A FFT convencional exige que as amostras no domínio do tempo sejam potências inteira de 2 (128, 256, 512, 1024 etc). Para o cálculo da FFT existem basicamente dois algoritmos clássicos: a decimação no tempo (DIT) (que é o algoritmo de decomposição da seqüência de entrada) e a decimação na freqüência (DIF) (que é o algoritmo de decomposição da seqüência de saída) (LYNN & FUERST, 1993). Apenas como ilustração, apresentaremos a seguir o algoritmo de decimação na freqüência, cujo diagrama é mostrado na Figura 3.8.

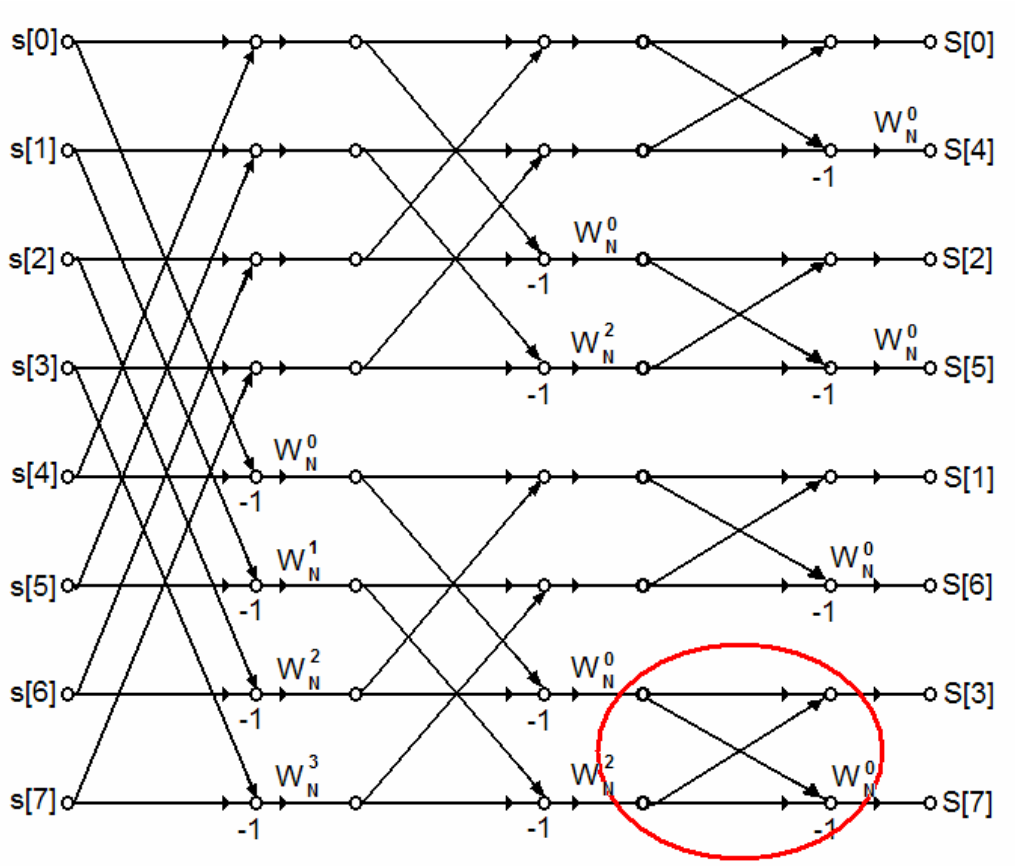


Figura 3.8 – Algoritmo da FFT usando a decimação em freqüência com 8 pontos (adaptado de LYNN & FUERST, 1993).

Como mostra o algoritmo DIF da Figura 3.8, os dados são recebidos em uma seqüência normal ($s[0], s[1], ..., s[6], s[7]$). Os encontros das setas correspondem a operações de soma ou subtração complexas (indicado por um sinal de -1). O sinal W_N^{nk} é número complexo descrito pela equação 3.7.

$$W_N^{kn} = e^{-j2\pi kn/N} \tag{3.7}$$

Onde k e n são constantes do algoritmo que variam de $0,1,2,...,N-1$ e N é o

número de Amostras

Após a resolução do algoritmo de decimação em freqüência, a saída do algoritmo apresenta uma seqüência ($S[0], S[4], S[1], S[5], S[2], S[6], S[3], S[7]$).

Na Figura 3.8 a estrutura em destaque é denominada de *"butterfly"* devido a sua semelhança com uma borboleta (LYNN & FUERST, 1993).

3.3.4 Transformada de janelada de Fourier continua (STFT)

Em 1946 Dennis Gabor adaptou a Transformada de Fourier, para observar unicamente uma pequena seção do sinal no tempo, utilizando uma técnica de janelamento do sinal no tempo. A idéia central do algoritmo é que, ao se ajustar a largura da janela pode-se detectar as componentes de freqüência nela contidas. Como exemplo, a Figura 3.9 mostra um sinal não estacionário de conteúdo espectral variável ao longo do tempo. Os segmentos A-B, B-C e C-D destacam os intervalos de tempo em que o conteúdo espectral do sinal é de 10Hz, 30Hz e 100Hz respectivamente. Se a janela utilizada para processamento da STFT for de 1 segundo, os resultados do processamento (aplicação da transforma de Fourier) deverão ser coerentes com o que de fato ocorre. Contudo, caso a janela seja maior ou menor que 1 segundo, os resultados poderão não representar adequadamente a realidade temporal. Assim, se for possível determinar adequadamente o tamanho da janela de análise, de forma que, naquele intervalo, o sinal tenha comportamento estacionário, podemos obter informações sobre quais freqüências ocorrem em determinado intervalo de tempo. Ou ainda, poderemos analisar o sinal em duas dimensões, no domínio do tempo e no domínio da freqüência.(PARRAGA, 2002).

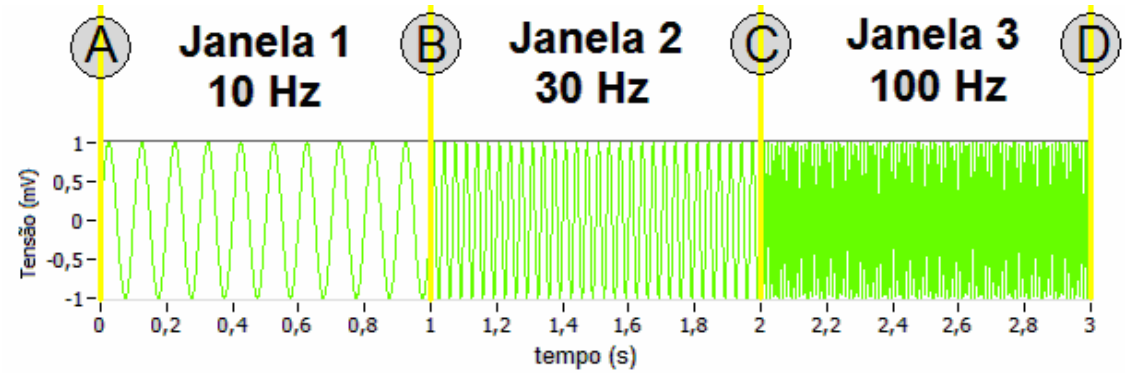


Figura 3.9 – Exemplo de sinal não estacionário senoidal.

A STFT continua é definida pela equação 3.8

$$STFT(\tau, f) = \int_{-\infty}^{\infty} s(t)\, g(t-\tau)\, e^{-j2\pi ft}\, dt \tag{3.8}$$

Onde, $s(t)$ é o sinal contínuo , $g(t-\tau)$ é a função de janelamento da STFT no intervalo de tempo $(t-\tau)$, t e τ são tempos final e inicial da janela, respectivamente, e $e^{-j2\pi ft}$ é a função exponencial que representa a transformada contínua de Fourier, .

Observando a equação 3.8, nota-se que o sinal $s(t)$ é multiplicado por $g(t-\tau)$ que representa a janela. Portanto, quando se promove uma convolução entre $s(t)$ e $g(t-\tau)$ o resultado é apenas a parcela de $s(t)$ contida na janela $g(t-\tau)$.

3.3.5 Transformada de janelada de Fourier discreta (STFT)

A STFT discreta se baseia na STFT contínua e, como mostrado na equação 3.9, executa o somatório de convoluções entre o sinal, a função de janelamento e uma expressão exponencial.

$$STFT(k,f) = \sum_{n=0}^{N-1} s(n)g(k-n)e^{-j2\pi fn/N} \tag{3.9}$$

Na equação 3.9, $s(n)$ é a seqüência de amostras de comprimento N, $g(k-n)$ é a função da janela de comprimento $k-n$, $e^{-j2\pi kn/N}$ é a base da função da DFT e f determina a freqüência.

3.3.6 Densidade espectral de potência (DEP)

A densidade espectral de potência (equação 3.10) é definida como transformada de Fourier da função de autocorrelação de um processo estacionário. Em outras palavras descreve a distribuição de um processo aleatório no domínio da freqüência.

$$\Gamma_{xx}(\tau) = \int_{-\infty}^{\infty} P_{xx}(f)e^{j2\pi f\tau}df \tag{3.10}$$

Onde:

Γ_{xx} é a densidade espectral de potência,

P_{xx} é a função de correlação da função,

$e^{j2\pi f\tau}$ é exponencial complexa da transformada de Fourier

3.3.7 Transformada Wavelet Contínua (CWT)

A transformada wavelet contínua (CWT) (equação 3.11) é definida a partir de um espaço de funções ortonormais[1], denominado baixas Wavelets, as quais formam uma base de funções da Transformada Wavelet. Assim a CWT é definida como uma convolução na forma:

$$CWT(a,b) = \frac{1}{\sqrt{|a|}} \int s(t)\Psi\left(\frac{t-b}{a}\right)dt \qquad a \neq 0 \tag{3.11}$$

3/1/2007

[1] Da álgebra linear funções ortonormais são funções ortogonais entre si com módulo = 1

Onde a constante $\frac{1}{\sqrt{|a|}}$ é usada para normalização da energia da função Wavelet em diferentes escalas, $s(t)$ é o sinal investigado, $\Psi\left(\frac{t-b}{a}\right)$ é a função de janelamento wavelet (equação 3.12) , t é o tempo em segundos, a é a fator de escala e b é o fator de translação.

$$\Psi\left(\frac{t-b}{a}\right) = \Psi_{a,b}(t) \tag{3.12}$$

A função $\Psi_{a,b}(t)$ (a=1 e b=0) é chamada de Wavelet básica ou Wavelet mãe. Quando os termos a e b variam de forma apropriada, eles formam a base de funções da Transformada. Note então que, como um convolução é feita, a resposta da CWT será proporcional ao grau de similaridade entre o sinal de entrada e a função wavelet-mãe $\Psi_{a,b}(t)$.

As wavelets $\Psi_{a,b}(t)$ são versões, escalonadas pelo parâmetro “a” e transladadas pelo parâmetro “b”, da função básica $\Psi(t)$ ou wavelet mãe.

Para permitir a recuperação do sinal $s(t)$ após a operação com a transformada, a função $\Psi_{a,b}(t)$ deve satisfazer a condição de admissibilidade C_k, determinada pela equação 3.13:

$$C_k = \frac{1}{2\pi}\int \frac{|\Psi(\omega)|^2}{|\omega|} d\omega < +\infty \tag{3.13}$$

Onde, $\Psi(\omega)$ é a Transformada de Fourier da função wavelet $\Psi(\omega)$ e $\omega = 2\pi f$.

A condição de Admissibilidade implica que a transformada de Fourier da função wavelet deve ser zero na componente de freqüência $\omega = 0$ (equação 3.14).

$$|\Psi(\omega)|^2_{w=0} = 0 \tag{3.14}$$

Assim, toda função wavelet deve ser oscilatória e possuir média zero no domínio tempo.

As wavelets mães podem assumir diversas formas e sua escolha é um fator importante (PARRANGA, 2002).

3.3.8 - Transformada Wavelet Discreta (DWT)

Para computar a Transforma Wavelet Discreta (DWT) podemos utilizar três métodos principais: aplicação da CWT com parâmetros de escala e translação discretos, aplicação da técnica de multiresolução desenvolvida por MALLAT (1989) e cálculo da DWT com base em CWT analítica.

I – Cálculo da DWT com base na CWT com parâmetros de escala e translação discretos

A equação 3.15 mostra o cálculo da DWT utilizando como base a CWT com parâmetros de escala e translação discretos (VALENS,1999).

$$DWT(m,p) = \int_{-\infty}^{\infty} s(t)\,\Psi_{m,p}\,dt \tag{3.15}$$

Sendo que.

$$\Psi_{m,p}(t) = \frac{1}{\sqrt{s_0^m}} \Psi\left(\frac{t - p\tau_0 s_0^m}{s_0^m} \right) \tag{3.16}$$

Onde, $s(t)$ é o sinal contínuo, $\Psi_{m,p}(t)$, é a função wavelet com os fatores inteiros de escala (m) e translações (p) discretizadas, $DWT(m,p)$ é a transformada wavelet discreta (coeficientes da wavelet), s_0 é o fator discreto escala que deve ser maior que 1 (usualmente, $s_0 = 2$, equação 3.16) e τ_0 é a translação, que depende do valor de s_0 (neste caso, usualmente $\tau_0 = 1$).

A equação 3.17 é obtida fazendo $s_0 = 2$ e $\tau_0 = 1$ na equação 3.16. Nestas condições a amostragem do sinal $s(t)$, no plano tempo-escala, pode ser analisada em um gráfico de amostragem diádico (Figura 3.11).

$$\Psi_{m,p}(t) = \frac{1}{\sqrt{2^m}} \Psi\left(\frac{t - p2^m}{2^m}\right) \text{ ; } p, m \in \textit{números inteiros} \tag{3.17}$$

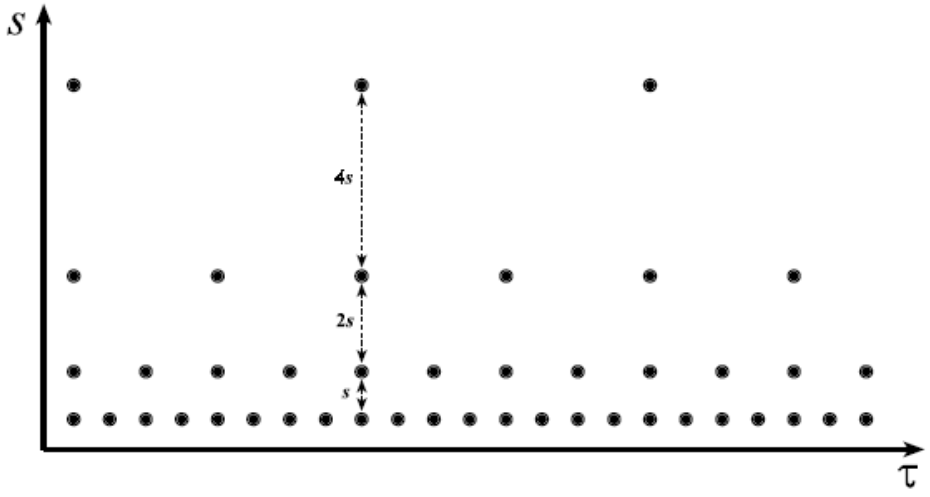


Figura 3.10 – Localização das wavelets discretas na grade diádica. (VALENS,1999).

Desta forma, tem-se uma escala de dilatação como uma potência de dois $(a_m = 2^m)$, e passos de translação de um passo da escala de dilatação $(b_p = 2^m\, p = a_{m.p})$.

II – Cálculo da DWT com base em multiresolução

O cálculo da DWT, através do uso de filtros, é a forma mais eficiente de aplicar a transformada Wavelet. Esta técnica foi desenvolvida por MALLAT (1989),

que propõe a decomposição da wavelet-mãe com base na técnica de multiresolução que permite estudar sinais em múltiplas bandas de freqüências (PARRANGA, 2002). A função wavelet $\Psi(t)$ é associada a um filtro passa-alta, que produz os coeficientes de detalhes da decomposição Wavelet e uma função de escala ou de escalonamento $\Phi(t)$ é associada a um filtro passa-baixa que produz os coeficientes de aproximação da decomposição da Wavelet.

O processo de decomposição Wavelet por multiresolução é ilustrado na Figura 3.12. Como se nota, trata-se de um processo de codificação em sub-bandas, onde o sinal é filtrado (filtros passa-baixa (H) e passa-alta (G)) e sofre uma decimação, dando origem aos coeficientes Wavelet de aproximação (cA) e detalhe (cD), cada um com metade da dimensão do sinal original.

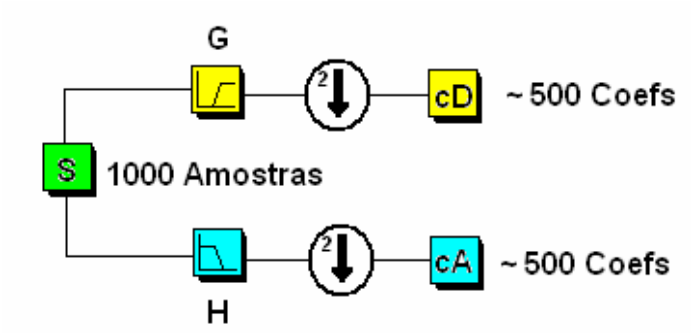


Figura 3.11 – Processo de filtragem e decimação (H filtro passa-baixa e G filtro passa-alta).

