

**ANÁLISE DE FOURIER E DE WAVELETS DO SINAL
ELETROMIOGRÁFICO DE SUPERFÍCIE EM AMBIENTE
SUBAQUÁTICO E AÉREO**

MARCUS VINÍCIUS CHAFFIM COSTA

**MONOGRAFIA DE PROJETO FINAL DE GRADUAÇÃO EM
ENGENHARIA ELÉTRICA**

**DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA ELÉTRICA
BRASÍLIA/DF: AGOSTO – 2006**

**FACULDADE DE TECNOLOGIA
UNIVERSIDADE DE BRASÍLIA**

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

**ANÁLISE DE FOURIER E DE *WAVELETS* DO SINAL
ELETROMIOGRÁFICO DE SUPERFÍCIE EM AMBIENTE
SUBAQUÁTICO E AÉREO**

MARCUS VINÍCIUS CHAFFIM COSTA

**ORIENTADOR: FRANCISCO ASSIS DE OLIVEIRA NASCIMENTO
CO-ORIENTADOR: MARCELINO MONTEIRO DE ANDRADE**

**MONOGRAFIA DE PROJETO FINAL
DE GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA ELÉTRICA**

BRASÍLIA/DF: AGOSTO – 2006



GPDS

GRUPO DE PROCESSAMENTO DIGITAL DE SINAIS



UNIVERSIDADE DE BRASÍLIA
FACULDADE DE TECNOLOGIA
DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA ELÉTRICA

ANÁLISE DE FOURIER E DE WAVELETS DO SINAL
ELETROMIOGRÁFICO DE SUPERFÍCIE EM AMBIENTE
SUBAQUÁTICO E AÉREO

MARCUS VINÍCIUS CHAFFIM COSTA

MONOGRAFIA DE PROJETO FINAL DE GRADUAÇÃO
SUBMETIDA AO DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA ELÉTRICA
DA UNIVERSIDADE DE BRASÍLIA COMO PARTE DOS
REQUISITOS NECESSÁRIOS PARA A OBTENÇÃO DO GRAU DE
ENGENHEIRO ELETRICISTA.

APROVADA POR:

Prof. Francisco Assis de Oliveira Nascimento, Doutor (ENE/UnB)
(Orientador)

Marcelino Monteiro de Andrade, Mestre (IBICT)
(Co-orientador)

Prof. Pedro de Azevedo Berger, Doutor (CIC/UnB)
(Examinador Externo)

BRASÍLIA/DF, 08 DE AGOSTO DE 2006

FICHA CATALOGRÁFICA

COSTA, MARCUS VINÍCIUS CHAFFIM

Análise de Fourier e de *Wavelets* do Sinal Eletromiográfico de Superfície em Ambiente Subaquático e Aéreo [Distrito Federal] 2006.

xiii, 51p., 210 x 297 mm (ENE/FT/UnB, Engenheiro Eletricista, Engenharia Elétrica, 2006).

Monografia de Projeto Final de Graduação – Universidade de Brasília. Faculdade de Tecnologia. Departamento de Engenharia Elétrica.

1. Eletromiografia de superfície

2. Processamento digital de sinais

3. Transformada de *wavelets*

4. Biomecânica subaquática

5. Contrações isométricas

6. EMG-S

I. ENE/FT/UnB

II. Título (série)

REFERÊNCIA BIBLIOGRÁFICA

COSTA, M. V. C. (2006). Análise de Fourier e de *Wavelets* do Sinal Eletromiográfico de Superfície em Ambiente Subaquático e Aéreo. Monografia de Projeto Final de Graduação, Departamento de Engenharia Elétrica, Universidade de Brasília, Brasília, DF, 51p.

CESSÃO DE DIREITOS

AUTOR: Marcus Vinícius Chaffim Costa.

TÍTULO: Análise de Fourier e de *Wavelets* do Sinal Eletromiográfico de Superfície em Ambiente Subaquático e Aéreo.

GRAU: Engenheiro Eletricista ANO: 2006

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

Marcus Vinícius Chaffim Costa

DEDICATÓRIA

À minha mãe, Regina;
Aos meus irmãos, Pedro e Carla;
À querida Marília, muito amada.

*Ver as coisas até ao fundo...
E se as coisas não tiverem fundo?*

*Ah, que bela a superfície!
Talvez a superfície seja a essência
E o mais que a superfície seja o mais que tudo
E o mais que tudo não é nada.*

*Ó face do mundo, só tu, de todas as faces,
És a própria alma que reflectes.*

ÁLVARO DE CAMPOS

AGRADECIMENTOS

Tenho muito a agradecer ao meu orientador, o professor Francisco Assis de Oliveira Nascimento, por todo o incentivo, confiança e amizade.

Agradeço também ao meu co-orientador e grande estímulo deste trabalho, Marcelino Monteiro de Andrade, sobretudo por sua perspicácia e paciência.

Sou extremamente grato ao Wilson Henrique Veneziano, exemplo de determinação e serenidade, cuja importância para este trabalho é incontestável.

Agradeço ao professor Adson Ferreira da Rocha, por seus esclarecimentos valiosos.

Ao professor Jake Carvalho do Carmo, por sua recepção nas instalações do Laboratório de Biomecânica da UnB e por ter gentilmente cedido esse espaço para os experimentos, devo expressar minha gratidão.

Ao Vinícius, por sua enorme amizade (e presteza nos momentos desesperadores), e a toda a Família Rispoli, pelo acolhimento especial, muito obrigado.

A todos os amigos da Elétrica, pelos momentos de descontração, em especial ao Eumann, à Raquel, ao Roques e ao Thiago, aqui vai um grande abraço.

Aos colegas do Grupo de Processamento Digital de Sinais, pela companhia e discussões profícuas, ficam registrados meus agradecimentos

RESUMO

ANÁLISE DE FOURIER E DE WAVELETS DO SINAL ELETROMIOGRÁFICO DE SUPERFÍCIE EM AMBIENTE SUBAQUÁTICO E AÉREO

Autor: Marcus Vinícius Chaffim Costa

Orientador: Francisco Assis de Oliveira Nascimento

Graduação em Engenharia Elétrica. Universidade de Brasília

Brasília, agosto de 2006

Nesta pesquisa foram estudados e avaliados dois estimadores do espectro de potência do sinal eletromiográfico de superfície (EMG-S), nos ambiente subaquático e aéreo, por meio da medida de proximidade dos histogramas destes estimadores com relação a distribuições normais. Para tanto, foram adquiridos sinais de 10 voluntários masculinos, com idade de 23 ($\pm 3,4$) anos, realizando contrações isométricas não fáticas (50% da CVM) do músculo *Abductor pollicis brevis* durante breves períodos (sete a oito segundos) em cada um dos ambientes. Os espectros de potência de Fourier e de wavelets destes sinais foram computados e os estimadores frequência de potência mediana (FPM) e escalar de potência mediana (EPM) calculados. Os resultados das análises mostraram que a tendência a uma distribuição estatística normal é mais acentuada para o EPM em comparação à FPM, para ambos os meios (subaquático ou aéreo) considerados.

Palavras-chave: eletromiografia de superfície, processamento digital de sinais, transformada de *wavelets*, biomecânica subaquática, contrações isométricas

ABSTRACT

FOURIER AND WAVELETS ANALYSIS OF SURFACE ELECTROMYOGRAPHIC SIGNAL IN UNDERWATER AND AERIAL ENVIRONMENTS

Author: Marcus Vinícius Chaffim Costa

Advisor: Francisco Assis de Oliveira Nascimento

Graduation in Electrical Engineering, University of Brasília

Brasília (Brazil), August' 2006

In this research, were evaluated two estimators for the power spectrum of the surface eletromyographic (sEMG) signal in aerial and in underwater environments, using a measurement of proximity between the estimators and normal distributions. Ten male volunteers (age: $23 \pm 3,4$ years) participated in the study. The volunteers performed (50% MVC) non-fatiguing, isometric contractions of the *Abductor pollicis brevis* muscle with duration between 7 and 8 seconds. The tests were performed in aerial and underwater environments. The Fourier and wavelet power spectra of these signals were computed and the median power frequency (MPF) and the median power scalar (MPS) were calculated. The results of the analysis showed that the MPS has a distribution that is closer to normal than the distribution of MPF, on both aerial and underwater environments.

Key-words: surface electromyography, digital signal processing, wavelet transform, underwater biomechanics, isometric contractions.