Na realidade este processo de decomposição do sinal em suas sub-bandas é um processo iterativo com sucessivas decomposições nos coeficientes de aproximação. Portanto, o que se obtém é uma árvore de decomposição da wavelet em sub-bandas que pode ser vista sendo uma estrutura de banco de filtros (chamados de Filtros de Quadratura - Quadrature filter (QF)), conforme ilustra a Figura 3.13:

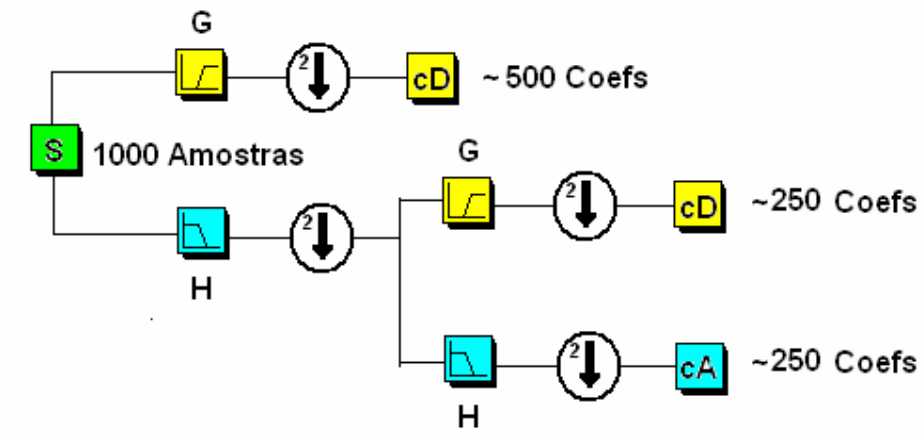


Figura 3.14 – Decomposição DWT em sub-bandas.

Para que esta decomposição seja possível é necessário a aplicação de uma função de escalonamento $\Phi(t)$ no sinal (equação 3.18). Esta função deve ser contínua, geralmente real e ainda satisfazer a condição de admissibilidade, ou seja:

$$\int \Phi(t)dt = 1 \qquad 3.18$$

A função de escalonamento $\Phi(t)$ (equação 3.19) é deslocada em valores discretos para construção da base de funções em cada nível de resolução e é dilatada por um fator de escala diádica (2^n):

$$\Phi(t) = 2\sum_{n \in Z} h_d(n)\Phi(2t - n) \tag{3.19}$$

$\Phi(t)$ é a função de escalonamento com os fatores inteiros de escala (n) e $h_d(n)$ representa os coeficientes do filtro passa-baixa que deve satisfazer a equação 3.20 (DAUBECHIES,1992)

$$\sum_{n \in Z} h_d(n) = 1 \tag{3.20}$$

A equação 3.21 mostra a o processo de cálculo wavelet:

$$\Psi(t) = 2\sum_{n \in Z} g_d(n)\Phi(2t - n) \qquad 3.21$$

Onde, $\Psi(t)$ é a wavelet mãe , $g_d(n)$ são os coeficientes do filtro passa-alta, $\Phi(2t - n)$ é a função de escalonamento e n indica a quantidade de valores positivos discretos da escala.

Desta forma, os coeficientes de aproximação e detalhe, gerados pela aplicação dos filtros descritos anteriormente, podem ser calculados como mostram as equações 3.22 e 3.23.

$$c\,A_j(n) = \sum_s f(s)\, h_d(2k - s) \tag{3.22}$$

$$c\,D_j(n) = \sum_s f(s)\, g_d(2k - s) \tag{3.23}$$

Onde, $f(s)$ é sinal, h_d e g_d são os filtros de meia banda, j é o nível de decomposição, $c\,A_j$ e $c\,D_j$ são os coeficientes da DWT (aproximação e detalhe) e *s* é fator discreto da análise (passo de cada filtro).

Utilizando as equações 3.22 e 3.23, podemos desenvolver algoritmos recursivos para qualquer nível de dilatação, pois a relação entre as equações 3.22 e 3.23 é sempre constante. As equações 3.24 e 3.25 demonstram esta recursividade.

$$c\,A_{j-1}(n) = \sum_s c\,A_j(s)\, h_d(2k - s) \tag{3.24}$$

$$c\,D_{j-1}(n) = \sum_s c\,D_j(s)\, g_d(2k - s) \tag{3.25}$$

Note então quem, ajustando adequadamente o par de filtros de Quadratura, é possível obter uma cobertura aproximada do espectro de freqüências do sinal de entrada (BENDAT & PIERSOL, 1994).

III – Cálculo da DWT com base na CWT Analítica

Para analisar a evolução de um sinal em faixas de freqüências no tempo podemos utilizar a transformada wavelet analítica (AWT), que realiza a separação das informações de fase e amplitude do sinal. Para separar a fase de uma componente de freqüência, a AWT utiliza uma função complexa que pode ser construída a partir da modulação em freqüência de uma janela real e simétrica (MALLAT, 1999).

A equação 3.26 demonstra a construção da função real e simétrica (janela), desenvolvida a partir da componente real de um conjugado complexo.

$$\Psi(t) = g(t)e^{jnt} \tag{3.26}$$

Onde, e^{jnt} é a parte real do conjugado complexo e $g(t)$ é uma função complexa e simétrica. Assim, podemos calcular $g(t)e^{jnt}$ através de uma janela gaussiana, como mostra a equação 3.27 (MALLAT, 1999).

$$\Psi(t) = g(t)e^{jnt} = \left(\frac{1}{(\sigma^2 \pi)^{1/4}} e^{-\frac{t^2}{2\sigma^2}} \right) e^{jnt} \tag{3.27}$$

Os passos seguintes para conclusão dos cálculos são exatamente os mesmos descritos para calcula da CWT discreta. Observa-se então que o processamento da AWT difere do processamento da DWT apenas no tipo de janela utilizado.

3.4 Conclusão

Conforme descrito neste capítulo, a transformada convencional de Fourier (DFT ou FFT) não consegue tratar adequadamente sinais não-estacionários ou estocásticos, pois, dentre outros aspectos, não permite a determinação correta do conjunto de freqüências do sinal em um determinado instante tempo (BALDISSERA, 2001). A introdução de técnicas como a STFT procurou minorar as dificuldades da FFT, entretanto, a definição exata das janelas de análises é bastante complexa. . Além disso, a STFT trata com janelas de tempo fixas, o que implica na possibilidade de erros quando o conteúdo espectral do sinal é não-estacionário.

A Transformada Wavelet pode ser utilizada como uma opção bastante razoável quando se necessita de boa representação do sinal no plano tempo-

freqüência. Diferentemente da STFT, as janelas de análise da WT não possuem resolução fixa em todo o tempo, mas variam conforme as freqüências desejadas.

A transformada wavelet apresenta baixo custo computacional quando comparado com a transformada de Fourier na análise de transientes, rajadas (*bursts*) e outras descontinuidades em sinais não periódicos (FARIAS, 1997).

Na análise multiresolucional, a transformada wavelet oferece baixa complexidade algorítmica, consequentemente, baixo custo computacional (FARIAS, 1997).

Caso o leitor deseje se aprofundar no tema, recomenda-se o livro de Ingrid Daubechies (1992), que apresenta uma análise matemática detalhada sobre a teoria wavelet.

Capítulo 4 – Proposta de um aplicativo de software para análise de sinais via wavelet

4.1 Introdução

Para a analise dos sinais via wavelet foi desenvolvido um aplicativo de software denominado Processamento Digital de Sinais em Wavelet (PDSW) em LABVIEW 8.0 (Labview é Marca registrada da National Instruments).

O aplicativo de software foi dividido em 5 grandes módulos, dentro dos quais todas as funcionalidades foram implementadas. O anexo A2 deste trabalho contém a descrição das principais funções dos menus, sua utilização, seus algoritmos e demais detalhamentos referentes ao seu desenvolvimento.

O diagrama da Figura 4.1 mostra a arquitetura de modularização do aplicativo de software.

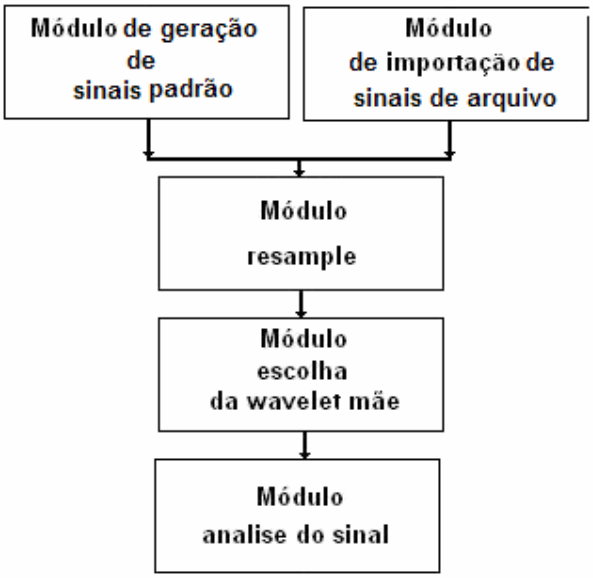


Figura 4.1 – Diagrama do aplicativo de software para analise de sinais.

- Módulo de importação de sinais de arquivo: responsável pela leitura de dados contidos em arquivos gerados por equipamentos de coleta de dados.
- Módulo de geração de sinais padrão: Este módulo permite a geração de diversas formas de ondas com conteúdo espectral conhecido, que pode ser utilizado para estudos e validações das implementações feitas no módulo de analise de sinais.
- Módulo resample: sempre que a quantidade de amostras do sinal não seja potência de 2, o sistema automaticamente aciona a re-amostragem das formas de ondas a serem estudadas.
- Módulo de escolha da wavelet mãe: este permite a seleção da wavelet mãe a ser empregada no módulo de análise de sinal.
- Módulo de analise do sinal: neste módulo estão implementadas todas as funções de análise de sinais – descritas adiante.

4.2 O aplicativo de software desenvolvido

Ao ser executado, o aplicativo inicia o carregamento de todos os módulos de processamento na memória (Figura 4.2).

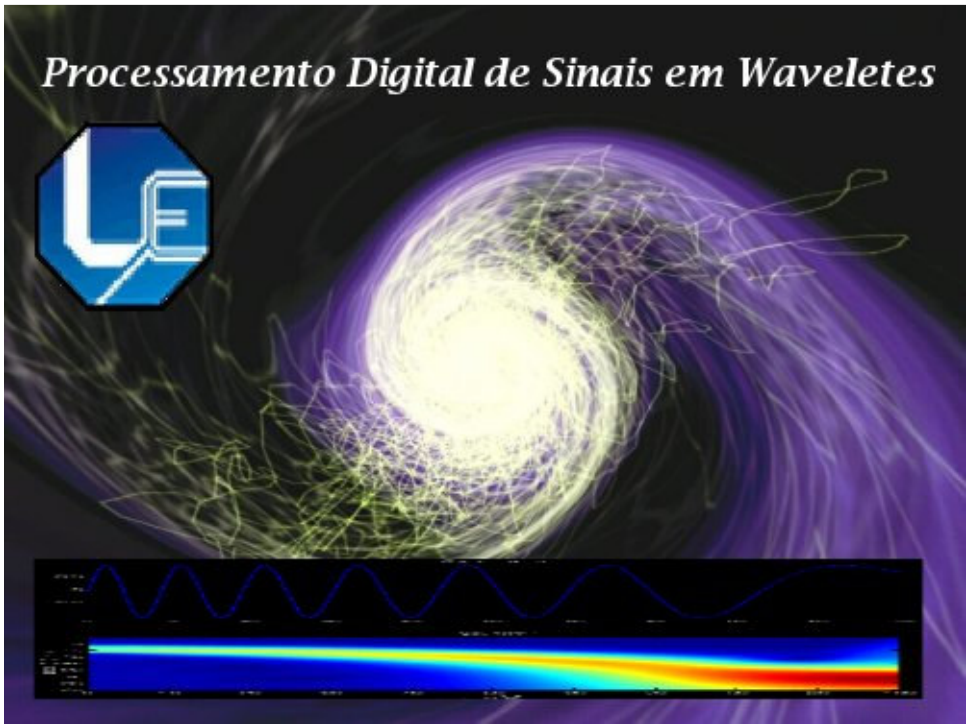


Figura. 4.2 – Janela de apresentação do aplicativo.

Finalizado o carregamento inicial, a interface homem-máquina mostrada da Figura 4.3 é aberta. Este é o módulo principal do aplicativo e permite ao usuário o acesso a todas as funcionalidades do sistema.

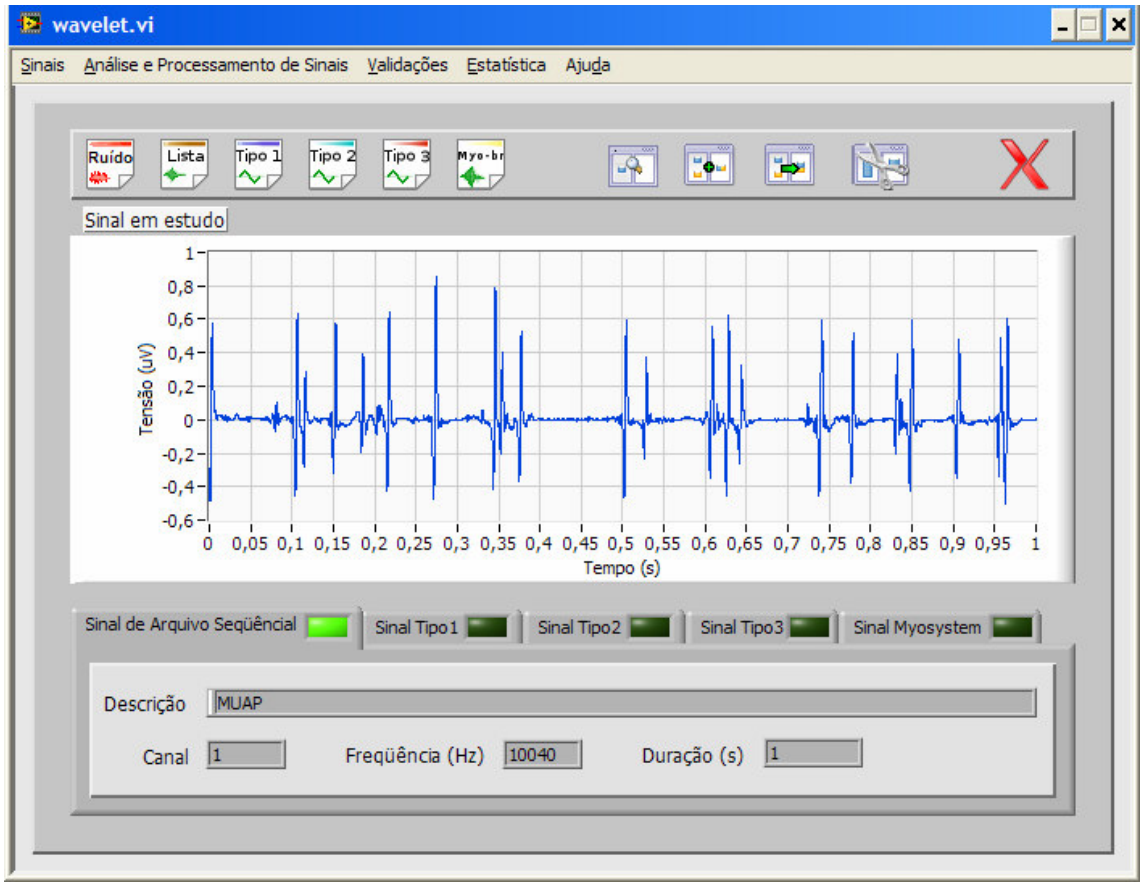


Figura 4.3 – Módulo principal do aplicativo.

Neste módulo o usuário tem acesso às funções do software através de botões de ação rápida ou menus de funções.

As funções disponíveis por meio do acionamento de botões de ação rápida estão localizadas na parte superior da janela de interface, logo abaixo dos menus de funções. Nesta barra o usuário tem disponíveis as seguintes operações:

(a)	Ruído	módulo de geração de ruído branco
(b)	Lista	módulo de importação de sinais de arquivo seqüencial – Lista
(c)	Tipo 1 Tipo 2 Tipo 3	módulos de geração de sinal padrão do Tipo 1, Tipo 2 e Tipo 3
(d)	Myo-br	módulo de importação do sinal gerado pelo eletromiógrafo
(e)		módulo de utilização direta do sinal importado ou gerado
(f)		módulo de soma de sinais
(g)		módulo de concatenação de sinais
(h)		módulo de recorte de sinais
(i)		sair do aplicativo

4.2.1 – Importação de dados armazenados em arquivos

Este módulo executa a importação de dados gravados em arquivos em formato. A Figura 4.4 mostra a interface deste módulo onde, para que o sinal possa ser lido, o usuário deverá preencher os seguintes campos obrigatórios: #Amostras (quantidade de amostras), Tempo de duração (s) (período total da amostragem em segundos), Canal (caso o arquivo possua dados de vários canais (fontes) deve-se definir o canal que se deseja) e Descrição. A definição do valor de ganho não é obrigatória e pode ser utilizado quando se deseja apresentar o sinal descontando-se

as amplificações dos sistemas de condicionamento de sinais.

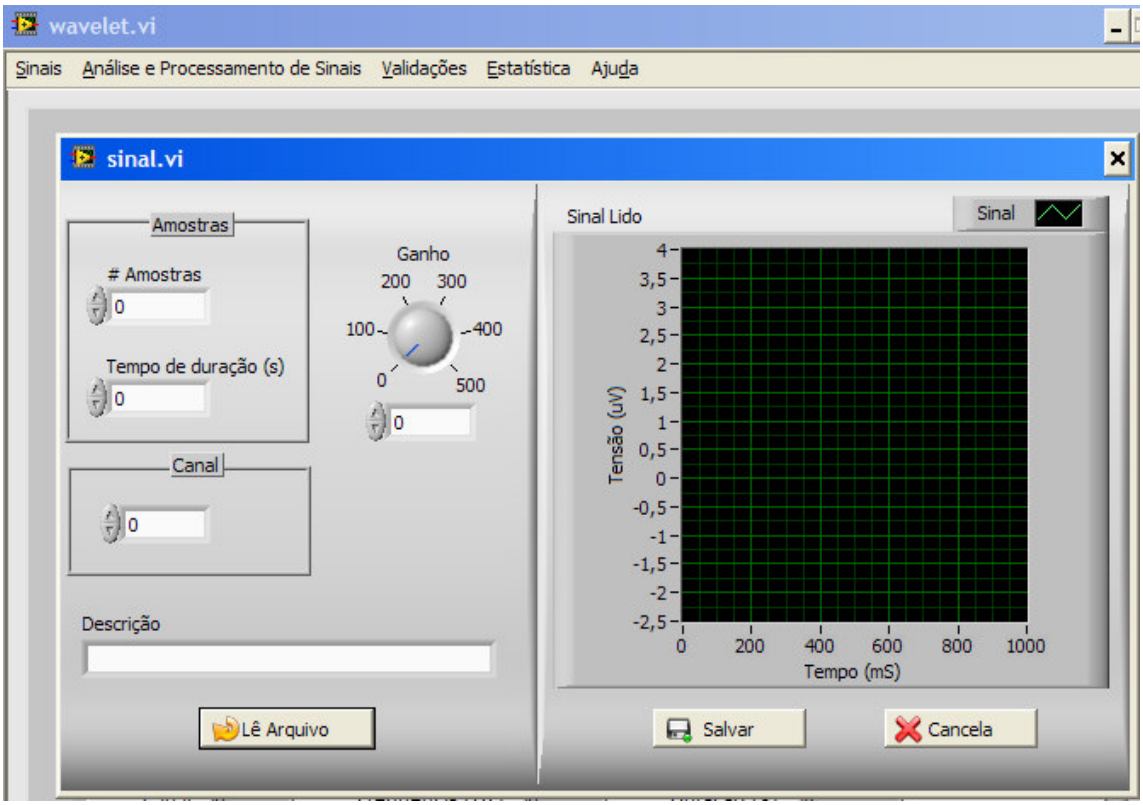


Figura 4.4 – Interface de leitura de arquivo seqüencial.