SUMÁRIO

1 – INTRODUÇÃO	01
1.1 – OBJETIVOS	02
1.2 – ESTRUTURA DO TRABALHO	02
 2 – ELETROMIOGRAFIA DE SUPERFÍCIE	 04
2.1 – BREVE HISTÓRICO	04
2.2 – ELETROMIOGRAFIA INTRAMUSCULAR E DE SUPERFÍCIE	05
2.3 – TEMAS DE ANATOMIA E FISIOLOGIA PARA ELETROMIOGRAFIA	06
2.3.1 – Unidade motora e potenciais de ação	08
2.4 – CAPTAÇÃO DO ELETROMIOGRAMA DE SUPERFÍCIE	10
2.4.1 – Eletrodos	10
2.5 – APLICAÇÕES EM AMBIENTE SUBAQUÁTICO	11
 3 – PROCESSAMENTO DE SINAIS ELETROMIOGRÁFICOS	 12
3.1 – ANÁLISE DE FOURIER	12
3.1.1 – Transformada de Fourier de curta duração	15
3.1.2 – Representação tempo-freqüência e espectrograma	17
3.1.3 – Parâmetros tempo-freqüenciais e a freqüência de potência mediana	18
3.2 – ANÁLISE DE <i>WAVELETS</i>	20
3.2.1 – Transformada contínua de <i>wavelets</i>	22
3.2.2 – Representação tempo-escala e escalograma	24
3.2.3 – Parâmetros tempo-escalares e o escalar de potência mediana	27
 4 – METODOLOGIA	 29
4.1 – SUJEITOS	29
4.2 – PROTOCOLO EXPERIMENTAL	30
4.3 – INSTRUMENTAÇÃO E REGISTRO DOS SINAIS	31
4.4 – PROCESSAMENTO DOS SINAIS DE EMG-S	32
 5 – FERRAMENTAS COMPUTACIONAIS IMPLEMENTADAS	 35
5.1 – DETERMINAÇÃO DE PARÂMETROS E ABERTURA DE ARQUIVOS	35

5.2 – RECORTE TEMPORAL DOS SINAIS	36
5.3 – DETERMINAÇÃO DOS ESTIMADORES	38
6 – RESULTADOS E DISCUSSÕES	39
6.1 – ANÁLISE ESTATÍSTICA	40
6.2 – TENDÊNCIA GAUSSIANA DOS ESTIMADORES	41
7 – CONCLUSÕES	43
7.1 – PROPOSTAS PARA TRABALHOS FUTUROS	44
REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	46
APÊNDICES	49
A – ARTIGO PUBLICADO	50
B – CÓDIGO DOS ALGORITMOS IMPLEMENTADOS	51

LISTA DE TABELAS

Tabela 6.1	Coeficientes de correlação de ambos estimadores para os dois ambientes.	36
Tabela 6.2	Teste de ANOVA dos coeficientes de correlação.	36
Tabela 6.3	Diferenças entre as médias dos valores dos coeficientes de correlação. ...	37

LISTA DE FIGURAS

Figura 2.1	Tipos de músculos do corpo humano.	06
Figura 2.2	Músculos esqueléticos superficiais.	07
Figura 2.3	Fibra típica de músculo esquelético.	07
Figura 2.4	Contração de um músculo esquelético. Observa-se a sobreposição dos segmentos de actina e de miosina no estado contraído.	08
Figura 2.5	Unidade motora.	09
Figura 2.6	Propagação do potencial de ação no axônio amielínico.	09
Figura 2.7	Esquema da geração de um MUAP.	09
Figura 2.8	Eletrodo diferencial de superfície ativo.	10
Figura 2.9	Alterações no sinal de EMG-S de acordo com o posicionamento do eletrodo sobre o músculo.	11
Figura 3.1	Parâmetros de sinais mensurados no domínio do tempo e da frequência. .	12
Figura 3.2	Decomposição em série de Fourier de um MUAP.	13
Figura 3.3	Periodograma do EMG-S para uma janela retangular de 512 ms.	15
Figura 3.4	Funções de base da STFT.	15
Figura 3.5	Diferentes tipos de janelamento usados na STFT.	16
Figura 3.6	Espectrograma de Fourier para janelas retangulares de 512 ms.	17
Figura 3.7	Espectrograma de um sinal de EMG-S de 512 ms.	18
Figura 3.8	Frequência de potência mediana do EMG-S em uma janela de 512 ms. ...	19
Figura 3.9	Alterações no espectro do EMG ao longo do tempo.	19
Figura 3.10	Índice de fadigamento muscular.	19
Figura 3.11	Três <i>wavelets</i> -mãe tipo <i>Daubechies</i> , com diferentes graus de liberdade. ...	20
Figura 3.12	Mudanças de escala da <i>wavelet</i> -mãe.	21
Figura 3.13	Funções de base da transformada contínua de <i>wavelets</i>	23
Figura 3.14	Transformada contínua de <i>wavelets</i>	23
Figura 3.15	Sinal eletromiográfico e sua transformada contínua de <i>wavelets</i>	24
Figura 3.16	Escalograma de um sinal de EMG de 512 ms.	25
Figura 3.17	Sinal de EMG, transformada contínua de <i>wavelets</i> e escalograma.	25
Figura 3.18	Escalograma acumulado	26
Figura 3.19	Sinal de EMG, transformada contínua de <i>wavelets</i> , escalograma e escalograma acumulado.	27

Figura 3.20	Escalar de potência mediana	27
Figura 3.21	Sinal de EMG, transformada contínua de wavelets, escalogramas e escalar de potência mediana de um sinal de EMG de 512ms.	28
Figura 3.22	Frequências de potência mediana, escalares de potência mediana e escalares de potência mediana normalizados.	28
Figura 4.1	Músculo abdutor curto do polegar.	29
Figura 4.2	Posição dos eletrodos durante a captação do sinal.	30
Figura 4.3	Eletrodo DE-2.1, DelSys Inc.	31
Figura 4.4	Eletromiógrafo Bagnoli-2, Delsys Inc.	32
Figura 4.5	Obtenção da frequência de potência mediana.	33
Figura 4.6	Obtenção do escalar de potência mediana.	33
Figura 4.7	Sinal de EMG de um dos sujeitos coletado no ar e os estimadores FPM e EPM correspondentes.	34
Figura 4.8	Sinal de EMG de um dos sujeitos coletado na água e os estimadores FPM e EPM correspondentes.	34
Figura 5.1	Caixa de diálogo para a entrada da frequência de amostragem.	35
Figura 5.2	Abertura de arquivo de sinais de eletromiografia.	35
Figura 5.3	Caixa de diálogo para a entrada do número de amostras em cada janela. .	36
Figura 5.4	Caixa de diálogo para a entrada do número de amostras deslocadas entre janelas consecutivas.	36
Figura 5.5	Mensagem informando a duração do sinal de EMG recém-aberto.	36
Figura 5.6	Recorte do início indesejado do sinal eletromiográfico.	37
Figura 5.7	Recorte do final indesejado do sinal eletromiográfico.	37
Figura 5.8	Sinal eletromiográfico recortado no tempo e sua duração.	37
Figura 5.9	Cálculo da frequência de potência mediana.	38
Figura 5.10	Cálculo do escalar de potência mediana.	38
Figura 6.1	Histogramas e distribuições gaussianas para um dos sujeitos.	39
Figura 6.2	<i>Boxplot</i> de ambos estimadores para os dois ambientes.	42

LISTA DE ABREVIATURAS E SÍMBOLOS

ANOVA	<i>Analysis of variance</i> (análise de variância)
CVM	Contração voluntária máxima
CWT	<i>Continuous wavelet transform</i> (transformada contínua de <i>wavelets</i>)
DHS	Diferença honestamente significativa
DFT	<i>Discrete Fourier transform</i> (transformada discreta de Fourier)
DTFT	<i>Discrete-time Fourier transform</i> (transformada de Fourier em tempo discreto)
EMG	Eletromiografia; Eletromiograma
EMG-S	Eletromiografia de superfície; Eletromiograma de superfície
EPM	Escalar de potência mediana
FFT	<i>Fast Fourier transform</i> (transformada rápida de Fourier)
FPM	Frequência de potência mediana
FT	<i>Fourier transform</i> (transformada de Fourier)
MU	<i>Motor unit</i> (unidade motora)
MUAP	<i>Motor unit action potential</i> (potencial de ação da unidade motora)
MNF	<i>Mean frequency</i> (frequência média; frequência centróide)
STFT	<i>Short-time Fourier transform</i> (transformada de Fourier de curta duração)

1 – INTRODUÇÃO

A eletromiografia de superfície (EMG-S) tem se mostrado uma valiosa ferramenta, não-invasiva, de análise das funções musculares [3], uma vez que representa graficamente o sinal elétrico emanado pelos músculos ao realizar contrações [6]. Porém, os estudos da eletromiografia em ambiente subaquático ainda são escassos na literatura.

Entretanto, pesquisas vêm sendo realizadas [1], como a que verificou as alterações na amplitude do valor RMS (raiz quadrática do valor quadrático médio) do sinal de EMG-S do grupo tênar [7], e de outros músculos, como o bíceps braquial [8], a musculatura do ombro [9] e os músculos extensores do joelho [10] também foram analisados por demais pesquisadores com respeito às alterações do sinal eletromiográfico em ambiente subaquático.

Um estudo bastante abrangente foi realizado na Universidade de Brasília a fim de responder algumas questões sobre o comportamento do sinal eletromiográfico de superfície na caracterização de atividades físicas em ambientes subaquáticos [2]. Vários membros do Grupo de Processamento Digital de Sinais, desde a iniciação científica até o doutorado, têm realizado pesquisas cujo escopo é a eletromiografia, com os mais diversos enfoques. O trabalho ora apresentado baseia-se bases sobretudo em duas destas pesquisas: a dissertação de mestrado de Marcelino Monteiro de Andrade [4] e tese de doutorado de Wilson Henrique Veneziano [2].

Diversos métodos de parametrização espectral do sinal eletromiográfico são utilizados e, entre eles, uma das técnicas mais aplicada é da frequência de potência mediana (FPM) [1, 3, 4, 5, 11, 14, 15], que é calculada no domínio da transformada de Fourier. No entanto, a utilização de outros estimadores para o sinal eletromiográfico, especialmente no domínio da transformada de *wavelets* [12, 13, 14], tem causado bastante interesse. Dentre estes estimadores, merece destaque o escalar de potência mediana (EPM) [4, 15].

Neste trabalho foram adotados os estimadores FPM e EPM, para o sinal eletromiográfico de superfície do músculo abdutor curto do polegar (*Abductor pollicis brevis*) da mão esquerda, sob uma janela deslizante de observação. Em seguida, foi determinado o

coeficiente de correlação do histograma de cada estimador com a curva de distribuição normal ideal construída com a mesma média e o mesmo desvio padrão amostral do respectivo histograma. Por meio destes dados pretende-se analisar a tendência gaussiana dos dois estimadores, calculados com base no conteúdo espectral de potência do sinal eletromiográfico em ambos os meios.

1.1 – OBJETIVOS

O trabalho em questão visa o desenvolvimento e aplicação de técnicas de processamento de sinais, tanto no domínio de Fourier quanto no de *wavelets*, para aplicação em sinais de eletromiografia de superfície captados nos ambientes úmido e seco. Mais especificamente, pretende-se calcular dois estimadores do espectro de potência do sinal eletromiográfico de superfície (EMG-S), nos ambiente subaquático e aéreo, e verificar a tendência gaussiana destes estimadores por meio da medida de proximidade entre seus histogramas e distribuições normais de mesma média e variância.

No intuito de avaliar a influência dos diferentes ambientes, o mesmo procedimento foi realizado no ar e na água, nos mesmos sujeitos, e testes estatísticos foram aplicados para verificar se existem diferenças significativas entre os estimadores calculados no domínio de Fourier de *wavelets*. A constatação de uma forte tendência à normalidade por parte de algum destes estimadores, isto é, a possibilidade de empregar uma aproximação normal, permite maior confiabilidade na aplicação dos testes estatísticos paramétricos, cujo pré-requisito é justamente o caráter normal, ou gaussiano, da distribuição de probabilidade da população em estudo.

1.2 – ESTRUTURA DO TRABALHO

O texto tem início com este capítulo introdutório, seguido de uma breve explanação, no Capítulo 2, sobre a eletromiografia de superfície e seu histórico, determinação das diferenças entre a eletromiografia de agulha e a de superfície além de aplicações atuais da eletromiografia de superfície. Alguns temas de anatomia e fisiologia para eletromiografia são apresentados, como a unidade motora, recrutamento de unidades motoras e captação do eletromiograma de superfície (eletrodos, ruídos e artefatos), além de aplicações do EMG em ambiente subaquático.

O Capítulo 3 cobre alguns tópicos clássicos sobre processamento de sinais eletromiográficos como análise de Fourier (transformada de Fourier, representações tempo-frequência e o espectrograma), parâmetros tempo-frequenciais e a frequência de potência mediana e ainda versa sobre tópicos mais recentes como análise de *wavelets* (transformada contínua de *wavelets*, representações tempo-escala e o escalograma), parâmetros tempo-escalares e o escalar de potência mediana.

Em seguida, o Capítulo 4 trata da metodologia de coleta e tratamento dos sinais, dos sujeitos e do protocolo experimental aplicado e ainda da instrumentação, registro e processamento dos sinais de EMG-S. O Capítulo 5 mostra algumas das ferramentas computacionais implementadas no decorrer do trabalho, como a determinação de parâmetros e abertura de arquivo e o recorte temporal dos sinais, a determinação dos estimadores frequência de potência mediana e escalar de potência mediana.

Após isso, o Capítulo 6 apresenta os resultados obtidos e discussões acerca da análise estatística e da tendência gaussiana dos estimadores. As conclusões, no Capítulo 7, dão destaque os aspectos mais relevantes da monografia e sugere-se propostas para trabalhos futuros. Por último, são listadas as referências bibliográficas e nos apêndices consta a referência do artigo publicado pelo autor durante esta pesquisa, assim como o código de alguns algoritmos implementados.

2 – ELETROMIOGRAFIA DE SUPERFÍCIE

A eletromiografia é o estudo das funções musculares por meio da investigação do sinal elétrico proveniente da musculatura. O movimento inato é o sinal primordial da vida animal. Por esta e por outras razões, o homem sempre apresentou curiosidade em relação aos órgãos da locomoção de seu corpo e dos outros seres. De fato, alguns dos primeiros experimentos científicos conhecidos tinham interesse nos músculos e suas funções [5].

2.1 – BREVE HISTÓRICO

O revigoramento da ciência durante a Renascença fez a curiosidade pela musculatura tornar-se inevitável. Leonardo da Vinci, por exemplo, dedicou-se sobremaneira à análise dos músculos e de suas funções, realizando dissecações e confeccionando atlas da musculatura humana, fato que o faz ser considerado o pai da anatomia moderna [5].

Durante os anos seguintes, uma série de cientistas trouxe de volta o interesse pelos músculos. A primeira dedução lógica de que os músculos geram eletricidade foi realizada pelo italiano Francesco Redi, em 1666, cujas suspeitas eram que o choque da arraia tinha origens musculares. O primeiro a observar a relação entre contração muscular e eletricidade, no ano de 1771, foi Luigi Galvani, que despolarizou os músculos das pernas de uma rã tocando-os com uma haste metálica. Muitos logo confirmaram os experimentos de Galvani. Entretanto, Alessandro Volta, em 1773, questionou tais experimentos, após ter provado que diferentes metais em contato com um eletrólito (como aqueles os encontrados nos tecidos musculares) são capazes de gerar corrente elétrica [5].

Os resultados de Volta foram tão contundentes que o conceito de eletricidade animal não foi cogitado por quatro décadas. Em 1838, de posse do então recém concebido galvanômetro, Carlo Matteucci finalmente provou que, de fato, correntes elétricas são geradas no interior dos músculos. O trabalho de Matteucci atraiu o interesse do francês Du Bois-Reymond, que, em 1849, foi pioneiro em relatar a detecção de sinais elétricos emanados de músculos humanos [5]. H. Piper é considerado o primeiro cientista a estudar o sinal eletromiográfico [3], já que, em 1912 aplicou eletrodos metálicos de superfície e obteve medidas para a musculatura humana. Em 1924, Gasser e Erlanger realizaram

investigações similares utilizando um osciloscópio de tubo de raios catódicos e conseguiram visualizar os sinais dos músculos [3, 5]. Quatro anos mais tarde, Proebster observou sinais gerados por músculos sem inervação e inaugurou o campo da eletromiografia clínica.

O aperfeiçoamento do aparato eletrônico fez crescer o uso da eletromiografia entre anatomistas, cinesiologistas e ortopedistas ainda na primeira metade do século XX [5], quando a eletromiografia de superfície foi aplicada em técnicas de relaxamento, análise de movimentos e pesquisas de patologias neuromusculares [2]. Nas décadas mais recentes, com a disponibilidade de computadores com poderosa capacidade de processamento, foi possível realizar a decomposição de sinais de eletromiografia de agulha em seus constituintes básicos, os trens de potenciais de ação da unidade motora. O uso de computadores também permitiu o desenvolvimento de modelos e simulações no estudo do sinal de EMG [3], além de ter possibilitado a análise espectral e outras técnicas de processamento de sinais eletromiográficos, o que melhorou o entendimento da fisiologia do músculo, dos parâmetros da fadiga e das disfunções e dores musculares [2].

2.2 – ELETROMIOGRAFIA INTRAMUSCULAR E DE SUPERFÍCIE

Atualmente, as técnicas de eletromiografia intramuscular e de superfície são complementares e integradas uma à outra: ambas são ferramentas importantes de investigação fisiológica. A primeira, que se utiliza de agulhas ou microeletrodos colocados diretamente no interior do músculo (daí ser chamada de invasiva), é mais adequada e largamente aceita para aplicações clínicas, porém causa dor e desconforto ao paciente.

A eletromiografia de superfície, também conhecida como eletromiografia não-invasiva (por se valer de eletrodos metálicos, usualmente do tipo Ag/AgCl, colocados sobre a pele), tem maior aplicação em ramos como *biofeedback*, controle de próteses, ergonomia, medicina ocupacional e do esporte e análise de movimento. Essa versatilidade se deve ao fato de que a EMG-S permite o acesso freqüente e indolor às funções neuromusculares. A extração de parâmetros de relevância clínica a partir do sinal de EMG-S é bastante intrincada, o que ajuda a explicar o conhecimento pouco aprofundado que se tem deste sinal se compararmos, por exemplo, ao entendimento alcançado na eletrocardiografia [2, 3].

2.3 – TEMAS DE ANATOMIA E FISIOLOGIA PARA ELETROMIOGRAFIA

Compreender o sinal de EMG implica no entendimento dos músculos e na maneira como estes geram sinais bioelétricos [2]. No corpo humano, existem três tipos de músculos (Figura 2.1): músculo cardíaco (que é o tecido especializado do coração, cujas características lhe são bastante peculiares); músculo esquelético (também chamado de músculo voluntário, por sua capacidade de ser conscientemente controlado) e músculo liso (conhecido por músculo involuntário, pois não se encontra sob controle consciente). Estes últimos revestem as paredes de órgãos internos e executam funções como forçar a passagem do bolo alimentar na deglutição ou controlar o fluxo sanguíneo para os diversos tecidos [20].