Após o preenchimento dos campos o usuário aciona o botão “Lê Arquivo”, que abre a interface de leitura de arquivo (Figura 4.59). Ao término da leitura, pode-se transferir os dados do sinal para a memória (botão salvar) ou descartar os dados (botão Cancelar). Note que, ao transferir os dados para a memória possibilita-se que estes sejam processados pelas unidades de análise.

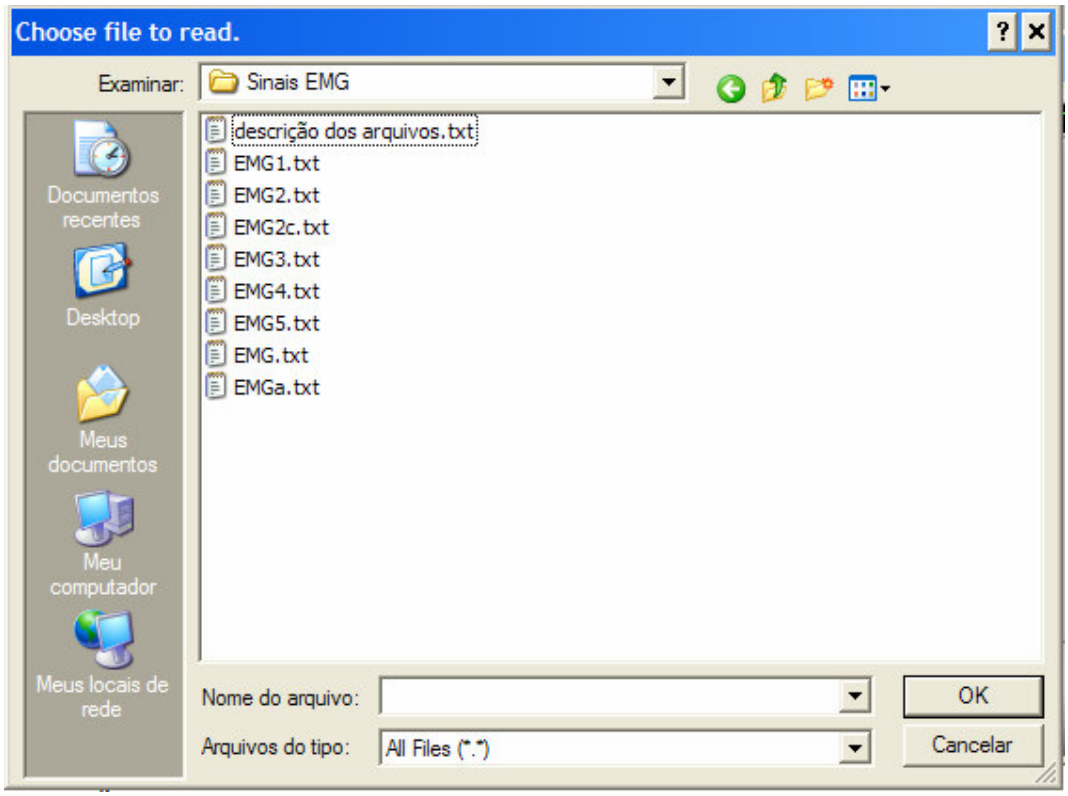


Figura 4.5 – Interface para seleção de arquivo de dados.

4.2.2 – Geração de sinais padrão

O módulo de geração de sinal padrão, como já descrito, pode ser utilizado para gerar até 3 sinais diferentes. A Figura 4.6 corresponde à interface de geração em que o usuário deverá preencher os seguintes campos obrigatórios: #Amostras (quantidade de amostras), Tempo de duração (s) (período total da amostragem do sinal, em segundos), Canal (se esta geração simular um equipamento multicanais, deve-se definir qual o canal de captura) e a freqüência do sinal a ser gerado, em Hz. A função ganho e do tipo da forma de onda não são obrigatórias, por padrão o tipo de forma de onda é senoidal e o ganho é unitário.

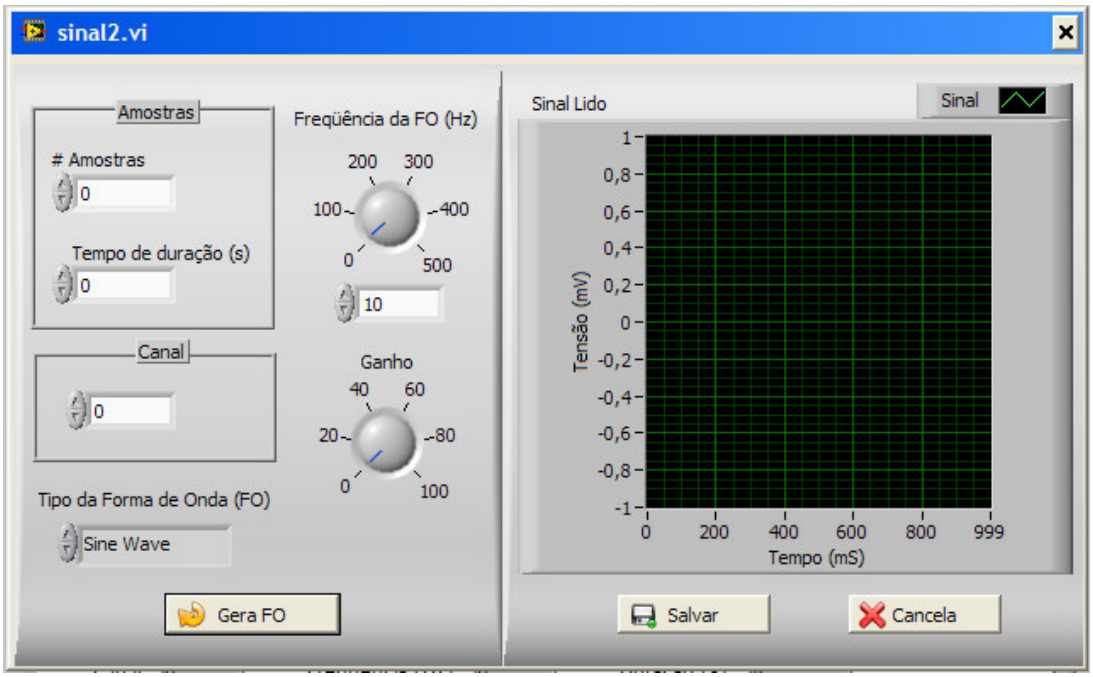


Figura 4.6 – Interface de geração de sinais padrão.

Após o preenchimento dos campos, o usuário poderá acionar o botão “Gera FO”, que efetivamente realiza os cálculos e gera a forma de onda (FO) desejada. Da mesma forma que para sinais provenientes de arquivo, pode-se transferir os dados gerados para a memória (botão salvar) ou descartá-los (botão Cancelar).

4.2.3 – Importação de dados de equipamento específico

Este módulo executa importação de dados armazenados em arquivos gerados pelo eletromiógrafo MyosystemBr1-P42 da empresa DataHominis Tecnologia Ltda. A Figura 4.7 mostra a interface deste módulo. Note que, após a leitura do arquivo todos os campos da interface são preenchidos.

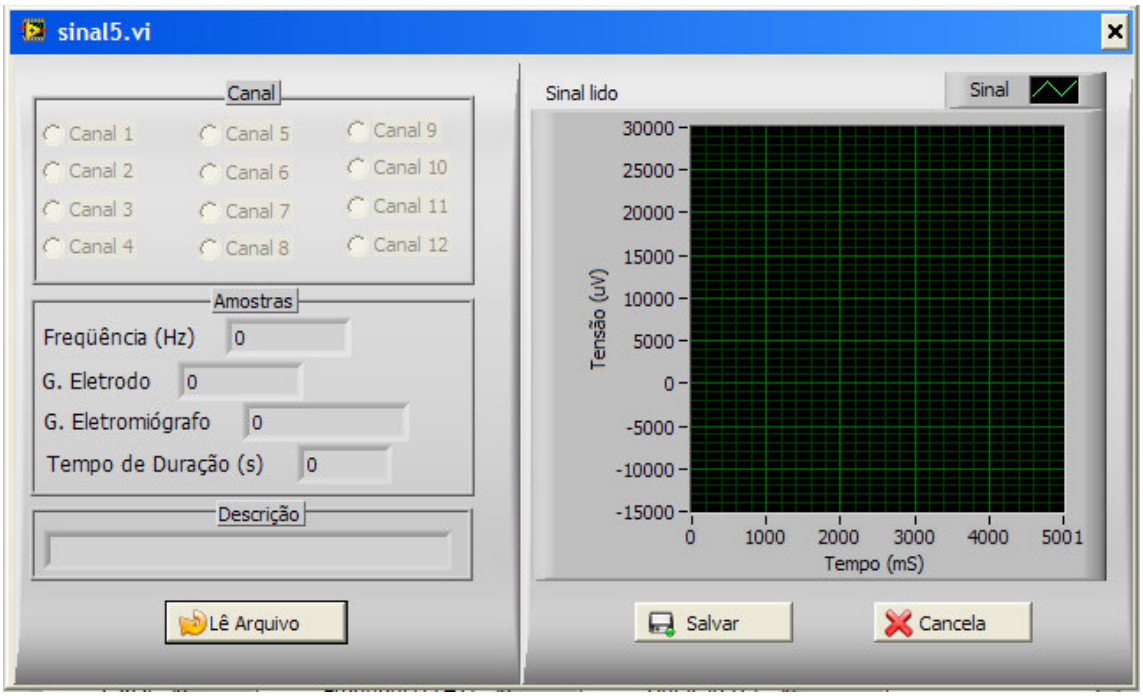


Figura 4.7 – Interface de importação do sinal gerado por equipamento específico.

4.2.4 – Geração de ruído branco

O módulo de geração de ruído branco pode ser utilizado para gerar um sinal composto por um ruído branco gaussiano, que pode ser filtrado por até 4 filtros diferentes. O objetivo deste módulo é também gerar um sinal padrão a ser utilizados em testes e avaliações do sistema. A Figura 4.8 corresponde a interface de geração, em que o usuário deverá preencher os seguintes campos obrigatórios: #Amostras (quantidades de amostras), Tempo de duração (s) (período total da amostragem, em segundos), Canal (em simulações de sistemas multicanais deve-se definir qual o canal de entrada). Caso o botão “Filtro” seja acionado, o sinal gerado será filtrado de acordo com as seguintes opções: tipo de filtro, ordem do filtro, tipo de filtragem,

freqüência de corte baixa, freqüência de corte alta, atenuação e ripple. Os filtros disponíveis são: butterworth, elíptico, Chebyshev e Chebyshev.

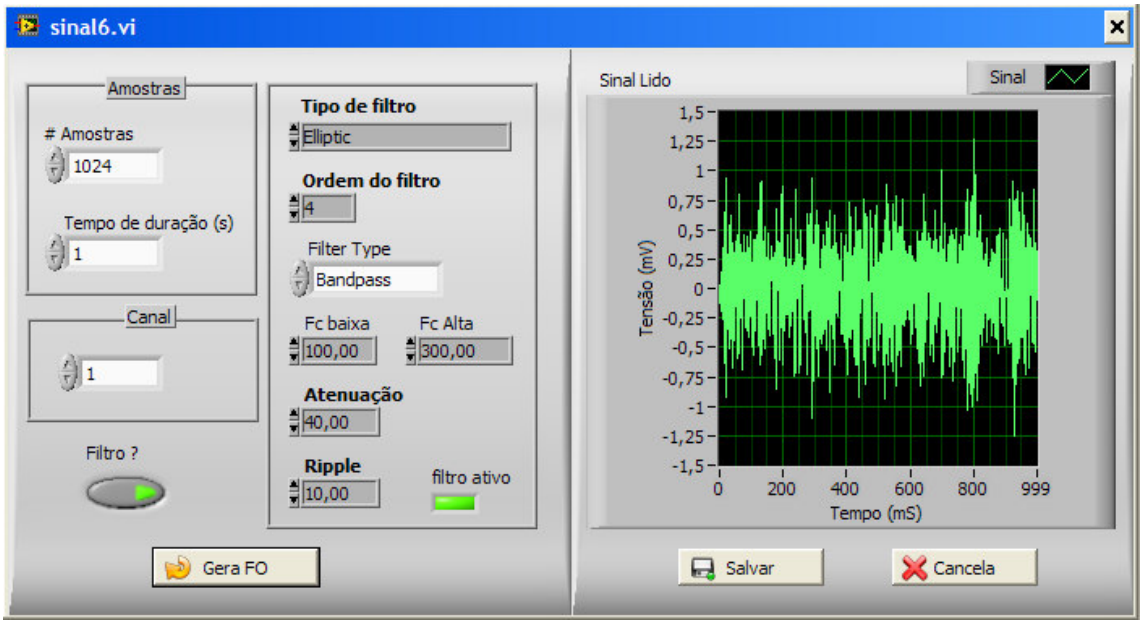


Figura 4.8 – Interface de geração de ruído branco.

Após o preenchimento dos campos o usuário poderá acionar o botão “Gera FO”. Ao término da geração do sinal, poder-se transferir os dados para a memória (botão salvar) ou descartá-los (botão Cancelar).

4.2.5 – Concatenação de sinais

Note que, os módulos de geração de sinais e importação de dados, permitem colocar os dados gerados, ou importados, em memória. Uma vez armazenados na memória o usuário poderá, para verificações e validações, realizar operações com estes sinais em memória.

A concatenação é utilizada para gerar um sinal composto pelo sequenciamento dos vários sinais em memória. A concatenação de sinais obedece a uma ordem pré-estabelecida, primeiro o sinal importado por leitura de arquivo seqüencial (Lista), depois os sinais padrão Tipo 1, Tipo2 e Tipo 3 e, por fim, o sinal que porventura tenha sido importado do equipamento MyosystemBr1-P42. O usuário poderá concatenar até 5 sinais. A Figura 4.9 exibe a interface de concatenação, onde o usuário poderá escolher qualquer sinal em memória, através dos botões de seleção de sinal (“Sinal 1” a “Sinal 5”) e em seguida acionar o botão “Salvar”. Assim, o sinal concatenado poderá ser disponibilizado para análise. Note, por exemplo, que esta técnica permite simular um sinal com conteúdo espectral variável ao longo do tempo, mas conhecido.

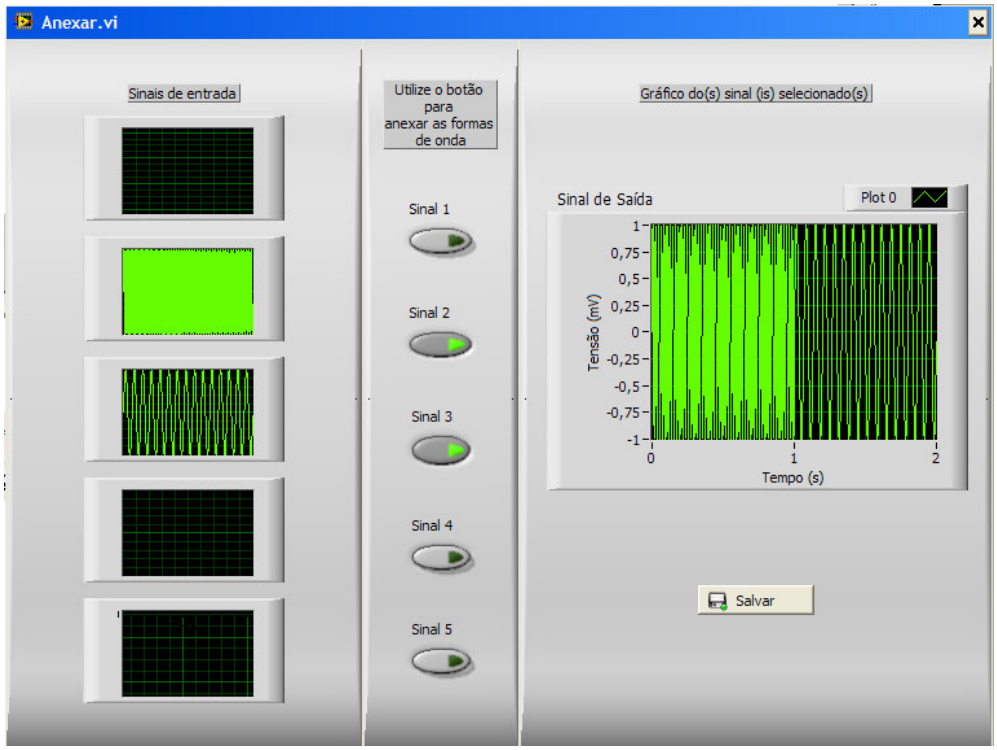


Figura 4.9 – Interface de concatenação de sinais.

4.2.6 – Soma de sinais

O módulo de soma tem os mesmos princípios de funciona do módulo de módulo de concatenação, porém os sinais disponíveis em memória, quando selecionados, são somados. A Figura 4.10 exibe a interface de soma de sinais, onde o usuário poderá escolher qualquer sinal em memória, através com botões de seleção de sinal (“Sinal 1” até “Sinal 5”) e em seguida acionar o botão “Salvar”. O sinal resultante estará então disponível para análises.