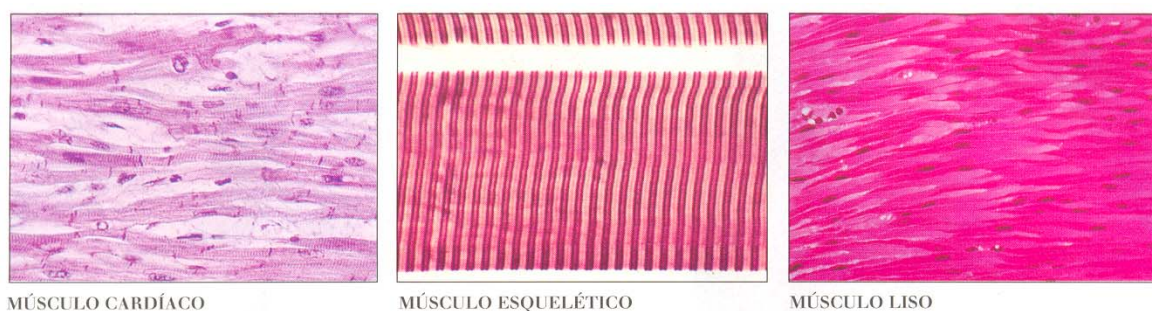


Figura 2.1 – Tipos de músculos do corpo humano. (modificado de [20])

Os músculos esqueléticos, objeto de estudo da eletromiografia, estão ligados direta ou indiretamente (via tendões) aos ossos, e trabalham em pares antagônicos (enquanto um músculo do par se contrai o outro, que causa o deslocamento oposto da articulação, relaxa) de forma a produzir os mais variados movimentos [20]. A musculatura esquelética compreende aproximadamente quarenta por cento da massa corporal humana, porcentagem que pode variar de acordo com a idade, o gênero e a regularidade da prática de atividades físicas [21].

Os seres humanos possuem centenas de músculos esqueléticos, alguns destes (os superficiais) representados na Figura 2.2, que diferem em forma e tamanho, de acordo com a tarefa que desempenham [21]. A estrutura básica do músculo é denominada sarcômero. No interior dos músculos há o deslizamento de compartimentos que contém fibras musculares (Figura 2.3), as quais são constituídas por miofibrilas [2].



Figura 2.2 – Músculos esqueléticos superficiais. (modificado de [20])

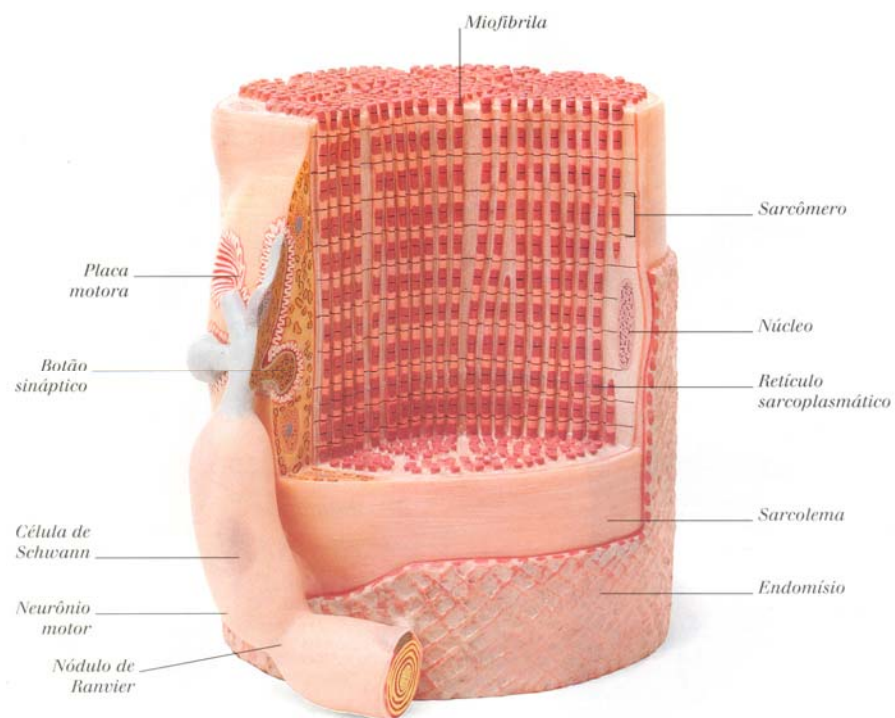


Figura 2.3 – Fibra típica de músculo esquelético. (modificado de [20])

As miofibrilas são aglomerados muito bem organizados de actina e miosina, entre outras proteínas, que estão parcialmente superpostas [2]. Estas proteínas são levadas a deslizar uma em direção à outra, o que constitui o processo contrátil das miofibrilas, caracterizando a contração muscular. O arranjo dos filamentos de actina e miosina na fibra faz com que o músculo esquelético apresente estrias, por este motivo este músculo também é chamado de estriado [22]. A Figura 2.4 mostra em detalhe a contração de um músculo esquelético, na qual se pode observar claramente a sobreposição por miosina das regiões nas quais a actina é predominante.

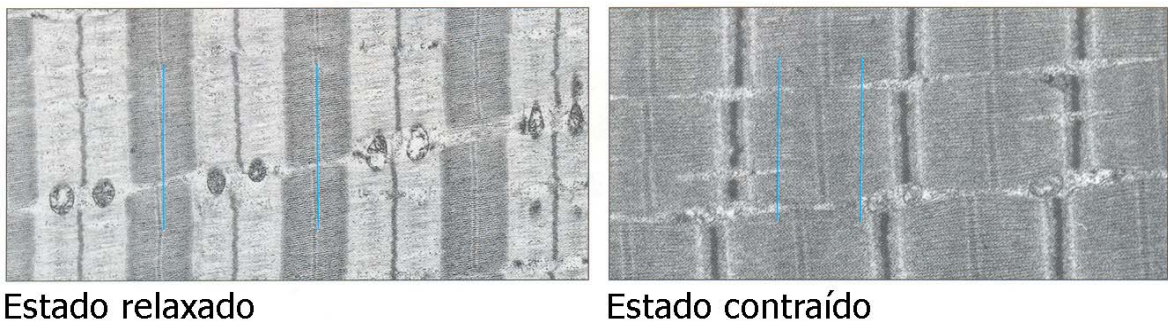


Figura 2.4 – Contração de um músculo esquelético. Observa-se a sobreposição dos segmentos de actina e de miosina no estado contraído. (modificado de [20])

2.3.1 – Unidade motora e potenciais de ação

No músculo esquelético humano normal, as fibras musculares não se contraem individualmente, mas em pequenos grupos chamados de unidades motoras (MU: *motor unit*) [5]. Uma unidade motora, como na Figura 2.5, é constituída por um neurônio motor, suas junções neuromusculares e as fibras musculares enervadas por este neurônio [22]. Assim, a unidade motora é a menor unidade funcional do músculo estriado [5].

Ao impulso que tem origem no neurônio motor e se propaga ao longo do axônio do nervo espinhal (Figura 2.6), chegando até a fibra muscular chamamos potencial de ação motor, que é o responsável por iniciar o processo de contração muscular. Este impulso, ao chegar às fibras musculares, acaba gerando o potencial de ação muscular [21]. A onda gerada na junção neuromuscular devido à excitação do conjunto das fibras de uma unidade motora é chamado de potencial de ação da unidade motora (MUAP: *motor unit action potential*), conforme representado na Figura 2.7, que se propaga tanto no sentido da zona de inervação para a inserção tendinosa quanto ao contrário [5].

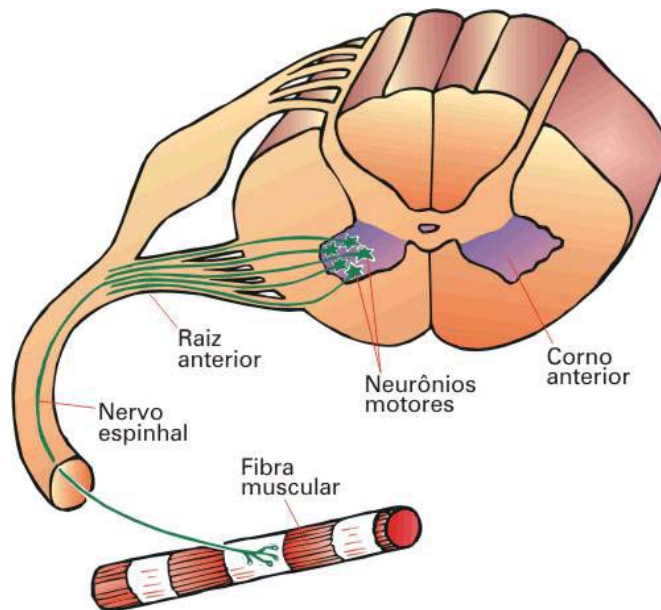


Figura 2.5 – Unidade motora. (modificado de [23])

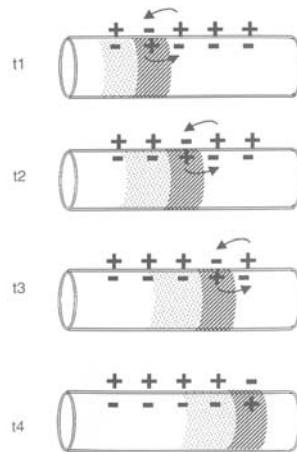


Figura 2.6 – Propagação do potencial de ação no axônio amielínico. (modificado de [21])

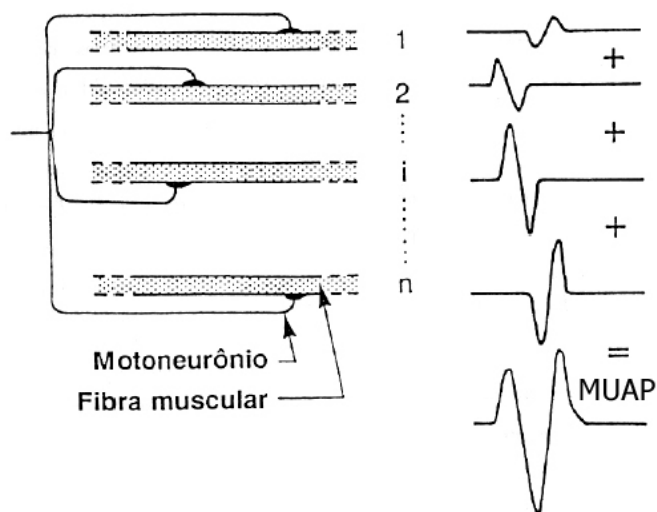


Figura 2.7 – Esquema da geração de um MUAP. (modificado de [5])

2.4 – CAPTAÇÃO DO ELETROMIOGRAMA DE SUPERFÍCIE

A eletromiografia está baseada justamente na captação extracelular dos fenômenos descritos na seção anterior [2]. No caso específico da EMG-S, o sinal captado será o registro do somatório de um grande número de MUAPs, que, por serem acionadas assincronamente, constituem um sinal estocástico de alta complexidade [4].

2.4.1 – Eletrodos

A captação do EMG-S é realizada por meio de eletrodos que devem ser selecionados em formato, dimensão e material apropriados para o registro do sinal com o mínimo de interferência. O contato de eletrodo de superfície com a pele deve ser feito o mais contínua e suavemente possível, pois pressão demasiada sobre o músculo ou movimentação relativa entre eletrodo e a pele podem invalidar toda a coleta do sinal.

Os eletrodos bipolares, como o da Figura 2.8, são construídos para amplificar a diferença de sinal entre dois eletrodos que captam a atividade elétrica oriunda de um mesmo sítio de ação muscular, com o auxílio de um eletrodo passivo colocado sobre uma zona de pouca inervação para servir-lhe de referência. Esta configuração consegue rejeitar grande parte do ruído que seria captado com um eletrodo monopolar.



Figura 2.8 – Eletrodo diferencial de superfície ativo. (modificado de [19])

Entretanto, os eletrodos não podem ser posicionados sobre qualquer lugar sobre o músculo, pois a captação em diferentes pontos acarreta alterações tanto na amplitude quanto no espectro de potência do sinal eletromiográfico, como podemos perceber pela Figura 2.9.

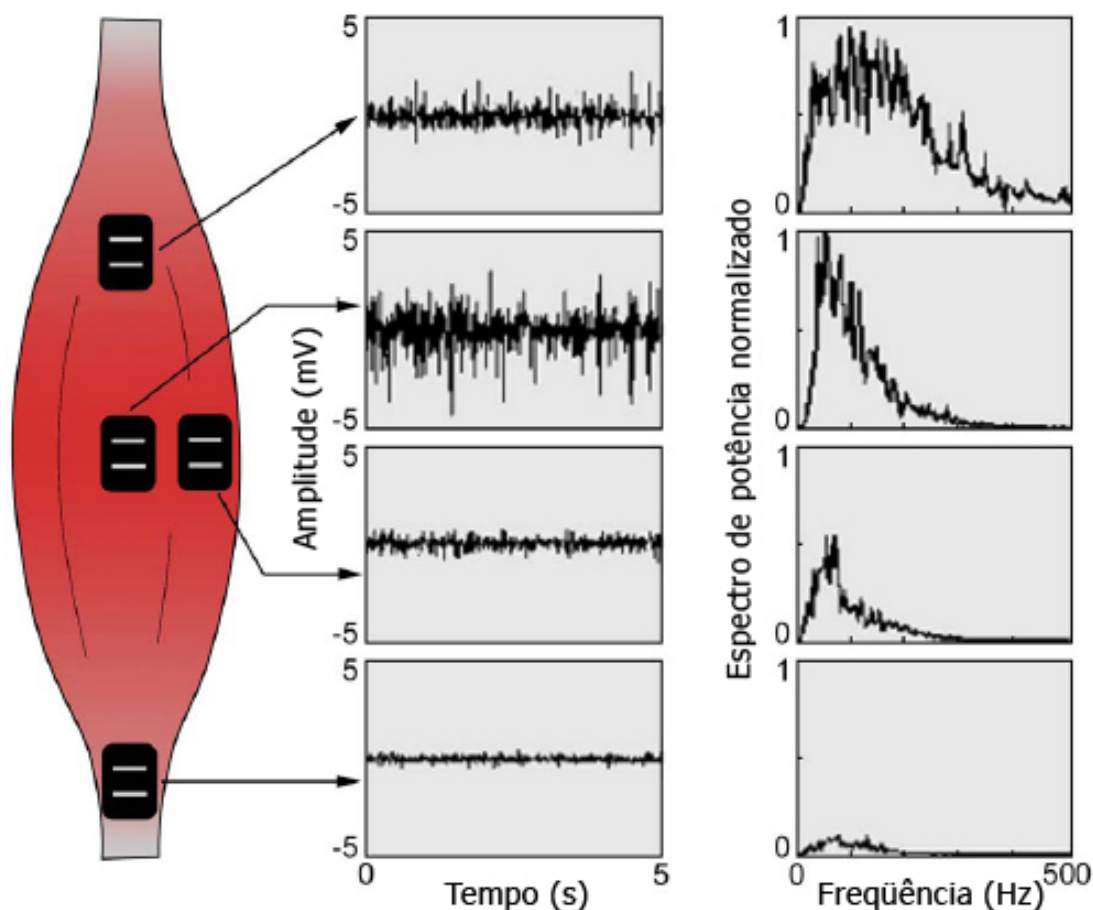


Figura 2.9 – Alterações no sinal de EMG-S de acordo com o posicionamento do eletrodo sobre o músculo. (modificado de [19])

2.5 – APLICAÇÕES EM AMBIENTE SUBAQUÁTICO

As atividades físicas em ambiente aquático, como a hidroginástica e a hidroterapia, aproveitam os baixos impactos e a força de empuxo, além de outras propriedades do meio líquido, para propiciar exercícios com características únicas. Este bom aproveitamento de contrações musculares traz benefícios mioesqueléticos tanto em práticas corriqueiras quanto em aplicações fisioterápicas, e pode ser direcionado para o desenvolvimento de capacidades aeróbicas, de força e de resistência muscular.

A hidroginástica é uma forma alternativa de condicionamento físico, constituída de exercícios aquáticos específicos, baseados no aproveitamento da resistência da água como sobrecarga. Estes exercícios facilitam o movimento, o condicionamento físico e o treinamento de força, com baixo impacto articular. Neste contexto, a eletromiografia de superfície pode servir como método de análise e qualificação dos resultados dos exercícios realizados em ambiente subaquático.

3 – PROCESSAMENTO DE SINAIS ELETROMIOGRÁFICOS

Técnicas de processamento de sinais são procedimentos matemáticos que podem ser úteis para extrair informação de sinais dos mais variados contextos, e, no caso em questão, de sinais biomédicos, como o eletromiograma [3]. Devido à natureza de sua formação, como discutido anteriormente, o EMG-S pode ser considerado um sinal estocástico de grande complexidade.

Alterações de parâmetros eletromiograma de superfície no domínio do tempo e no domínio da frequência (Figura 3.1) tem sido utilizados para analisar as funções musculares com diversas finalidades: determinação da fadiga muscular localizada, produção de força, velocidade de condução e análise de miopatias são algumas delas [15].

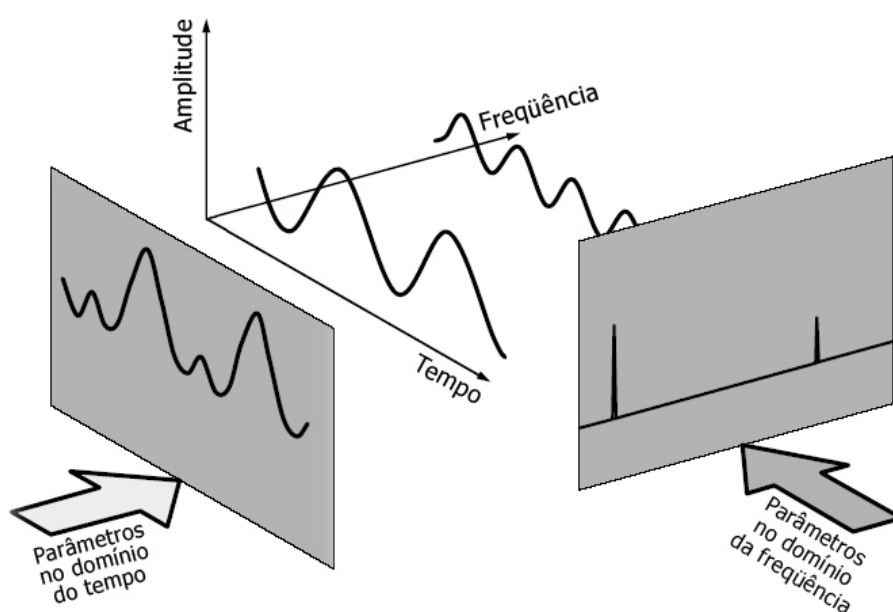


Figura 3.1 – Parâmetros de sinais mensurados no domínio do tempo e da frequência.

3.1 – ANÁLISE DE FOURIER

As técnicas de processamento de sinais no domínio da transformada de Fourier tem amplo uso em diversos campos das ciências aplicadas. A idéia subjacente à análise de Fourier é aproximar funções pela combinação de um conjunto de senos e co-senos de diferentes frequências, amplitudes e fases. A Figura 3.2 apresenta uma aplicação desta idéia, a decomposição de um MUAP em série de Fourier.