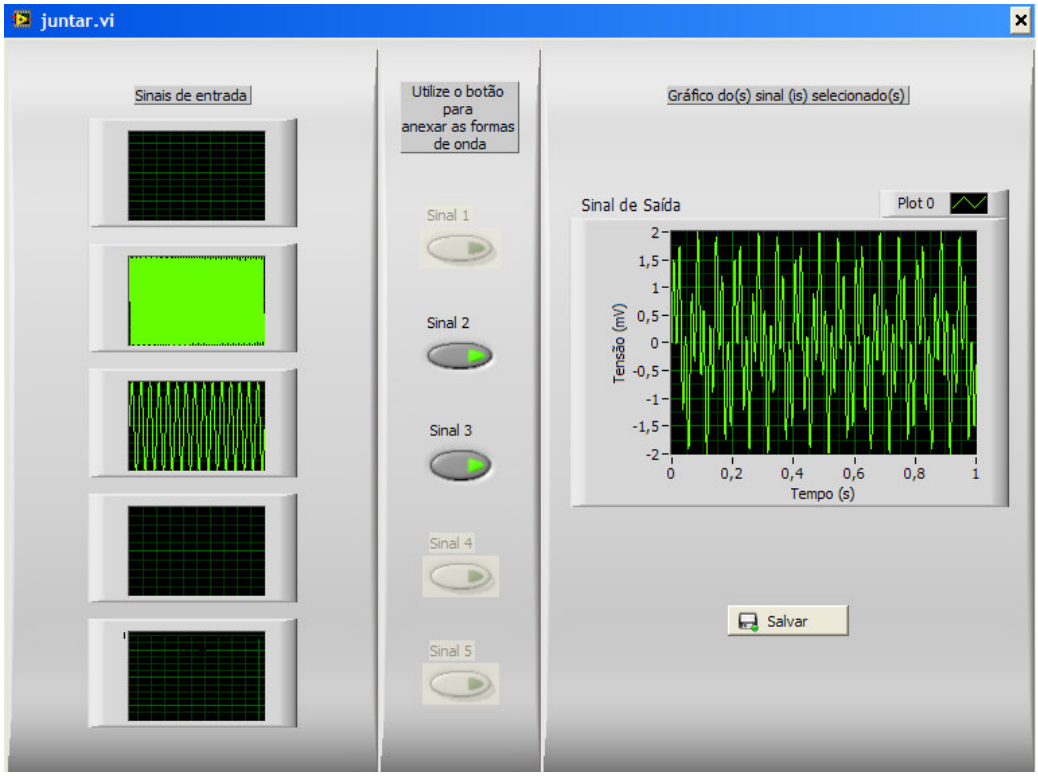


Figura 4.10 – Interface de soma de sinais.

Uma vez importados os dados ou gerados sinais padrão através das diversas funcionalidades descritas, podemos iniciar a fase de análises.

4.2.7 – Menu "Análise e Processamento de sinais"

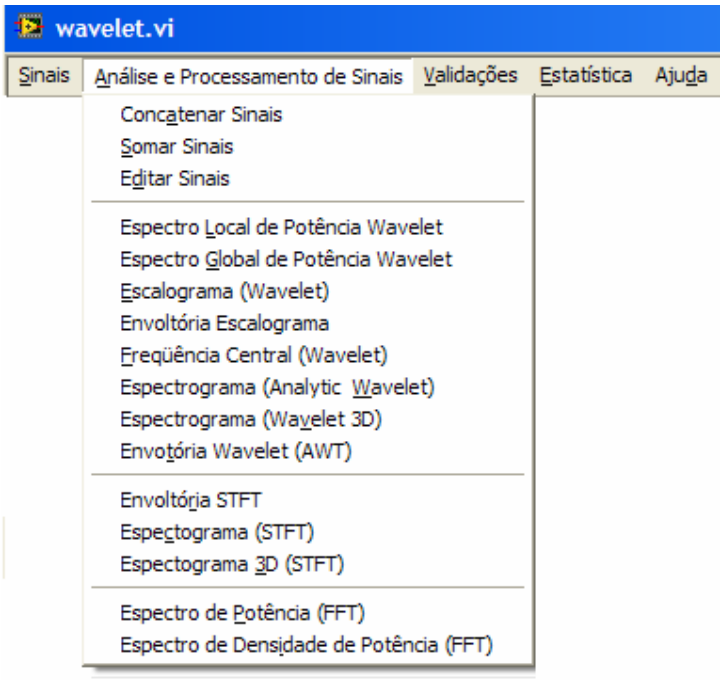


Figura 4.11 – Menu de acesso às funções de análise do sinal em estudo

Neste item de menu o usuário pode utilizar as seguintes funções:

- Concatenar sinais, somar sinais e recortar sinais.
- Processar sinais utilizando Wavelets, função de escalograma, a função espectrograma da AWT, função espectrograma 3D, as funções de espectro local e global de Potência, funções de envoltória do espectro de potência agregado e envoltória da potência agregada para espectrogramas, tanto para a AWT como para a CWT gerada pela análise do escalograma.

- Funções para análise de sinais utilizando STFT, envoltória do espectro de potência agregado e envoltória da potência agregada, função Espectrograma e função espectrograma 3D.
- Funções para análise de sinais utilizando FFT, Espectro de potência espectro da densidade de potência.

4.2.8 – Menu "Validação"

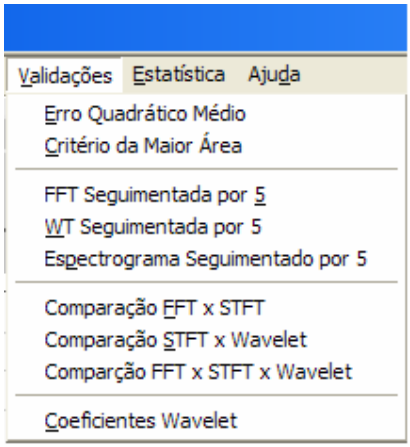


Figura 4.12 – Menu de acesso às funções de validação

Este item de menu possibilita diversas funções para validação dos processos. Como por exemplo, permite definir o critério de escolha da wavelet utilizando (a) o erro quadrático médio gerado pela comparação do sinal original com o gerado pela transformada wavelet discreta inversa, Visualização dos detalhes e da aproximação da Transformada Wavelet Discreta; (b) critério área sob a curva gerada pelo espectro de potência local wavelet.

4.2.9– Menu “Estatística”

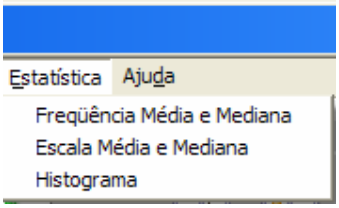


Figura 4.13 – Menu de acesso às funções de estatísticas

Conforme mostrado na figura 4.13, este item de menu permite avaliar as freqüências média e mediana, as escalas média e mediana e o histograma do sinal.

Capítulo 5 – Estudo de casos da aplicação de Wavelets no processamento de sinais EMG

5.1 Introdução

A análise de sinais EMG, como ferramenta de diagnóstico, vem sendo usada nas mais diversas áreas, como por exemplo: anatomia, reabilitação, fisioterapia, medicina, esportes, odontologia etc (CLARYS & LEWILLIE, 1992). Baseada nesta análise, estas áreas produzem aplicações e estudos, entre os quais podemos citar: estudo as lesões da unidade motora para diferentes patologias miogênicas e neurogênicas; estudo de fraqueza, fadiga e paralisia muscular; lesões supra-nucleares e estudo dos reflexos; estudo da velocidade de condução nervosa, estudo da função muscular normal, estudos ergonômicos relacionados com atividades musculares, detecção de esforço muscular durante atividades físicas, além de estudos e acompanhamento do desenvolvimento muscular em fisioterapias etc (ALMEIDA, 1997).

Atualmente esta análise pode ser utilizada para o acionamento de próteses, em sistemas de estimulação elétrica neuromuscular e outros processos de reabilitação (ORTOLAN, 2002).

Diante do exposto, este capítulo descreve a aplicação do processamento

Wavelet para análises de sinais EMG, através de exemplos de estudos de casos distintos, a saber:

- Uso de Wavelets analíticas para análise de sinais EMG associados a contrações estáticas e dinâmicas: Para avaliar a viabilidade de processamento de contrações dinâmicas e estáticas serão utilizadas diversas técnicas associadas à Wavelets analíticas, dentre estas o cálculo da envoltória do espectro de potência agregado. Esta técnica utiliza o espectrograma do sinal EMG para determinar quais as freqüências estão presentes no mesmo, em determinado instante de tempo, baseado em sua energia. Será mostrado ainda como analisar as características do sinal ao longo do tempo através da envoltória de potência agregada.
- Uso de Wavelets contínuas para detecção de potenciais de ação de unidades motoras (MUAPs): Para isto será utilizado o escalograma wavelet e também a envoltória de potência agregada. Neste caso específico, serão avaliadas três familias de Wavelets (Daubechies de ordem 4 (db4), Coiflet de ordem 4 (coif4) e Symlet de ordem 5 (sym5)) no intuito de selecionar aquela com melhor desempenho. Apesar do software possibilitar a seleção de diversas wavelets-mãe, decidiu-se avaliar apenas aquelas três por se tratarem das mais indicadas na literatura, para processamento de sinais EMG (ISMAIL e ASFOUR (1998), PATTICHIS *et al* (1996), WHANG *et al* (2004), LIU *et al* (2004), WANG *et al* (2006) e DIAB et al (2004)).

Entretanto, antes de iniciarmos as análises propriamente ditas, é importante definirmos inicialmente os conceitos envolvendo o cálculo do espectro de potência agregada e a envoltória de potência agregada.

5.2 Envoltória do espectro de potência agregada X envoltória de potencia agregada

A envoltória do espectro de potência agregado e a envoltória da potência agregada são técnicas de análise baseadas em espectrogramas e escalogramas, que tem como base o estudo da potência de uma dada energia calculada pela aplicação das transformadas wavelets. O gráfico de potência gerado pela CWT (wavelet contínua) é um escalograma onde é possível verificar a potência do sinal no plano tempo-escala. Se analisarmos alterarmos a escala para unidades freqüência podemos então estudar o chamado espectrograma, que representa a potência do sinal no plano tempo-freqüência.

Para o caso dos espectrogramas, a envoltória de potência agregada é definida como a somatória de todas as energias das freqüências em cada faixa de tempo (CORTOPASSI, 2006). Por analogia, no plano tempo-escala, a envoltória de potência agregada é a somatória das energias das escalas.

A figura 5.1a mostra um espectrograma de um dado sinal. Note que as energias (potência) são definidas em dB, na faixa de -20 a +20.

A envoltória de potência agregada é gerada pela soma de todos os valores de potência em cada intervalo de tempo do espectro, resultando uma curva de envoltória de potência versus tempo (Figura 5.1b). Similarmente, o espectro de

potência agregada é gerado pela soma de todas as potências em cada banda de freqüência, resultado em um gráfico de potência versus espectro de potência (Figura 5.1c).

Uma vez que os valores agregados são gerados e normalizados para uma unidade de área, estes podem ser tratados como funções de densidade de probabilidade, tendo o tempo e a freqüência como variáveis. Destas funções várias medidas de tendência central e dispersão podem ser calculadas, baseadas em regras estatísticas.

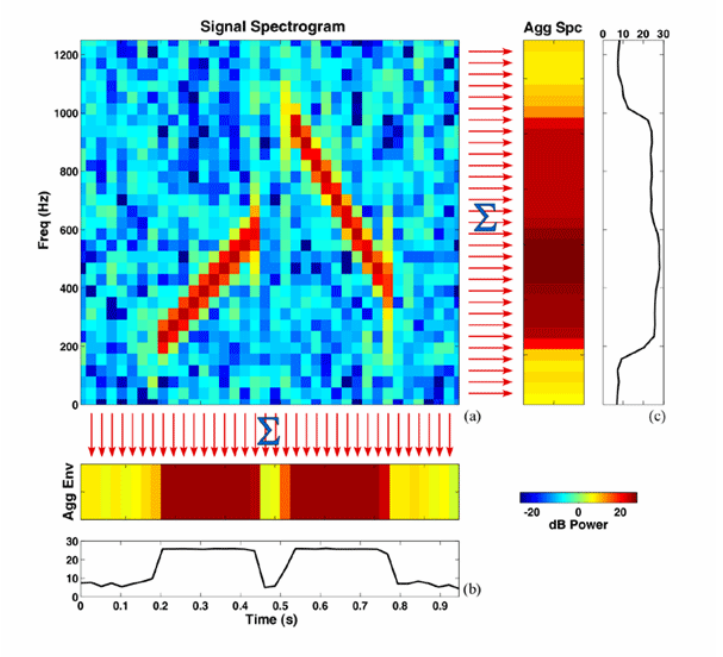


Figura 5.1 – (a) Exemplo de espectrograma de sinal, (b) Envoltória de potência agregada e (c) Envoltória do espectro de potência agregado extraído de (CORTOPASSI, 2006).

5.3 Análise de sinal EMG do músculo reto da coxa direita em contração estática

O sinal EMG em questão (Figura 5.2) foi gerado pela contração estática do músculo reto da coxa direita durante cinco segundos, detectado através eletrodo de superfície e digitalizado a uma freqüência de 2kHz.

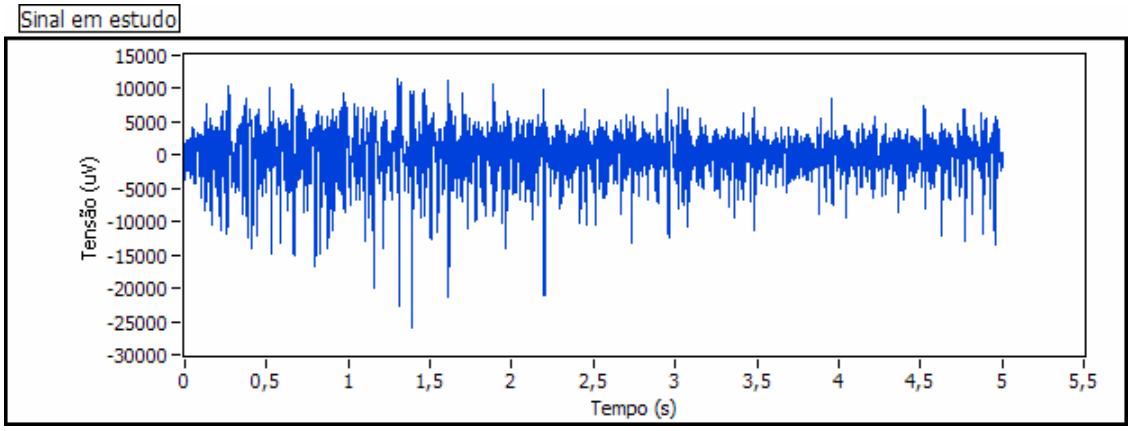


Figura 5.2 –Sinal EMG do músculo reto da coxa direita em contração estática.

Este sinal foi importado pelos módulos do aplicativo de software desenvolvido e processado pela AWT (conforme equação 3.26). O espectograma resultante é mostrado na Figura 5.3. Note que, diferentemente de outros métodos de visualização de conteúdo espectral, este gráfico mostra a ocorrência de freqüências componentes do sinal ao longo do tempo, bem como a energia de cada uma em cada instante. Percebe-se, para o caso em estudo, que apesar da contração se manter aparentemente constante durante todo o intervalo, existem zona temporais de maior concentração de energia (como por exemplo, em torno de 1.5 seg.).

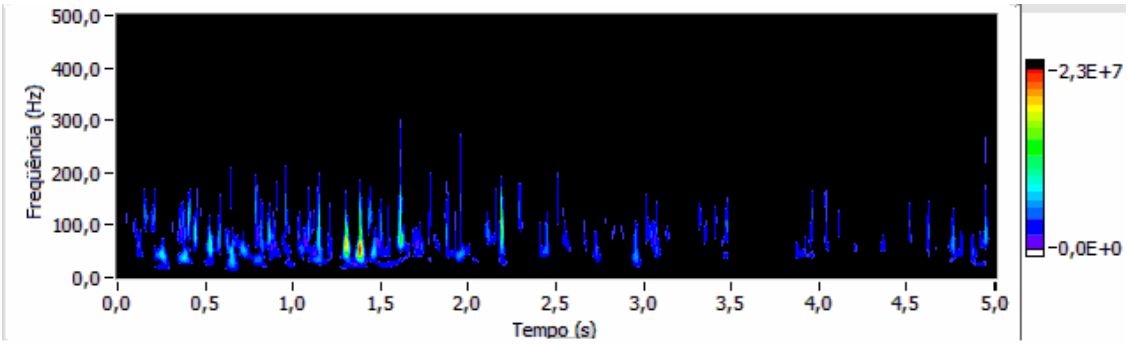


Figura 5.3 – Espectrograma do sinal EMG do músculo reto da coxa direita em contração estática.

Através do cálculo da envoltória de potência agregada (Figura 5.4), podemos avaliar a composição global do conjunto freqüências do sinal ao longo de todo o intervalo de tempo em análise. Observa-se que a maior parte da energia do sinal se encontra abaixo de 250Hz, com predominância em torno de 50Hz, estando de acordo com a literatura (BASMAJIAN, DeLUCA,1985).

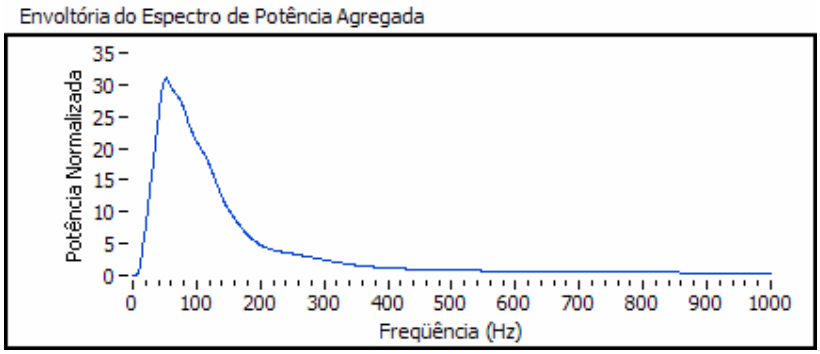


Figura 5.4 – Envoltória do espectro de potência agregado do sinal EMG do músculo reto da coxa direita em contração estática.