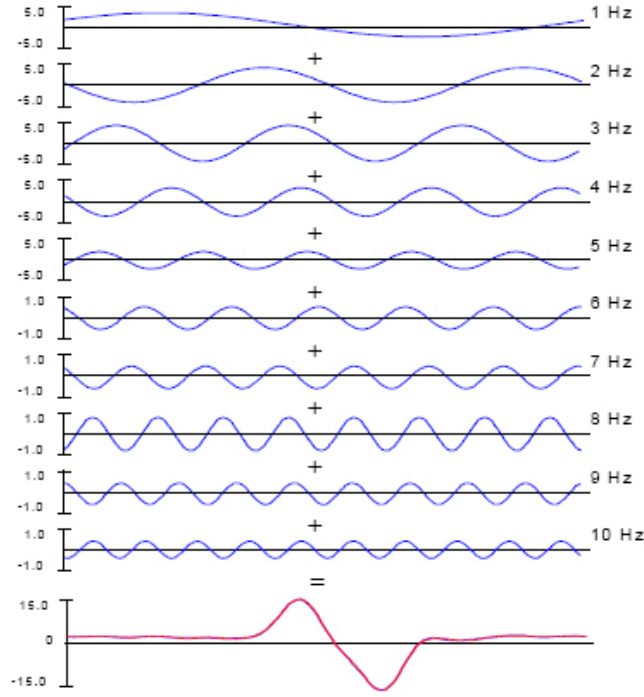


Figura 3.2 – Decomposição em série de Fourier de um MUAP. (modificado de [19])

O conteúdo em frequência de um sinal estacionário $x(t)$, que se supõe seja de quadrado integrável – $x(t) \in L^2(\mathbb{R})$ –, pode ser determinado pelo método clássico da transformada de Fourier (FT: *Fourier transform*), definida pela Equação 3.1.

$$FT_x(f) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t)e^{-j2\pi ft} dt \quad (3.1)$$

A transformada de Fourier consiste basicamente em multiplicar o sinal por funções de base da forma $e^{-j2\pi ft} = \cos(2\pi ft) - j \sin(2\pi ft)$ e calcular integral deste produto sobre todo o domínio, ou seja, calcular o produto escalar de $x(t)$ com senóides de frequência f . Com isso, podemos obter uma nova representação do sinal e extrair informações do seu espectro de frequência que estavam apenas implícitas na representação temporal [24].

Um resultado importante da transformada de Fourier que se aplica a sinais de potência (aqueles cuja energia, E , é finita), como é o caso do sinal de EMG [3], é o teorema de Parseval (Equação 3.2):

$$E_x = \int_{-\infty}^{+\infty} |x(t)|^2 dt = \int_{-\infty}^{+\infty} |FT_x(f)|^2 df \quad (3.2)$$

onde

$|x(t)|^2$ é a distribuição de energia no domínio do tempo;

$|FT_x(f)|^2$ é a distribuição de energia no domínio da frequência.

O integrando do último membro da Equação 3.2, que corresponde à distribuição de energia do sinal $x(t)$ no domínio da frequência, é também conhecido como periodograma, ao qual denotaremos por $P_x(f)$, como na Equação 3.3.

$$P_x(f) = |FT_x(f)|^2 \quad (3.3)$$

Apesar de podermos obter facilmente o conteúdo freqüencial do sinal $x(t)$ por meio da transformada de Fourier, a única relação com o domínio do tempo que podemos extrair da FT é a fase associada a cada componente de frequência, devido ao fato de supor-se que as senóides estendem-se indefinidamente ao longo do tempo. Esta premissa da FT é responsável por tornar indistinguíveis os intervalos de tempo em ocorrem os componentes de frequência do sinal, o que pode levar a conclusões inadequadas quando analisamos sinais não-estacionários, isto é, aqueles cujas características alteram-se no decorrer do tempo.

Para permitir o cálculo computacional da FT, vários algoritmos rápidos já foram implementados; a estes, em seu conjunto, costumamos designar por transformada rápida de Fourier (FFT: *fast Fourier transform*). A FFT baseia-se na equação da transformada discreta de Fourier (DFT: *discrete Fourier transform*), que transforma N amostras de $x[n]$, a versão amostrada no tempo do sinal $x(t)$, em N componentes discretos de frequência.

$$DFT_x[k] = \sum_{n=0}^{N-1} x[n] e^{-j \frac{2\pi}{N} kn} \quad (3.4)$$

Considerando $W_k = 2\pi k/N$, o periodograma (Figura 3.3) para todas as frequências W_k é definido pela Equação 3.5.

$$P_x[k] = |DFT_x[k]|^2 = \left| \sum_{n=0}^{N-1} x[n] e^{-j \frac{2\pi}{N} nk} \right|^2 = \left| \sum_{n=0}^{N-1} x[n] e^{-j W_k n} \right|^2 \quad (3.5)$$

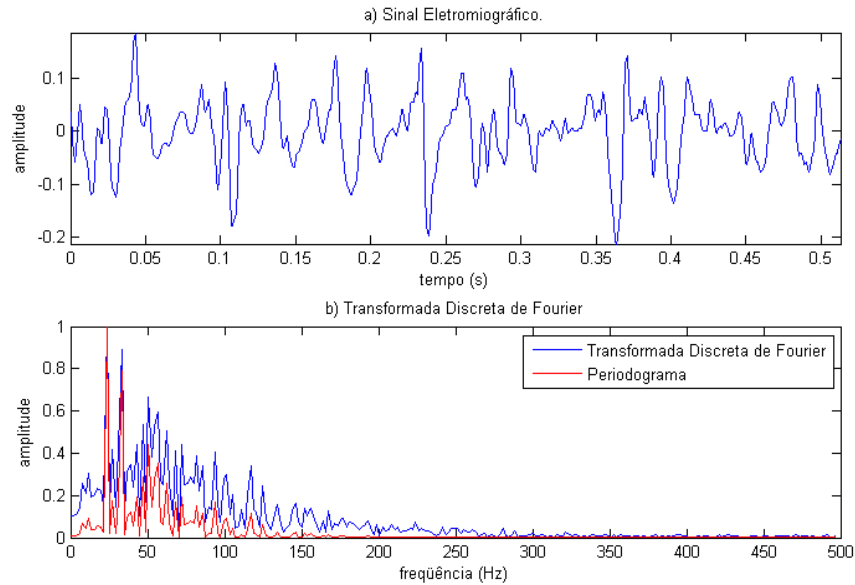


Figura 3.3 – Periodograma do EMG-S sob uma janela retangular de 512 ms.

Aplicar a transformada de Fourier a sinais não-estacionários não significa necessariamente incorrer em erro; apenas não poderão ser detectados eventos que ocorrem isolados em alguns instantes de observação. Para conseguirmos detectar estes eventos transitórios é necessário utilizar ferramentas específicas para a análise de sinais não-estacionários, chamadas de representações tempo-frequência (TRFs: *time-frequency representations*) [3].

3.1.1 – Transformada de Fourier de curta duração

Para conseguir uma representação temporalmente localizada, podemos multiplicar cada senóide por uma janela $h(t)$ que seja nula em quase todo o tempo, menos no intervalo de duração sob análise, como na Figura 3.4. Com isso definimos a transformada de Fourier de curta duração (STFT: *short-time Fourier transform*) [24, 25].

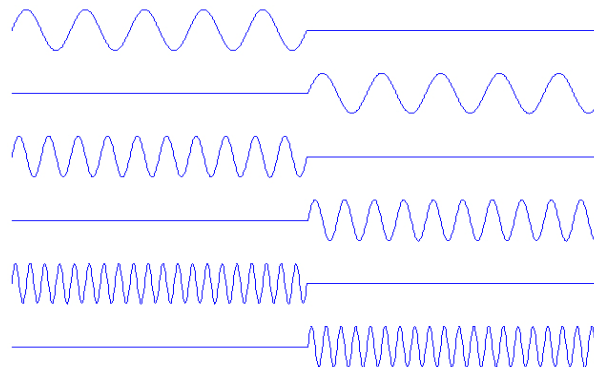


Figura 3.4 – Funções de base da STFT.

O formato desta janela pode ser determinado por diversas funções $h(t)$, como na Figura 3.5, o que permite conseguir diferentes propriedades no domínio da frequência, como maior ou menor largura de banda passante e melhor ou pior atenuação dos componentes fora desta faixa de frequência.

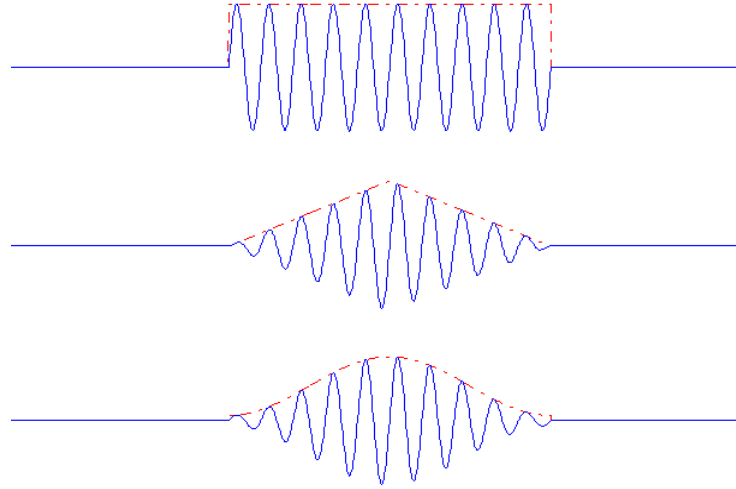


Figura 3.5 – Diferentes tipos de janelamento usados na STFT.