A figura 5.5 mostra a envoltória de potência agregada do sinal EMG em estudo. Pode-se observar que a energia do sinal, calculada pela AWT, ao longo do tempo varia consideravelmente. Este tipo de informações é interessante quando se

deseja avaliar, por exemplo, a média de energia em um trecho e compará-la a outro trecho de sinal.

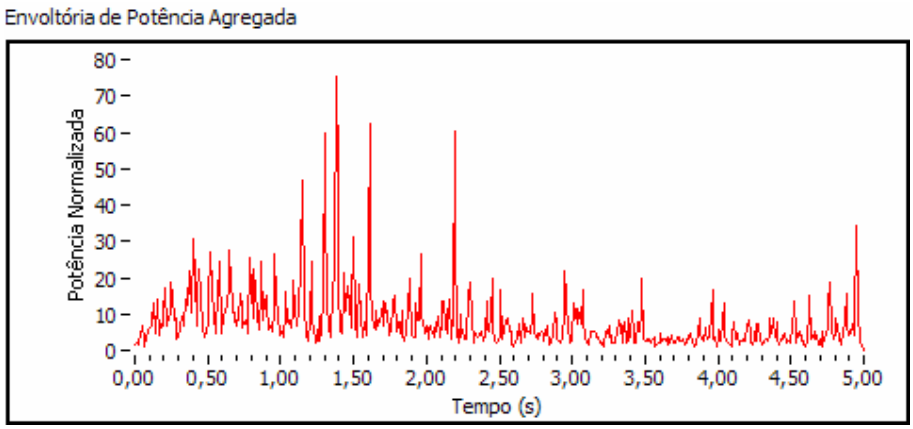


Figura 5.5 – Envoltória da potência agregada do sinal EMG do músculo reto da coxa direita em contração estática.

5.4 Análise de sinal EMG do músculo Flexor de punho direito em contração Dinâmica

O sinal EMG em estudo (Figura 5.6) foi gerado pela contração dinâmica do músculo flexor do punho direito, durante dez segundos, detectado por eletrodo ativo e digitalizado a uma freqüência de 2kHz.

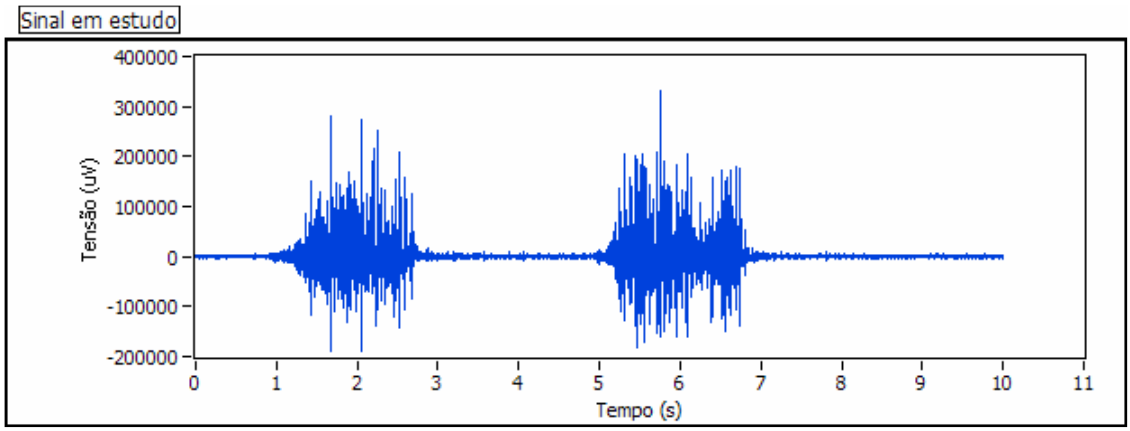


Figura 5.6 – Sinal EMG do músculo flexor de punho direito em contração dinâmica.

O espectrograma deste sinal, calculado através da transformada wavelet analítica (conforme equação 3.26) é mostrado na figura (figura 5.7). Observe que o gráfico mostra que apenas temos componentes de freqüência com energia significativa, enquanto existe, de fato, contração muscular. Esta informação não seria possível de ser obtida através do uso de transformadas convencionais, como por exemplo, a FFT.

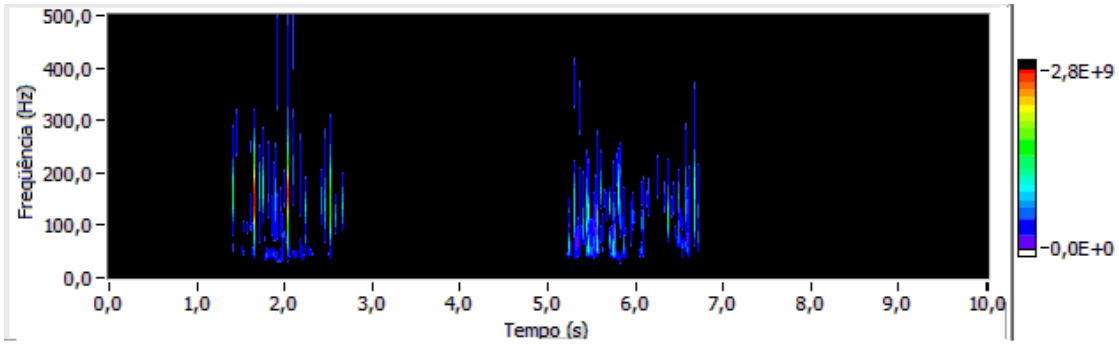


Figura 5.7 – Espectrograma do sinal EMG do músculo flexor de punho direito em contração dinâmica

A figura 5.8 mostra o gráfico da envoltória do espectro de potência agregado

do sinal EMG da figura 5.6, para a transformada wavelet analítica. Da mesma forma que para o sinal analisado anteriormente, esta envoltória está de acordo com o esperado e com a literatura da área (BASMAJIAN, DeLUCA,1985).

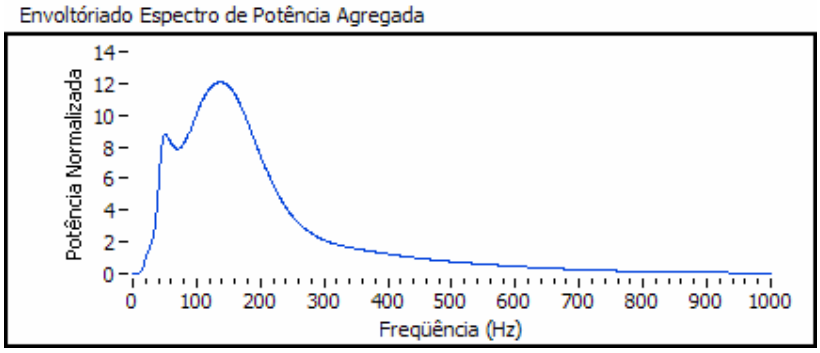


Figura 5.8 – Envoltória do espectro de potência agregado do sinal EMG do músculo flexor de punho direito em contração dinâmica

A figura 5.9 mostra a envoltória de potência agregada do sinal EMG em questão. Note, mais uma vez, a importância desta técnica quando se deseja conhecer quando, de fato, existe alguma energia no sinal durante o intervalo de coleta de dados.

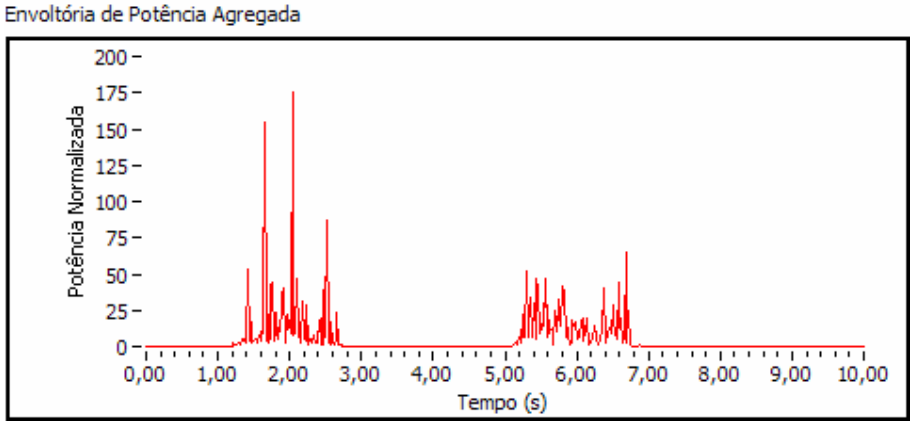


Figura 5.9 – Envoltória da potência agregada do sinal EMG do músculo flexor de punho direito em contração dinâmica.

5.5 - Detecção de potenciais de ação da unidade motora (MUAPs)

No intuito de apresentar as diversas aplicabilidades do processamento wavelet na área de eletromiografia, será mostrada a seguir uma proposta preliminar de metodologia para detecção de MUAPs presentes em sinais EMG. A detecção de MUAPs pode ser uma importante ferramenta na avaliação muscular, no diagnóstico de miopatologias e disfunções neuromusculares.

O sinal em estudo (Figura 5.10) refere-se a contrações dinâmicas do músculo primeiro dorsal interosseo e foi detectado por eletrodo de superfície durante 1 segundo e digitalizado a 10kHz (ANDRADE, 2005).

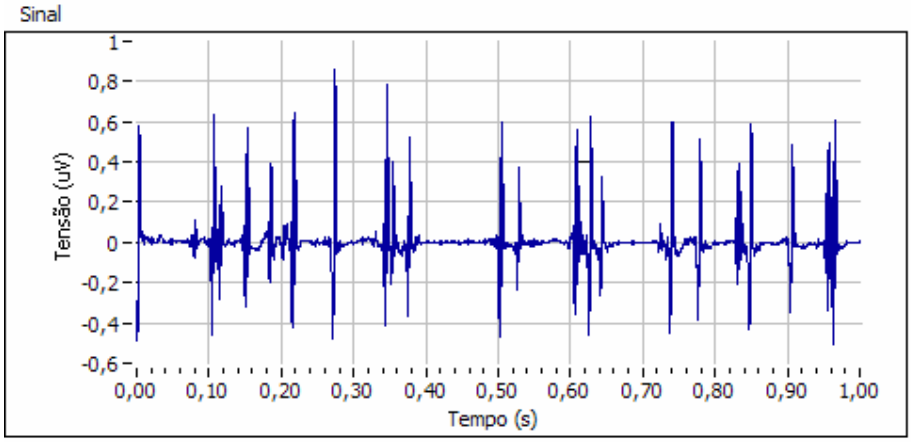


Figura 5.10 – Sinal EMG coletado por eletrodos de superfície do músculo primeiro dorsal interosseo

Conforme descrito anteriormente, a literatura propõe a utilização de três famílias de wavelet para análise de sinais biomédicos: Db4, coif4 e sym5. Assim, esta seção tem também por objetivo avaliar aquela que melhor se aplica na detecção de MUAPs. Apenas para ilustrar as discussões, a Figura 5.11 apresenta as formas de onda de cada uma daquelas famílias.

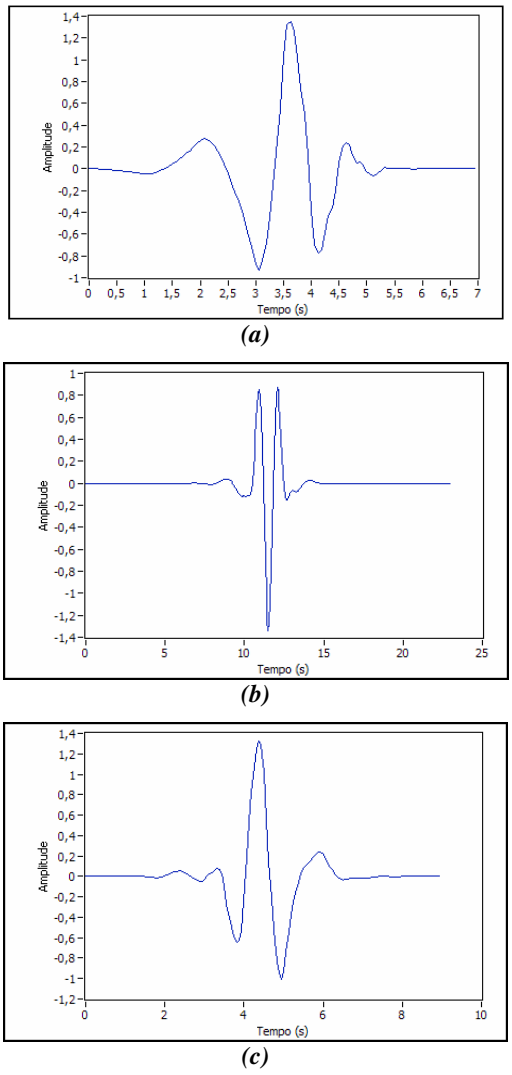


Figura 5.11 – Wavelets mãe (a) Db4, (b) Coif4 e (c) Sym5.

A figura 5.12 mostra o resultado do processamento wavelet (escalograma) para cada família, para o sinal EMG em estudo nesta seção.

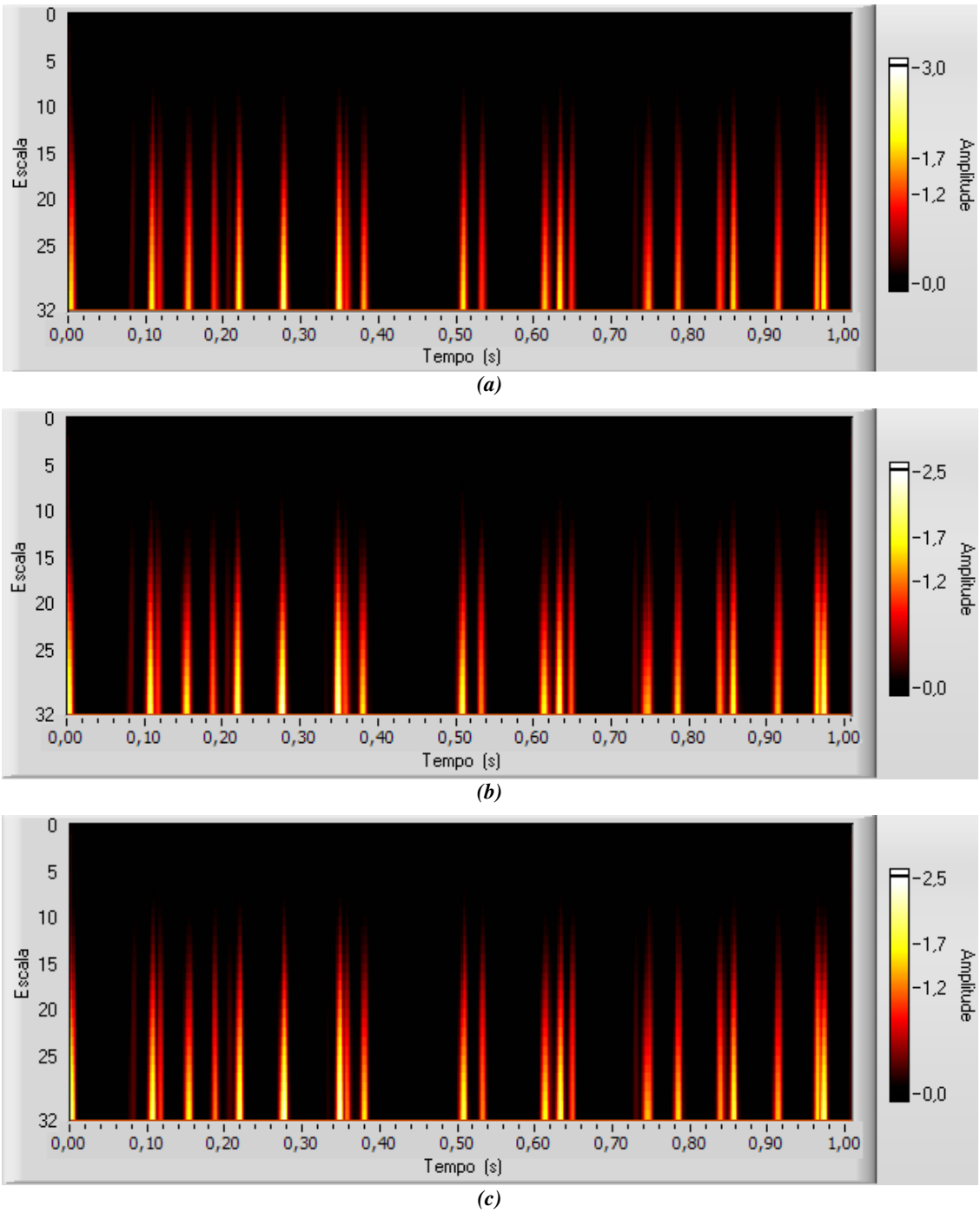


Figura 5.12 – Escalograma do sinal EMG (a) Db4, (b) Coif4 e (c) Sym5.

Note que todos escalagramas destacam fortemente a presença de energia no sinal durante os picos de atividade EMG. Entretanto, uma análise puramente visual não permite definir ainda qual das famílias de wavelet obteve maior sucesso nesta tarefa.

A figura 5.13 mostra a envoltória de potência agregada do sinal EMG, para cada wavelet mãe. Para efeito de comparação os gráficos são mostrados sobrepostos (azul: sinal EMG; vermelho: db4; preto: coif4; verde: sym5).