Formalmente, dizemos que a STFT (Equação 3.6) de um sinal $x(t)$ é uma função do tempo t e da frequência f dependente de uma janela $h(t)$, o que corresponde à mudança de base do sinal $x(t)$ para $g_{f,\tau}(t) = h(t - \tau) e^{j2\pi ft}$ (“*” significa o conjugado complexo).

$$STFT_{h,x}(f, \tau) = \int_{-\infty}^{+\infty} h^*(t - \tau) x(t) e^{-j2\pi ft} dt = \langle g_{f,\tau}(t), x(t) \rangle \quad (3.6)$$

Esta representação propicia uma noção localizada no tempo de análise τ dos componentes de frequência de um sinal não-estacionário, uma vez que o sinal é primeiro multiplicado por uma janela (ou função de janelamento) $h(t - \tau)$ e então a FT_x é calculada. Deste modo, podemos supor que, sob cada janela de análise, o sinal seja localmente estacionário.

Dado um sinal de energia finita e uma janela $h(t)$ normalizada, isto é, $\int_{-\infty}^{+\infty} |h(t)|^2 dt = 1$, o teorema de Parseval pode ser facilmente estendido à $STFT_{h,x}$ (Equação 3.7).

$$E_x = \int_{-\infty}^{+\infty} |x(t)|^2 dt = \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} |STFT_{h,x}(f, \tau)|^2 d\tau df \quad (3.7)$$

3.1.2 – Representação tempo-freqüência e espectrograma

Com a justaposição de periodogramas calculados em janelas subseqüentes, podemos construir uma representação tempo-freqüência do sinal de EMG conhecida como espectrograma (Figura 3.6). As janelas para o cálculo de cada periodograma podem ou não sobrepor-se. Esta sobreposição reduz a variância, aumenta o desvio da média e diminui a resolução espectral [15]. A resolução freqüencial do espectrograma também está diretamente relacionada ao comprimento da janela temporal: maiores janelas de análise melhoram a resolução na freqüência, mas, por cobrirem um período de observação maior, a resolução no tempo é prejudicada suposição e, com isso, compromete-se a suposição de estacionaridade local feita *a priori*.

Outra forma de encarar o espectrograma é considerá-lo a distribuição de energia associada à $STFT_{h,x}$ (Equação 3.8), o que significa a energia em todo o plano tempo-freqüência.

$$SP_{h,x}(f, \tau) = |STFT_{h,x}(f, \tau)|^2 \quad (3.8)$$

Os espectrogramas são ferramentas muito populares, por exemplo, na análise de sinais de voz, possibilitando, entre outras coisas, o reconhecimento de interlocutor [24]. Um espectrograma de Fourier do sinal de eletromiografia de superfície calculado com janelas de 32 ms pode ser observado na Figura 3.7.

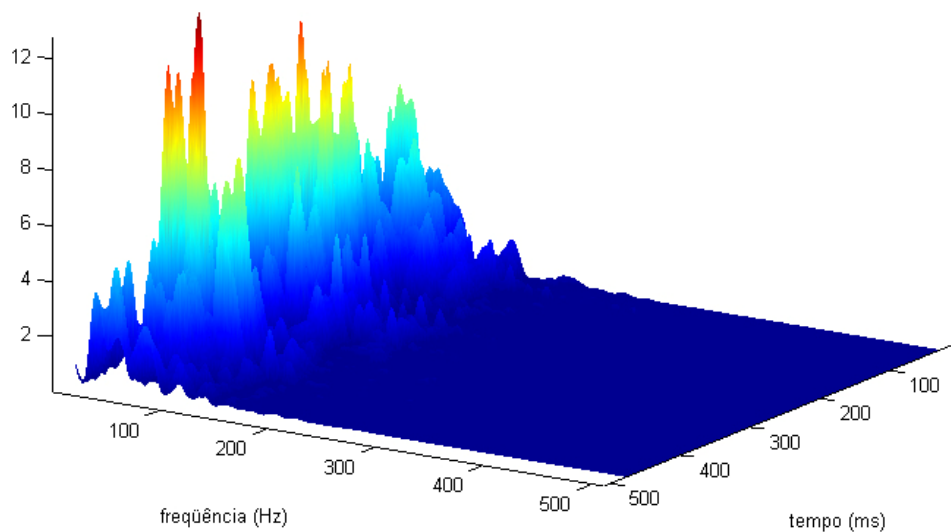


Figura 3.6 – Espectrograma de Fourier para janelas retangulares de 512 ms.

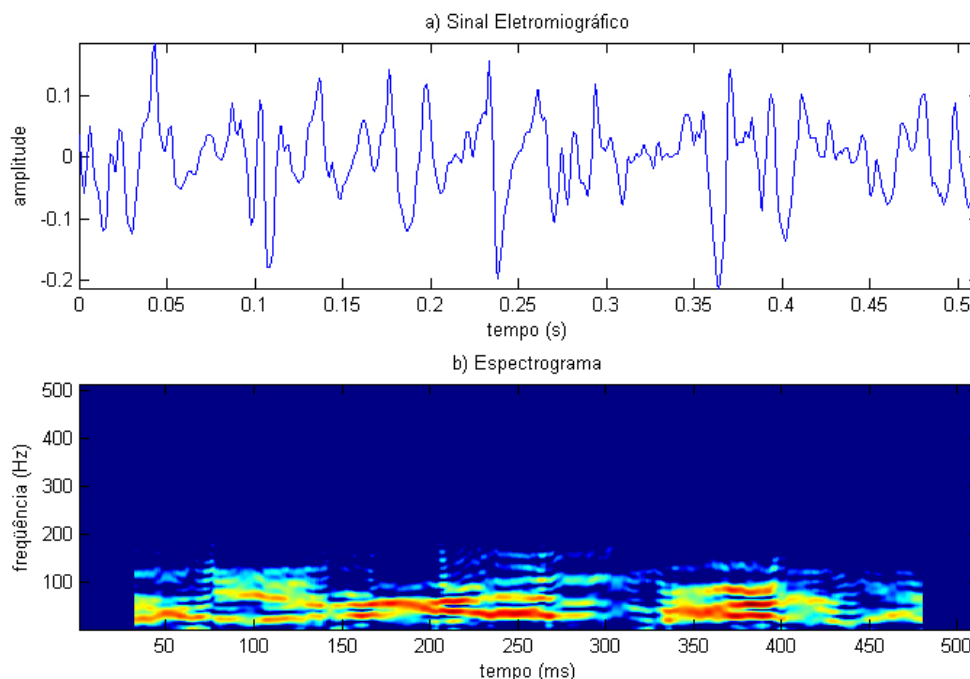


Figura 3.7 – Espectrograma de um sinal de EMG-S de 512 ms.

3.1.3 – Parâmetros tempo-freqüenciais e a freqüência de potência mediana

Vários parâmetros espectrais tem sido estudados para caracterizar o EMG. Dentre eles temos, por exemplo, a freqüência média, a freqüência instantânea média e a razão entre as altas e baixas freqüências [15]. Contudo, o método da freqüência de potencia mediana (FPM) é o mais utilizado para identificar o deslocamento espectral do sinal eletromiográfico.

A FPM (Equação 3.9) é definida como a componente de freqüência que separa em áreas iguais de potência o periodograma (ou espectro de potência) do sinal em análise, representando o valor mediano de sua distribuição [4].

$$\int_0^{FPM} P_x(f)df = \int_{FPM}^{\infty} P_x(f)df \quad (3.9)$$

A dinâmica de deslocamento do FPM aumenta com o aumento de nível da contração muscular e com a manutenção da contração durante longos intervalos de tempo, como na Figura 3.9. Podemos associar este deslocamento da freqüência de potencia mediana com o índice de fadigamento muscular (Figura 3.10).

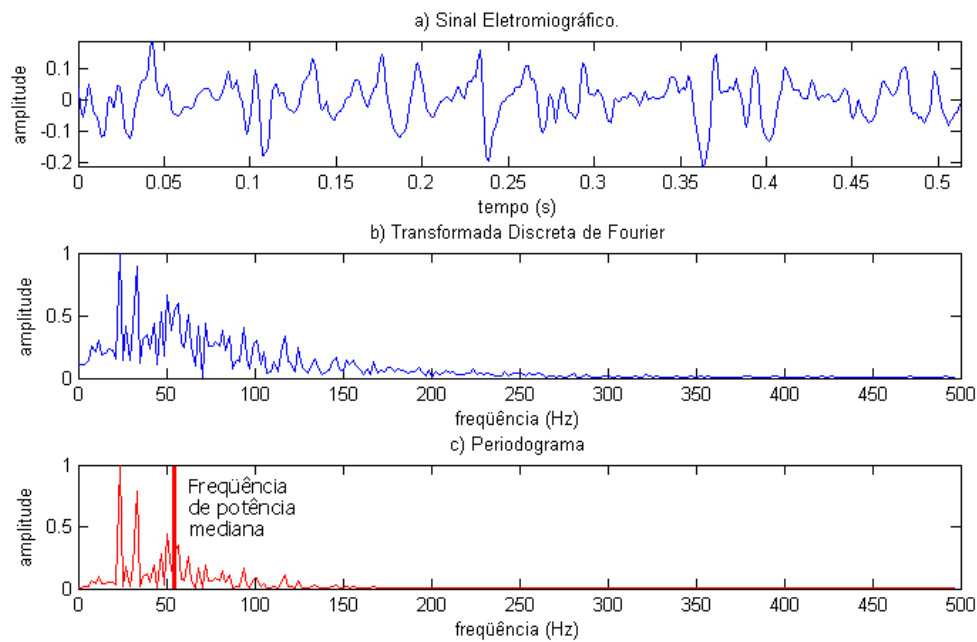


Figura 3.8 – Frequência de potência mediana do EMG-S em uma janela de 512ms.