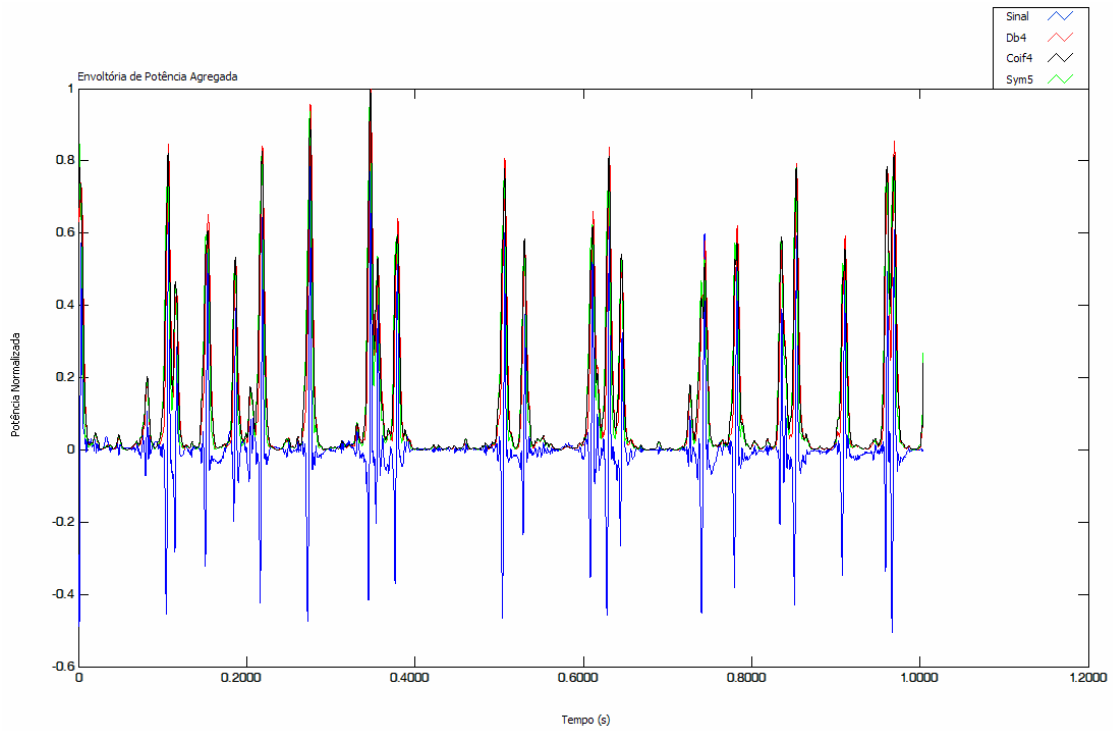


Figura 5.13 – Envoltória de potência agregada utilizando Db4, Coif4 e Sym5 com o sinal EMG.

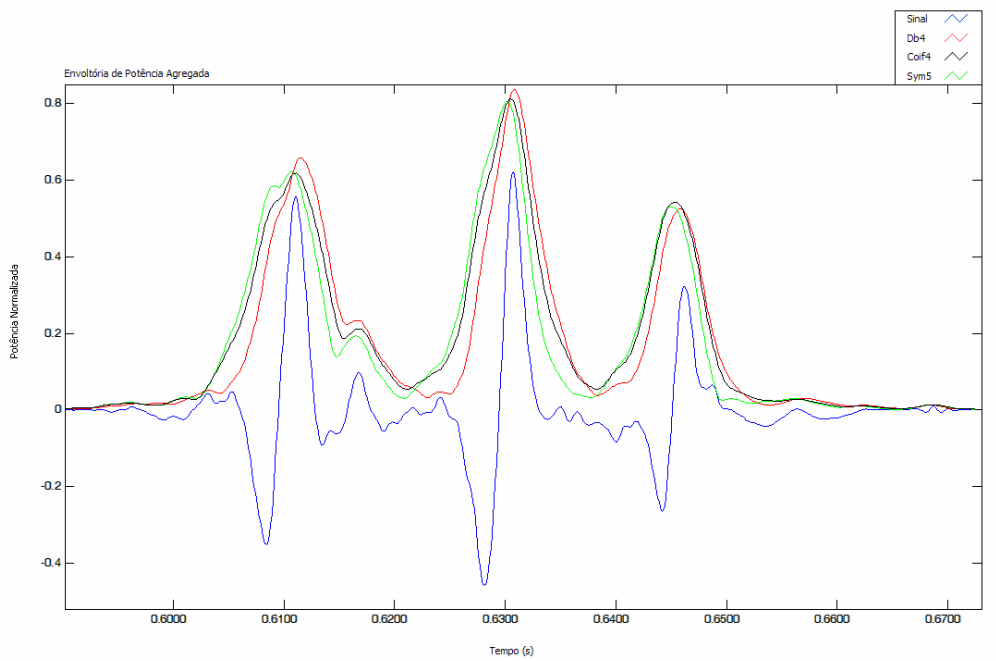


Figura 5.14 – Trecho ampliado do gráfico de Envoltória de potência agregada utilizando Db4, Coif4 e Sym5.

Observando-se a Figura 5.13 e o destaque de uma seção mostrando três MUAPs próximas (0.600s a 0.650s) na Figura 5.14, nota-se que a envoltória agregada de potência gerada pela wavelet db4 segue com maior fidelidade o on-set (início de atividade) das MUAPs. Esta característica parece credenciá-la como wavelet mãe para processos de detecção de potenciais de ação de unidades motoras. Entretanto, esta é apenas uma análise inicial, que deve ser avaliada em maior profundidade em pesquisa futuras. De modo geral, a estratégia base para detecção de MUAPs seria, utilizar o processamento wavelet (db4) para gerar a envoltória de potência agregada e então definir algum limiar acima do qual pode concluir que a quantidade de energia indica potenciais de ação de unidades motoras.

Outro aspecto interessante mostrado na figura 5.14 é a clara detecção de superposição de MUAPs, como se observa no trecho em torno de 0.615s.

Capítulo 6

Conclusão e Trabalhos Futuros

6.1 Conclusão

Atualmente, a análise de sinais EMG tem sido usada como uma ferramenta de diagnóstico utilizada para avaliar as condições fisiológicas do sistema muscular. Nas aplicações clínicas, por exemplo, esta análise pode revelar lesões das unidades motoras ocasionadas por diferentes patologias (miogênicas e neurogênicas), lesões supra-nucleares, pinçamento de nervos, distrofias musculares etc. Através do estudo do sinal EMG pode-se avaliar, por exemplo, a fraqueza muscular, fadiga e paralisia muscular, condições de reflexo, velocidade de condução do potencial de ação de uma unidade motora etc. No estudo da atividade física o sinal EMG pode ser utilizado, por exemplo, para a detecção de esforço muscular, para estudo da função muscular normal, posicionamento ergonômico relacionado à atividade muscular etc. Atualmente o sinal EMG pode ser utilizado em acionamento de próteses, em sistemas de estimulação elétrica neuromuscular e outros processos de reabilitação.

Como o sinal EMG é gerado a partir de uma medida elétrica da atividade muscular e tem sua representação no domínio do tempo, muitas das informações para análise das condições do sistema muscular não estão claramente visíveis, ou melhor, não estão visivelmente disponíveis. Portanto, a representação no domínio do tempo pode não ser a melhor forma de se analisar este sinal. Neste caso, para esta análise, o uso de técnicas matemáticas mais sofisticadas é recomendado. A transformada wavelet é um exemplo desta técnica.

A transformada wavelet, como visto no capítulo 3, com sua característica de comprimento de janela variável (escala e translado), permite uma boa localização do sinal em ambos os domínios (tempo-freqüência ou tempo-escala) e por ter um grande número de famílias (wavelets-mãe), permite a análise de um sinal com funções que resultam em uma melhor convolução. Por outro lado, para que se possa obter uma boa resolução do sinal, é necessária uma escolha adequada da família wavelet. Em alguns casos, de acordo com a característica investigada no sinal, são necessárias análises empíricas para determinar a melhor wavelet-mãe. Embora a transformada wavelet possua baixo custo computacional na análise multiresolucional (algoritmo recursivo), este custo pode ser muito alto se o número de escalas para esta investigação for excessivo.

O gráfico de potência gerado pela CWT (transformada wavelet contínua) é um escalograma onde é possível verificar a potência do sinal no plano tempo-escala. Se alterarmos a escala para unidades freqüência podemos então estudar o chamado espectrograma, que representa a potência do sinal no plano tempo-freqüência.

Para análise de sinais EMG, Nesse estudo, utilizou-se o espectrograma (plano tempo-freqüência) da Transformada Wavelet Analítica que reveou quais as partes do

sinal transportam energia no tempo e em quais as freqüências.

Com o espectrograma gerado e efetuando o cálculo da envoltória do espectro de potência agregada, podemos avaliar a composição global do conjunto de freqüências do sinal ao longo de todo o intervalo de tempo. No estudo tanto para contrações estáticas como para contrações dinâmicas a maior parte da energia do sinal foi visualizada abaixo de 250Hz, estando de acordo com a literatura (BASMAJIAN, DeLUCA,1985), demonstrando assim a aplicabilidade do uso da transformada wavelet analítica.

Já a envoltória de potência agregada do sinal EMG gerada a partir do espectrograma da transformada wavelet analítica, se mostra relevante quando se deseja conhecer quando, de fato, existe alguma energia no sinal durante o intervalo de coleta de dados.

No estudo preliminar de detecção de MUAPs a escolha da função wavelet-mãe depende muito do sinal. Neste estudo, utilizando a transformada wavelet contínua com a wavelet-mãe Db4 se obteve um melhor “set-on”, pelo fato da Db4 se assemelhar com uma MUAP (Figura 5.11a) e pelo fato que a transformada wavelet executa uma convolução da wavelet-mãe com o sinal. Desta forma, quanto mais parecido for o sinal sob análise com a wavelet-mãe mais altos são os valores dos coeficientes.

Finalmente, podemos concluir que as transformadas wavelets podem ser aplicadas no processamento de sinais EMG.

6.2 Trabalhos Futuros

Desenvolvimento de um controle de próteses baseadas na energia do sinal EMG, pois neste estudo, mediante análise do gráfico de envoltória de potência agregada, pode-se precisar exatamente o momento onde houve contração muscular e com que energia.

Desenvolvimento e implementação de algoritmos de baixo custo para o cálculo das envoltórias baseados nas transformadas wavelets em controles microprocessados de próteses.

Estudo investigatório de sinais EMG de casos clínicos, com outras famílias de wavelets, para determinar a melhor wavelet para cada patologia.

Implementação de um software para desenvolvimento de wavelets para análise de sinais EMG.

Desenvolvimento de um software de detecção de MUAPs para avaliação muscular, auxiliando no diagnóstico de miopatologias e disfunções neuromusculares.

Utilização do estudo das envoltórias para extração de característica de outros sinais como, EEG, ECG etc.

Anexo 1

A1 - Critério de escolha da wavelet

Para escolha da wavelet ainda não existe um critério definido (ZANANDREA *et al*, 2003), mas, uma hipótese de critério de escolha pode ser obtido através do erro mínimo quadrático (Figura A1.1) gerado pela comparação do sinal original e o sinal reconstituído formado pela aplicação da transformada wavelet discreta e a sua transformada inversa, respectivamente, no sinal EMG, podendo então, verificar a condição de mínima perda das características do sinal.

Outra hipótese de se estabelecer um critério de escolha, pode ser o resultado da área da curva do espectro de potência local wavelet (Figura A1.2), o espectro de potência local wavelet é o resultado do valor absoluto do quadrado da resposta da transformada wavelet, como a resposta da transformada wavelet é uma convolução do sinal EMG com a wavelet mãe, então, o espectro de potência local wavelet demonstra que, se o sinal EMG for muito próximo da wavelet mãe o espectro de potência será muito alta, porém se o sinal EMG for pouco próximo da wavelet mãe o espectro de potência muito pequeno e se não existir nenhum relacionamento a resposta do espectro de potência será zero.

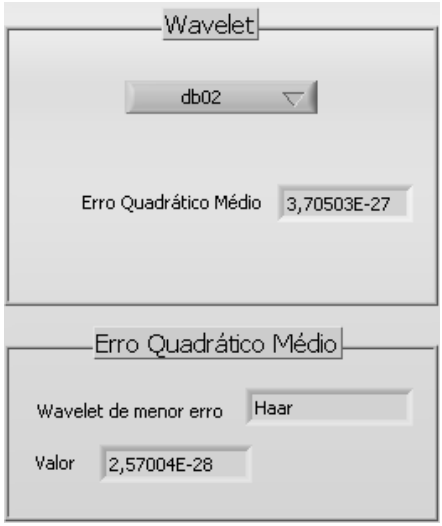


Figura A1.1 – Critério de escolha da wavelet baseado erro quadrático médio de um EMG de Flexor de Punho Direito

Figura. A1.2 – Critério de escolha da wavelet baseado na área sob a curva do espectro de potência local wavelet

Anexo 2

A2.1 - Módulo de importação de sinais

A figura A2.1 mostra parte do diagrama em Labview do módulo de importação de leitura do arquivo gerado pelo eletromiógrafo Myosystembr.

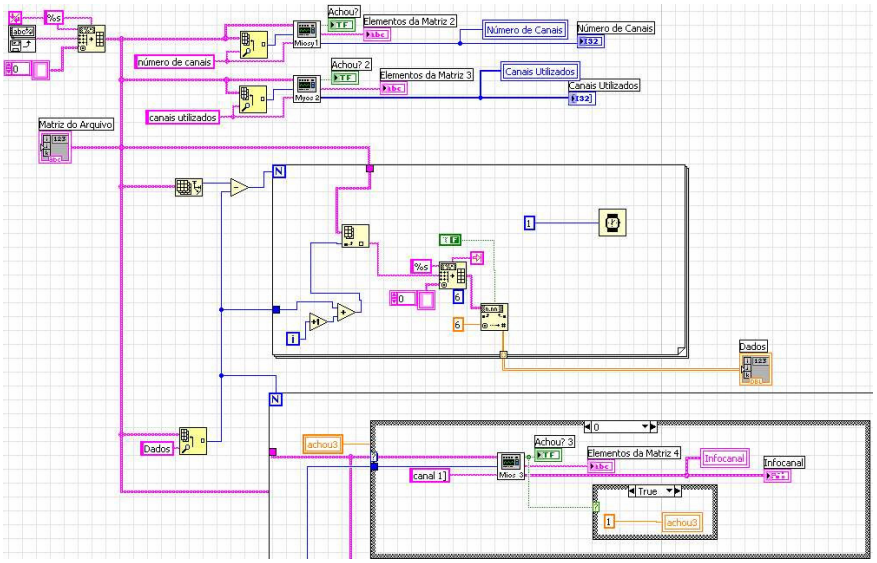


Figura A2.1 – Parte do diagrama em Labview do módulo de leitura do arquivo.

A2.2 - Função de análise do sinal por espectro de potência wavelet local e global

Segundo GURLEY & KAREEN (1999), o coeficiente de uma Transformada Wavelet é definido como a representação da energia, em intervalo de tempo, igualmente espaçados sobre a duração do sinal.

TORRANCE & COMPO (1998), definiram que o espectro de potência local da wavelet é somatória do quadrado dos coeficientes da Transformada Discreta Wavelet em cada escala e quando a somatória quadrada dos coeficientes da Transformada Discreta Wavelet em cada escala é dividida pela quantidade de coeficientes da Transformada Discreta Wavelet em cada escala é obtido o espectro de potência global wavelet, (ZANANDREA *et al,* 2003)

O algoritmo para o cálculo do espectro de global e local da transformada wavelet discreta é representado pela figura A2.2

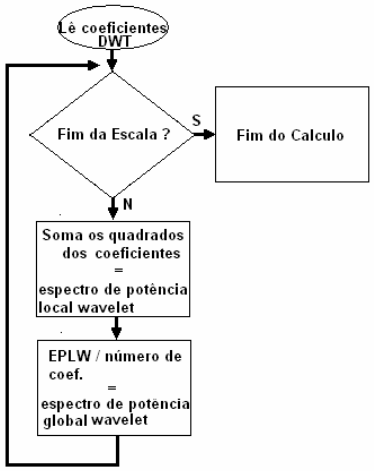


Figura A2.2 – Algoritmo para função de análise do sinal por espectro de potência local e global wavelet.

O Diagrama de blocos da função de análise do sinal por espectro de potência wavelet local e global em labview é mostrado na Figura A2.3.

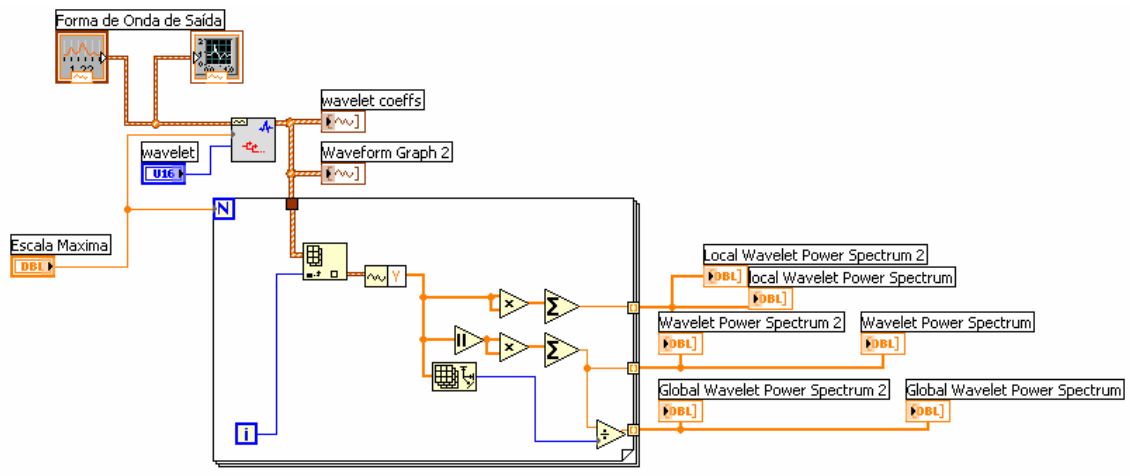
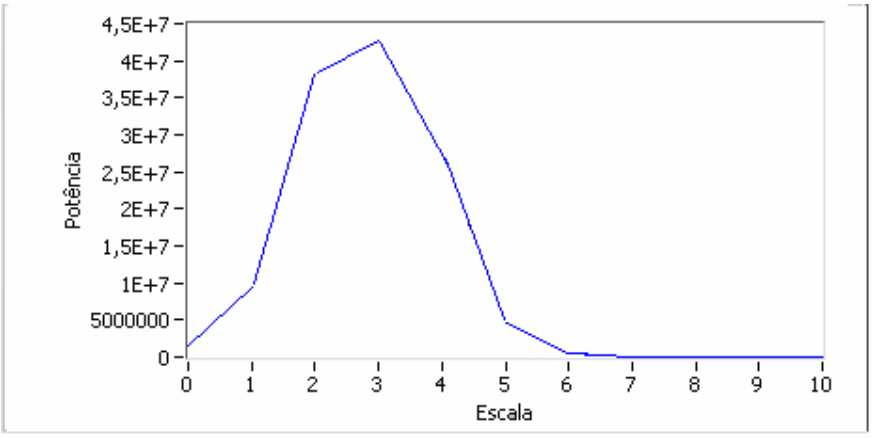
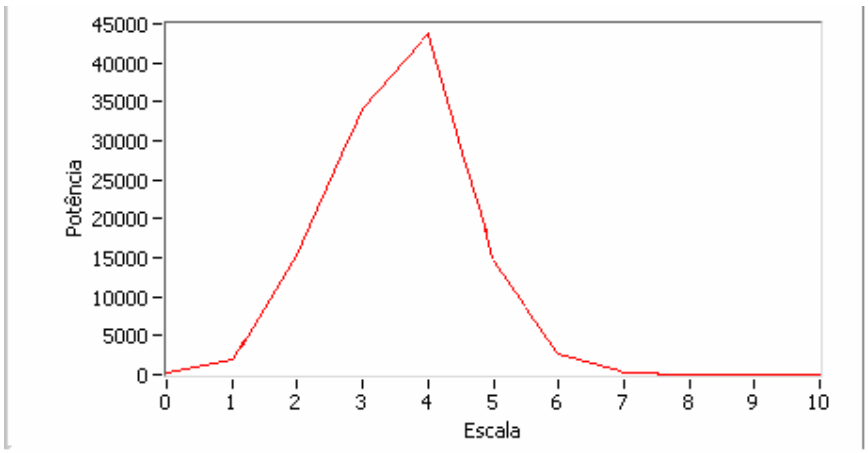


Figura A2.3 – Código em labview para função de análise do sinal por espectro de potência local e global wavelet.

O espectro de potência local wavelet (a) e global wavelet (b) são exibidos na figura A2.4, calculados a partir da Transformada Discreta Wavelet. Para este exemplo foi utilizado o sinal EMG do músculo flexor de punho direito de dez segundos e freqüência de amostragem de 2000 Hz, em contração dinâmica e a wavelet-mãe Daubechies de 4.



(a)



(b)

Figura A2.4 – Espectro de potência local (a) e global (b) wavelet gerado pelo módulo.

A2.3 - Função de análise do sinal por escalograma wavelet

O escalograma é definido como o quadrado da magnitude da CWT e são exibidos plano tempo-escala. O escalograma expressa em potência por unidade de escala. (GURLEY & KAREEM, 1999).

O Diagrama de blocos da função de análise do sinal por escalograma Wavelet em labview é mostrado na figura A2.5.

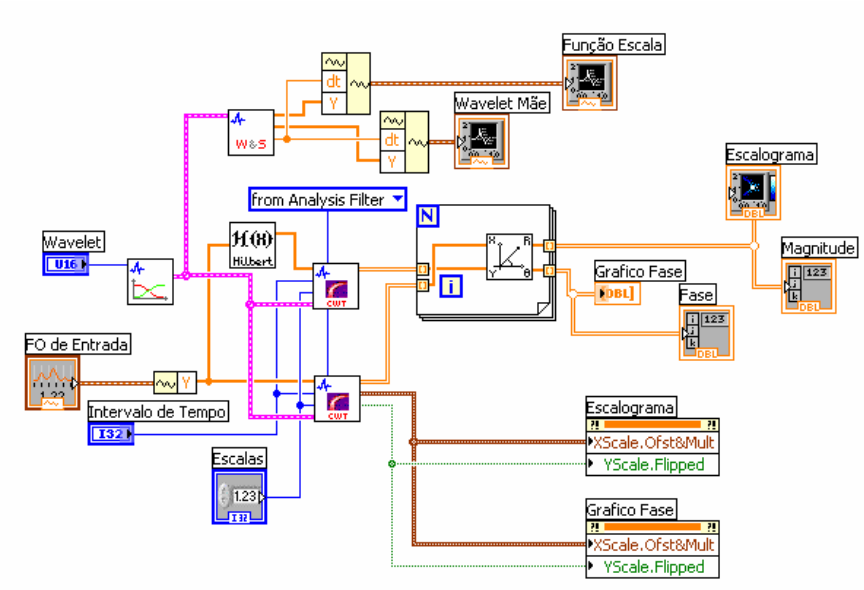


Figura A2.5 – Código em labview para função de análise do sinal por escalograma Wavelet.

2.4 - Função de análise do sinal por espectrograma Wavelet AWT

O espectrograma tem como principal função a visualização da distribuição da energia de um sinal, expressa potência por cada unidade de freqüência por unidade de tempo.Parte do código em labview para função de analise do sinal EMG por espectrograma Wavelet é mostrado na figura A2.6.

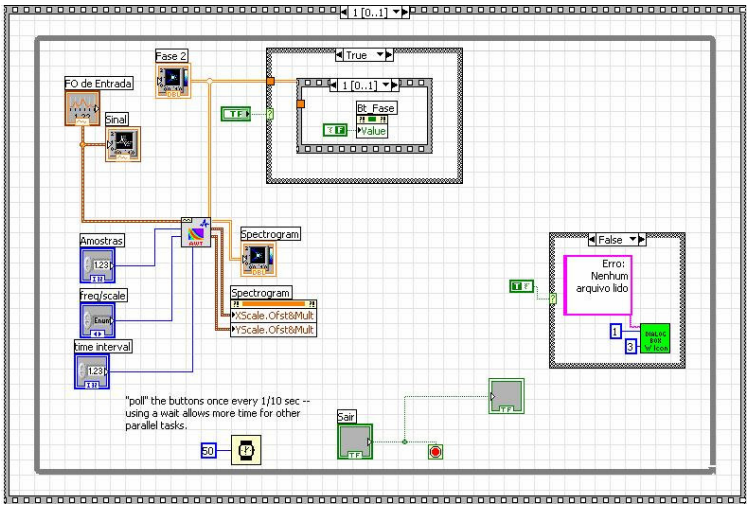


Figura A2.6 – Parte do código em labview para função de analise do sinal EMG por espectrograma Wavelet.

O módulo espectrograma wavelet é baseado na transformada wavelet analítica descrita no capítulo 3.

Observe a figura A2.7, a componente de maior nível (freqüência central) em 10, 15 e 20 Hz com cor vermelha as outras componentes são o resultado da convolução entre o sinal e a janela, que variam da cor amarela até de cor azul.

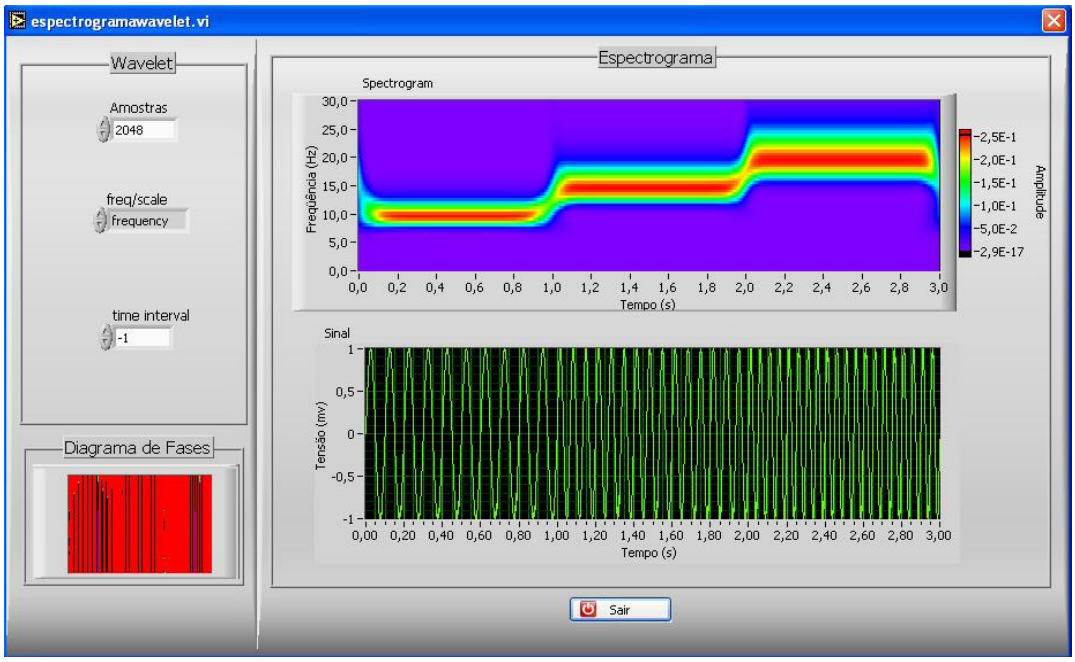


Figura A2.7 – Exemplo do módulo do espectrograma wavelet.

2.5 - Função de análise da envoltória do espectro de potência agregado por espectrograma wavelet

A figura A2.8 exibe o algoritmo, em labview, para gerar envoltória do espectro de potência agregado.

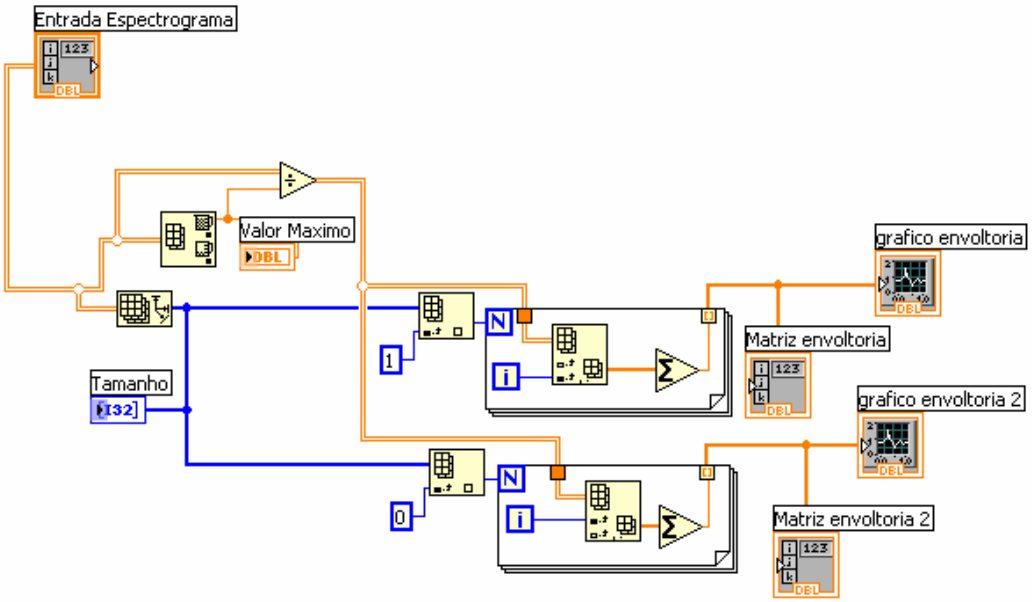


Figura A2.8 – Algoritmo em labview para função de análise da envoltória do espectro de potência agregado por espectrograma wavelet.

O diagrama de blocos da função de análise da envoltória do espectro de potência agregado por espectrograma wavelet em labview é mostrado na figura A2.9.

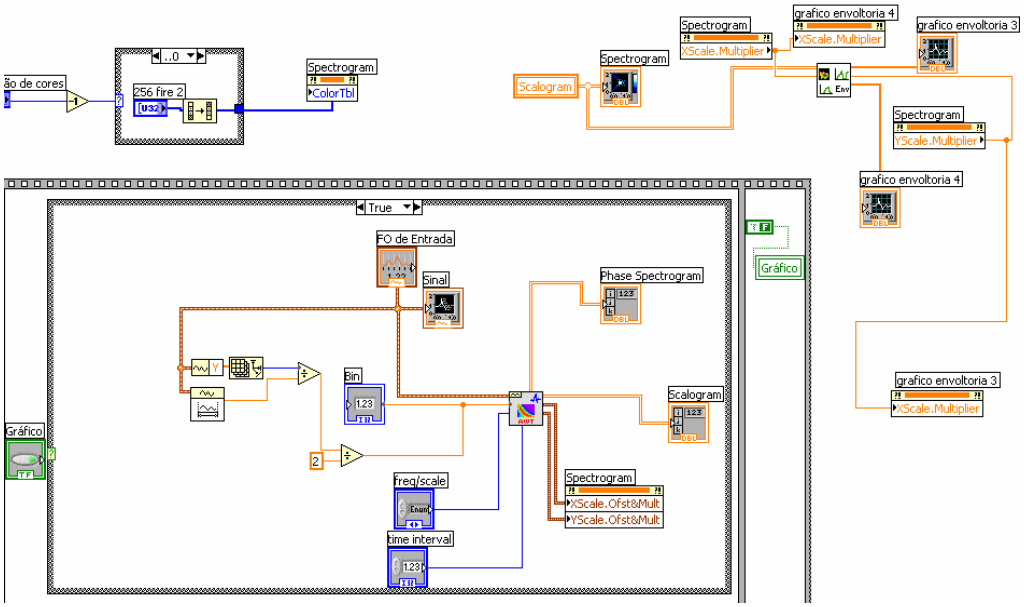
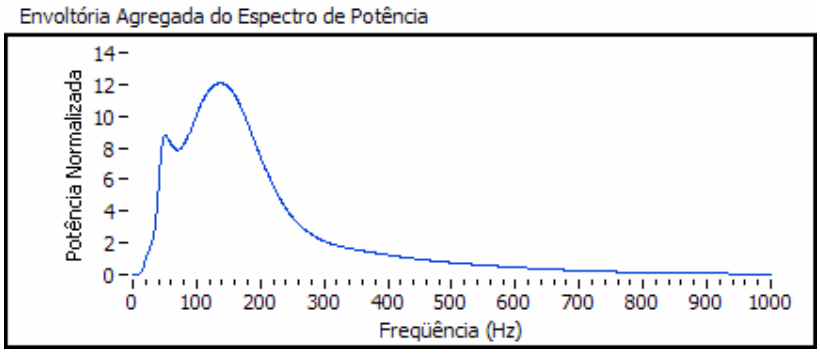
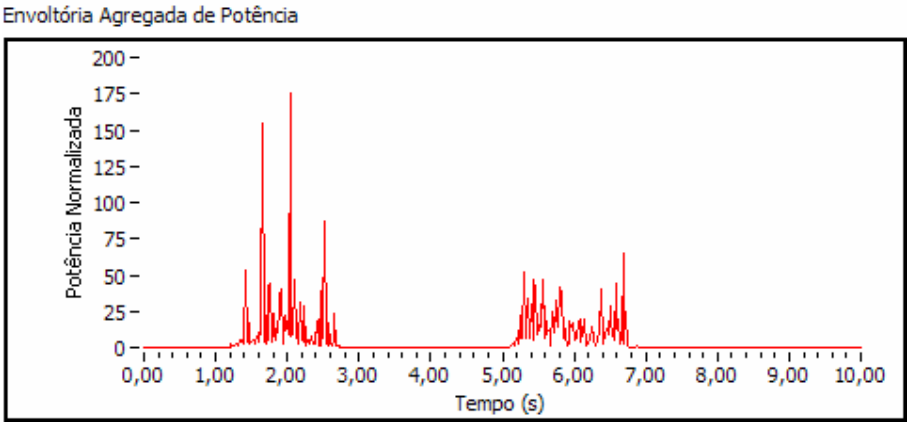


Figura A2.9 – Parte do código em labview para função de análise da envoltória do espectro de potência agregado por espectrograma Wavelet.

Por exemplo, a Figura A2.10a mostra a envoltória do espectro de potência agregado e a figura A2.10b mostra a envoltória de potência, geradas pelo módulo de função de análise da envoltória, tendo como base a aplicação AWT em um sinal EMG do músculo flexor de punho direito de dez segundos em contração dinâmica.



(a)



(b)

Figura A2.10 – (a) Envoltória do espectro de potência agregado do sinal EMG (b) Envoltória da potência agregado do sinal .

2.6 - Função de análise do sinal por espectrograma STFT através da Transformada Janelada de Fourier.

A função espectrograma STFT esta implementada biblioteca do Labview da National Instruments e seu diagrama de blocos da função de análise por espectrograma STFT em labview é mostrado na Figura A2.11.

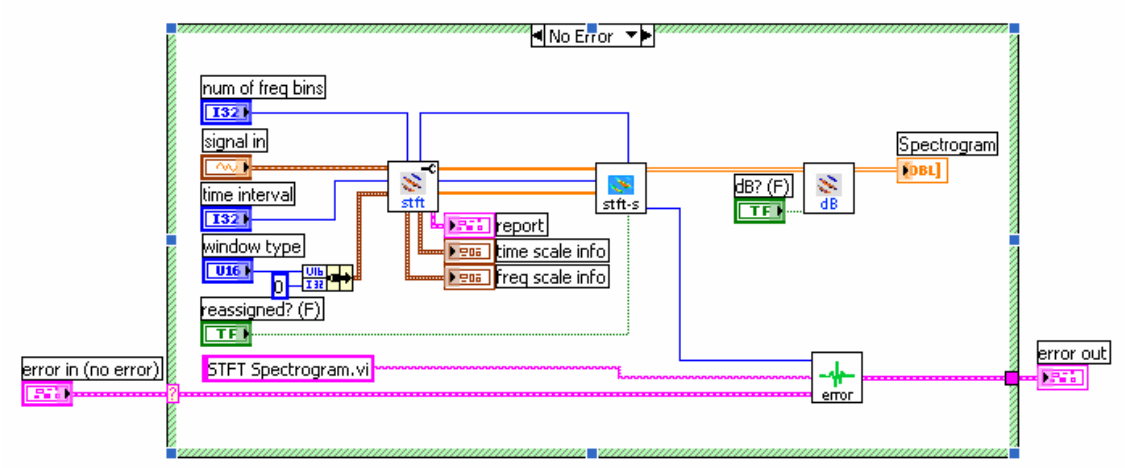


Figura A2.11 – Parte do código em labview para função de análise por espectrograma STFT.

A Figura A2.12 mostra o espectrograma STFT, em tons de cinza, do sinal EMG do músculo flexor de punho direito de dez segundos

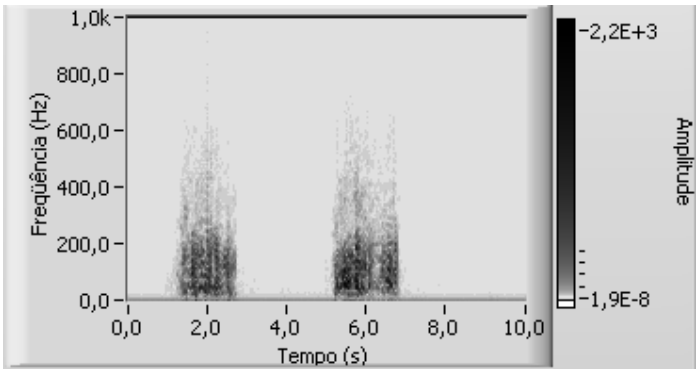


Figura A2.12 – Espectrograma STFT, em tons de cinza.

A2.7 - Função de análise da envoltória do espectro de potência agregado por espectrograma STFT

Esta função é Idêntica a função já apresentada de análise da envoltória do espectro de potência agregado por espectrograma Wavelet, consiste na somatória de todas as intensidades no tempo de cada faixa de freqüência.

Segundo CORTOPASSI (2006), a análise da envoltória do espectro de potência agregado pode ser aplicado a qualquer representação tempo freqüência de um sinal.

Referências Bibliográficas

(ANDRADE, 2006) ANDRADE, A. O. ***"EMG signal filtering based Empirical Mode Decomposition"***, Biomedical Signal Processing and Control, V. 1, 44-55,2006.

(ANDRADE, 2005) ANDRADE, A. O. ***"Decomposition and Analysis of Electromyographic Signal"***, Tese (Doutorado), School of Systems Engineering Cybernetics, Berkshire, 2005.

(ANDRADE, 2000) ANDRADE, A. O. **Metodologia para Classificação de Sinais EMG no Controle de Membros Artificiais**, Dissertação (Mestrado). Faculdade de Engenharia Elétrica - UFU - Uberlândia,Janeiro de 2000.

(AKAY, 1998) AKAY, M. **"*Time Frequency and Wavelets in Biomedical Signal Processing*"**. Engineering in Medicine and Biology Magazine, Volume 17, 6,15-97, 1998.

(ALMEIDA, 1997) ALMEIDA, M.A.F. ***Filtragem Digital de Sinais Biomédicos*.** Florianópolis. Dissertação (Mestrado) - Programa de Pós- Graduação em Engenharia Elétrica, Universidade Federal de Santa Catarina. 116p.1997.

(BALDISSERA, 2001) BALDISSERA, F. L. **Uma Alternativa para Análise Freqüêncial de Sinais: Transformada de Wavelet Conceitos e Comparações com Fourier,** SCPDI 2001 - I Simpósio Catarinense de Processamento Digital de Image. UFSC, Florianópolis, Novembro de 2001.

(BARROS, 2005) BARROS, K. R. **Metodologia para Classificação de Sinais EMG para Controle de Próteses com Baixo Esforço Computacional**, Dissertação (Mestrado). Faculdade de Engenharia Elétrica - UFU - Uberlândia, Agosto de 2005.

(BASMAJIAN & DeLUCA, 1985)BASMAJIAN, J. V., DeLUCA, C. J. ***Muscles alive*; their functions revelead by electromyography**. 5.ed. Baltimore: Williams & Wilkins, 1985.

(BENDAT & PIERSOL, 1986) BENDAT, J. S., PIERSOL, A. G.: ***Random Data: Analysis and measurement procedures***, 3e. John Wiley & Sons, Inc., 1986.

(BELTRAMINI, 2005) BELTRAMINI, L.M. **"Elementos de Histologia e Anatomo-fisiologia Humana"**. Disponível em: **http://biologia.if.sc.usp.br/bio1/capitulos/** Acesso em 11 de Junho de 2005.

(CHÁVEZ & LIANG, 2003) CHÁVEZ, G. C., LIANG, Z. **Sistema Celular Evolutivo para Reconhecimento de Padrão Invariante**, .**IV Workshop em Tratamento de Imagens – WTI,** Belo Horizonte , Junho de 2003

(CLARYS & LEWILLIE, 1992) CLARYS, J.P.P.; LEWILLIE, L. **"Clinical and kinesiological electromyography by Le Dr. Duchenne (De Boulogne)".** In: CAPOZZO, A.; MARCHETTI, M.; TOSI, V. ***Biolocomotion: a century of research using moving pictures*.** Roma, Promograph, p.89-114. 1992.

(COHEN, 1994) COHEN, A. ***Non-stationary Multiscale Analysis, in Wavelets: Theory, Algorithms, and Applications***, ed. C. Chui, L. Montefusco, and L. Puccio, pp.3-12., 1994.

(COOLEY & TUKEY, 1965) COOLEY, J.W., TUKEY, J.W., **"An algorithm for the Machine Computation of Complex Fourier Series"**, *Mathematics of Computation*, v. 19, pp. 297-301, April, 1965.

(CONSTABLE & THORNHILL, 1993) CONSTABLE, R., THORNHILL, R. J. ***Using the discrete wavelet transform for time-frequency analysis of the surface EMG signal***. Biomed Sci Instrum.,vol. 29 121-7, 1993.

(CORTOPASS, 2006) CORTOPASS, K. **Automated and Robust Measurement of Signal Features**. *Bioacoustics Research Program, Cornell Lab of Ornithology*, disponível em: http://www.birds.cornell.edu/brp/research/algorithms/RSM.html. Acesso em 7 Abril 2006.

(DAUBECHIES, 1992) DAUBECHIES, I. ***Ten Lectures on Wavelets***. *CBMS-NSF Regional Conference Series in Applied Mathematics, Philadelphia, Penssynlvania, 1992.*

(DAUBECHIES, 1990) DAUBECHIES, I. *"**The Wavelet Transform, Time-Frequency Localization and signal Analysis**". IEEE Transaction on. Information Theory, vol. 36., 1990.*

(DeLUCA, 1979) DeLUCA, C.J., **Physiology and Mathematics of Myoelectic Signals**. *IEEE Trans. Biomedical Eng.*, v.26, n.6, p.313-325, Jun. 1979.

(DIAB *et al,* 2004) DIAB, M.O.; MARQUE, C.; KHALIL. M.; **An Unsupervised Classification Method of Uterine Electromyography Signal Using Wavelet Decomposition, 2***6th Annual International Conference of the IEEE EMBS San Francisco, CA, USA • September 1-5, 2004*

(FARIAS, 1997) FARIAS, R. R. A. **Aplicação de Wavelets na Análise de Gestos Musicais em Timbres de Instrumentos Acústicos tradicionais** , Dissertação (Mestrado), Universidade de São Paulo, 1997.

(FERIS, 2001) FERIS, R. S. **Detecção e Rastreamento de Faces Utilizando *Gabor Wavelet Networks*** , Dissertação (Mestrado), Universidade de São Paulo, 2001.

(FRED, 1999) FRED, A. **Palestra no Ámbito da Disciplina de Engenharia Biomédica**, in: Instituto Superior Técnico, 1999, Lisboa, Palestra.

(FOUFOLA & KUMAR, 1994) FOUFOLA G., KUMAR, P, ***Wavelets in Geophysics.*** *Vol. 4 of Wavelet Analisys and its Applications. Academic Press*. 1994.

(GABOR, 1946) GABOR, D.,**Theory of Communication,** Journal of the instituite of Electrical Engineers, v. 93, n. 26, pp 429-457, 1946.

(GALVÃO *et al,* 2001) GALVÃO, ROBERTO K. H. *et al* **Estudo Comparativo sobre filtragem de sinais instrumentais usando a transformadas de de Fourier e Wavelet,** Quim. Nova, Vol. 24, No. 6, 874-884, 2001.

(GARCIA *et al,* 2004) GARCIA, M. A. C. *et al.* **Comportamento temporal da velocidade de condução de potenciais de ação de unidades motoras sob condições de fadiga muscular**. Revista Brasileira de Medicina do Esporte, vol. 10 no. 4 Jul./Ago. 2004.

(GROSSMANN & MORLET, 1984) GROSSMANN, A., MORLET, J. ***Decomposition of hardy functions into squared integrable wavelets of constant shape****. SIAM J. Math. Analysis, 15:723-736, 1984.*

(GUYTON, 1988) GUYTON, A. C., **Fisiologia Humana**. 2ª ed. Rio de Janeiro. Editora Guanabara Koogan, 1988.

(GURLEY & KARREM, 1999) GURLEY, K., KARREM, A. "***Applications of Wavelet Transforms in Earthquake, Wind, and Ocean Engineering***", *Engineering Structures*, 21, pp. 149-167, 1999.

(HAYKIN & VEEN, 2001) HAYKIN, S.; VEEN, B. V. **Sinais e Sistemas**. ed. Porto Alegre : Bookman, 2001.

(HOUTVEEN & MOLENAAR, 2001) HOUTVEEN J. H.; MOLENAAR P.C., *C**omparison Between the Fourier and Wavelet Methods of Spectral Analysis Applied to Stationary and Nonstationary Heart Period Data**. Departament of Health Psychology, University of Utrecht,, Psychophysiology No. 38, 729-35 ,Netherland ,September 2001.*

(ISMAIL & ASFOUR, 1998) ISMAIL, A.R., ASFOUR, S.S., **Continuous wavelet transform application to EMG signals during human gait**, in: Record of the 32nd Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers, Vol. 1, 1998, pp. 325-329, 1998.

(KEVIN *et al,* 1999) KEVIN, E. *et al*, .***Improving Myoelectric Signal Classification using Wavelet Packets and Principle Components Analysis**, 21st Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, Atlanta, October, 1999.*

(LIMA, 2003) LIMA, P.C., **Instrumentação em eletromiografia***,* Departamento de matemática, ICEX, UFMG*,* 2003.

(LIU *et al,* 2006) LIU, X. *et al,* **Different mechanisms may generate sustained hypertonic and rhythmic bursting muscle activity in idiopathic dystonia** Experimental Neurology 198 204–213, 2006.

(LYNN & FUERST, 1993) LYNN, P. A., FUERST, W., ***Introductory digital signal process whith computer aplication***. ed. New York : John Wiley & Sons, 1993.

(MALLAT, 1989) MALLAT, S. ***A theory for multiresolution signal decomposition: The wavelet representation***. *IEEE Transactions on PAMI, 11(7):674-693, July 1989.*

(MALLAT, 1999) MALLAT, S. ***A Wavelet Tour of Signal Processing***. *Ed. Academic Press, second edition, New York, 1999.*

(MARCHETTI & DUARTE, 2006) MARCHETTI, P.H., DUARTE, M. , **Instrumentação em eletromiografia**, Laboratório de Biofísica, Escola de Educação Física e Esporte da Universidade de São Paulo, 2006.

(MAYER *et al,* 1994) MAYER, M.E., HUDGINS L., FRIEHE, C.A.,: ***Wavelet spectra of buoyant atmospheric turbulence, in Wavelets: Theory, Algorithms, and Application****s, ed. C. Chui, L. Montefusco, and L. Puccio, pp.533-541, 1994.*

(MOSCHOU, 2000) MOSCHOU, D. *et al. ,* ***Wavelets and Self-Organization Maps in ElectroMyogram (EMG) Analysis****, European Symposium on Intelligent Techniques, Aachen, Germany, pp 186-191, September 14-15, 2000.*

(MOTOHIRO, 2003) MOTOHIRO, Y. ***Measuring Business Cycles: Wavelet Analysis of Economic Time Series****, HARVARD UNIVERSITY, August, 2003.*

(NORDIN & FRANKEL, 2003) NORDIN, M., FRANKEL, V. H. **Biomecânica Básica do Sistema Mulculoesquelético**. Editora Guanabara Koogan, 2003.

(OLIVEIRA *et al,* 1998)OLIVEIRA, L. F. *et al*. **Compressão de Imagens Usando Transformada Wavelet e Curva de Peano-Hilbert**, Anais do XI SIBGRAPI, outubro de 1998.

(OLMO & PRESTI, 1994) OLMO, G., PRESTI, L. L.,: ***Application of Wavelet Transform for Seismic Activity Monitoring, in Wavelets: Theory, Algorithms, and Applications,*** *ed. C. Chui, L. Montefusco, and L. Puccio, pp.561-572, 1994.*

(ORTOLAN, 2002) ORTOLAN, R. L. **Estudo e Avaliação de Técnicas de Processamento do Sinal Mioelétrico para o Controle de Sistemas de Reabilitação,** Dissertação (Mestrado) **,**Escola de Engenharia de São Carlos da Universidade de São Paulo, São Carlos : 2002.

(PANYCH, 1996) PANYCH, L. P. ***Theoretical comparison of Fourier and Wavelet Encoding in Magnetic Resonance imaging*** *,* IEEE Trans Med Imag, 15(2): 141-153, 1996.

(PARRANGA, 2002) PARRANGA, A. **Aplicação da Transformada de Wavelet na Analise e Classificação de Sinais de Vozes Patológicas**, Porto Alegre, EE-UFRS, 2002.

(PATTICHIS *et al,* 1996) PATTICHIS, C. S., PATTICHIS, M. S., SHIZAS, C.N. ***Wavelet Analysis of Motor Unit Action Potential*** *,*18th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine an Biology Society, Amsterdam, 1996.

(PAVANI *et al,* 2001) PAVANI, D. A. B. *et al* **Sistemas de controle para redução de fadiga muscular em pacientes lesados medulares via estimulação elétrica neuro muscular. Uma comparação entre técnicas.** In: 1 ª Escola Brasileira de Aplicações em Dinâmica e Controle (APLICON 2001) Anais. São Carlos, p. 95-98 : 2001.

(RIOUL & VETTERLI, 1991) RIOUL, O., VETTERLI, M. '***Wavelet and Signal processing***', *IEEE Signal Processing Magazine, Vol. 8 (4), October 1991.*

(ROLAND, 2000) ROLAND, N. G. **Fourier and Wavelet Representations of Functions. Electronic** Journal of UnderGraduate Mathematics of Furman University Vol. 6, 1 -12,Furman University, 2000.

(SANCHES *et al,* 2002)SANCHES, I. J., MARTINS, V., RIBEIRO, E. P.,**Avaliação da Taxa de Compressão de Projeções de Tomografia Computadorizada**,I Simpósio Sul-Brasileiro de Matemática e Informática, UNIANDRADE, Curitiba-PR, 2002.

(SILVA & EYNG, 2000) SILVA, A. V., EYNG, J., **Wavelets e Wavelet packets,** Seminário Visão Computacional, CPGCC 2000.2, 2000.

(SLOBODA & ZATSIORSKY, 1997) SLOBODA, W. M., ZATSIORSKY, V. M., ***Wavelet analysis of EMG Signals, Twenty-First Annual Meeting of the American Society of Biomechanics****, September 24-27, 1997.*

(SOARES *et al,* 2002) SOARES, A. B. , BREZIN, F. ,ANDRADE A. O., ***Power estimation of EMG via Chirp-Z Transform****, XIV Congress of the International Society of Eletrophysiology and Kinesiology, 42-43, 2002.*

(SOUZA, 2003) SOUZA, F. B. *et al.* **Avaliação do ácido lático intramuscular através da espectroscopia Raman:** novas perspectivas em medicina do esporte. Revista Brasileira de medicina do Esporte, vol. 9 no. 6 Nov./Dez. 2003.

(STRAMBI *et al,* 2003) STRAMBI, S. *et al,* ***Cross-correlation time-frequency analysis for EMG signal in Parkinson's disease: a wavelet approach****, Medical Engineerind and Physics Vol. 25 Issue 5, 361-369 June 2003.*

(STRAMBI *el al,* 2004) STRAMBI, S. *et al,* ***Effect of medication in Parkinson's disease: a wavelet analysis of EMG signal****, Medical Engineerind and Physics Vol. 26 Issue 4, 279-290, May 2004.*

(TORRENCE & COMPO, 1998) TORRENCE, C., COMPO, G.*,* ***A Pratical Guide to Wavelet Analysis****, Bulletin of American Meteorological Society Vol. 79, No. 1, 61-78, January 1998.*

(VALENS, 2005) VALENS, C. ***"A Really Friendly Guide to Wavelets"*** disponível em: http://perso.orange.fr/polyvalens/clemens/wavelets/wavelets.html, Acesso em 22 Fev 2005.

(VASEGHI, 2000) VASEGHI, S. V., **Advanced Digital Signal Proccesing and Noise Reduction**. Editora John Wiley & Sons, 2000.

(WANG *et al,* 2006) WANG, G. *et al*, **Classification of surface EMG signals using optimal wavelet packet method based on Davies-Bouldin,** Medical and Biological Engineering and Computing, Volume 44, Number 10, October 2006

(WANG *et al,* 2003) WANG, S. Y. *et al*, **Detecting functional coupling between electromyogram and local field potentials indystonia using discrete wavelet transform and coherence estimation,** Conference on Neural Engineering Capri Island, Italy. March 20-22, 2003

(WHANG *et al,* 2004*)* WHANG, S. Y. *et al,* **Extracting burst and tonic components from surface electromyograms in dystonia using adaptive wavelet shrinkage,** Journal of Neuroscience Methods 139, 177–184, 2004

(WILLE, 2004) WILLE, E. C. G. **Apostila de comunicações** *I*. CEFET/PR atualizado Outubro / 2004.

(ZANANDREA, 2003) ZANANDREA, A. *et al.* **Deteção de Sinais de Pulso de Radar Através da Transformada Contínua da Wavelets,** .Congresso Temático de Aplicações de Dinâmica e Controle II Dincon, v. 02, 2003

(ZHANG *et al,* 2003) ZHANG, Y. *et al.* ***A Comparison of the Wavelet and Short-Time Fourier Transform for Dopper Spectral Analysis****. Medical Engineerind and Physics Vol. 25 Issue 7, 547-57 September 2003.*