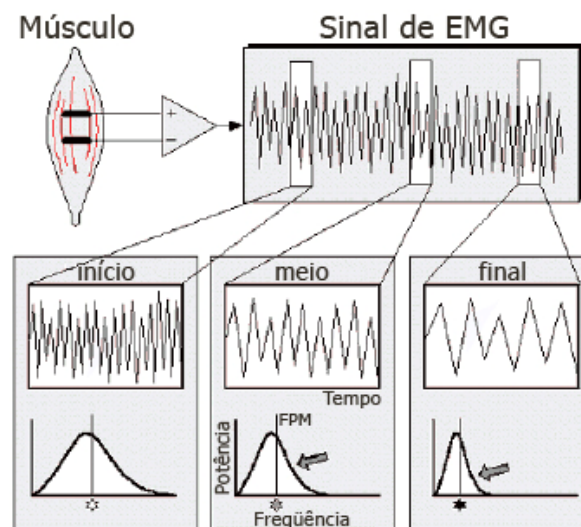


Figura 3.9 – Alterações no espectro do EMG ao longo do tempo. (modificado de [19])

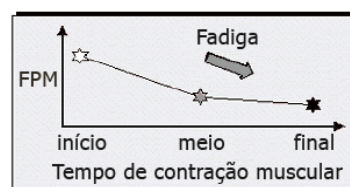


Figura 3.10 – Índice de fadigamento muscular. (modificado de [19])

Como é desejável que o sinal de EMG possa ser considerado um processo estocástico estacionário, é necessário lidar com sinais de EMG de breve duração, a fim de preservar suas características e evitar a fadiga muscular.

3.2 – ANÁLISE DE WAVELETS

Considerando a $STFT_{h,x}$, parece que a resolução tempo-frequencial depende somente do tamanho da janela: uma janela curta leva a uma alta resolução no tempo mas uma baixa resolução na frequência (a resolução do tempo e da frequência são dependentes).

Esse problema de resolução sugere que deva ser utilizado um comprimento variável nas janelas de análise: pequenas janelas para altas frequências e longas janelas para baixas frequências. Essa escolha corresponde à transformada de *wavelets* e sua análise tempo-escala [3].

A transformada de *wavelets* (WT: *wavelet transform*) usa funções de base que têm comprimentos adaptados a cada banda de frequência. Uma *wavelet* é uma função suave e oscilatória com boa localização tanto no tempo quanto na frequência. Uma família de *wavelets* consiste em membros $\psi_{s,\tau}$ (Equação 3.10) obtidos por dilatações (mudanças de escala) e translações (deslocamentos no tempo) de um único protótipo, ou *wavelet*-mãe, $\psi(t)$.

$$\psi_{s,\tau}(t) = \frac{1}{\sqrt{s}} \psi\left(\frac{t-\tau}{s}\right) \quad (3.10)$$

As *wavelets*-mãe podem ser obtidas por meio equações funcionais cuja solução é geralmente numérica; poucas delas possuem expressões analíticas explícitas. A Figura 3.11 apresenta algumas *wavelets*-mãe do tipo *Daubechies*.

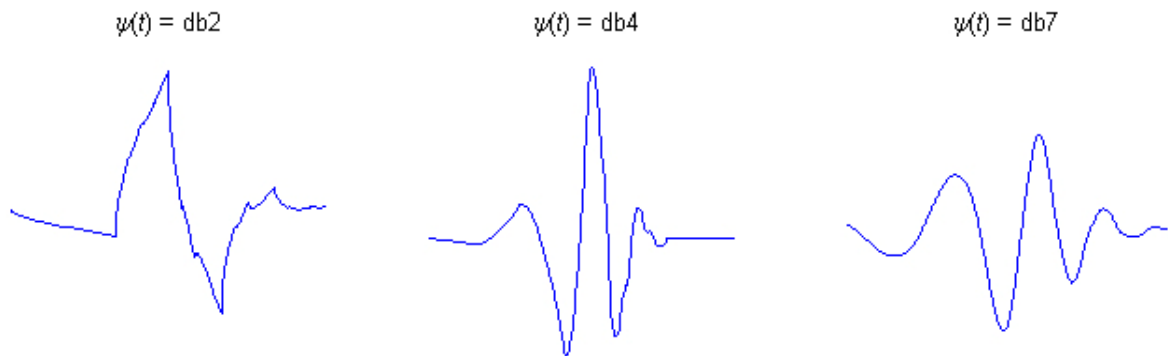


Figura 3.11 – Três *wavelets*-mãe tipo *Daubechies*, com diferentes graus de liberdade.

Podemos ainda notar nas *wavelets* da Figura 3.11 que uma característica comum a todas é o suporte compacto, ou seja, sua amplitude é diferente de zero somente num intervalo restrito. A alteração do suporte da *wavelet* de acordo com a escala é uma diferença marcante entre as *wavelets* e a STFT.

O parâmetro $s \in \mathbb{R}^+$ representa a mudança de escala, o parâmetro $\tau \in \mathbb{R}$ representa a translação e o fator $1/\sqrt{s}$ é usado para conservar a norma (Equação 3.11), ou seja, garantir a preservação da energia entre as *wavelets* de diferentes escalas.

$$\|\psi_{s,\tau}(t)\| = \|\psi(t)\| \quad (3.11)$$

Para analisar componentes em uma escala com mais detalhes usa-se uma versão comprimida da função de base, isto é, fazemos $\psi_{s,\tau}$ com s pequeno, o que enfatiza as altas frequências, enquanto componentes em uma escala com menos detalhes são analisados com uma versão dilatada da *wavelet*-mãe, ou seja, o parâmetro s de $\psi_{s,\tau}$ torna-se grande e há uma ênfase nas baixas frequências. Contudo, o formato da função de base permanece inalterado, como mostrado na Figura 3.12 [3, 24].

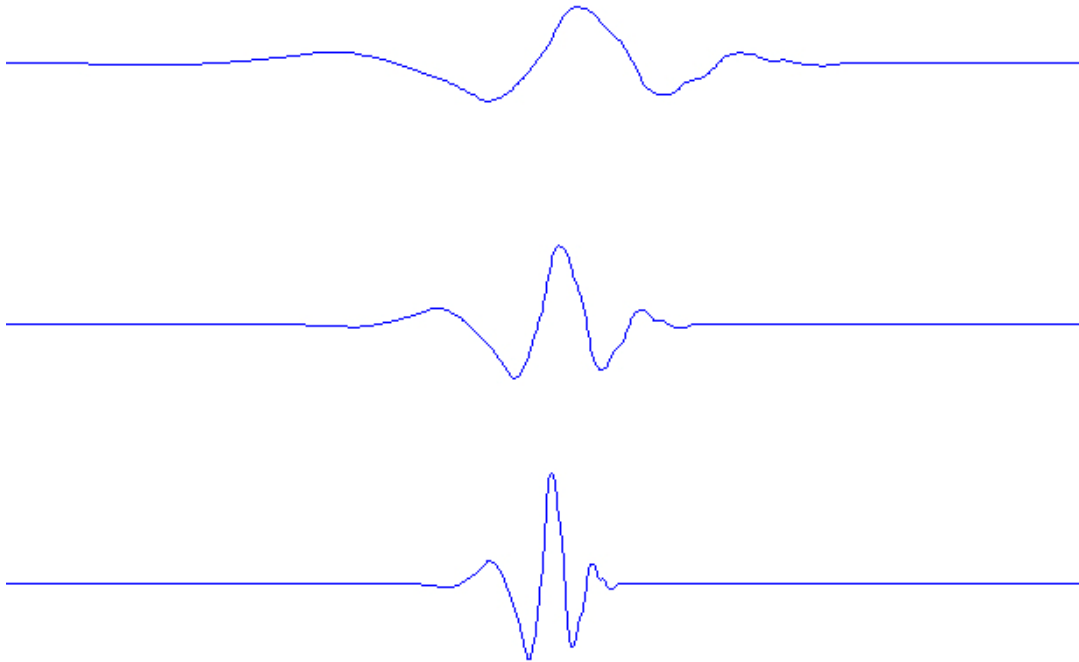


Figura 3.12 – Mudanças de escala da *wavelet*-mãe.

Um pressuposto que deve ser satisfeito para garantir a inversão da $CWT_{\psi,x}$ é a condição de admissibilidade (Equação 3.12),

$$C_{\psi}(s, \tau) = \int_0^{+\infty} \frac{|\Psi(f)|^2}{f} df < +\infty \quad (3.12)$$

onde $\Psi(f)$ é a transformada de Fourier de $\psi(t)$. Na prática, $\Psi(f)$ sempre decairá suficientemente rápido e então a condição de admissibilidade será reduzida ao requisito de $\Psi(0) = 0$, ou seja

$$\int_{-\infty}^{+\infty} \psi(t) dt = 0 \quad (3.13)$$

A Equação 3.13 significa que $|\Psi(f)|$ deve ir a zero mais rápido que $1/\sqrt{f}$ quando f tende a $+\infty$. Devido ao fato que a transformada de Fourier é zero na origem e o espectro decai em altas frequências, a *wavelet* apresenta um comportamento passa-banda.

3.2.1 – Transformada contínua de *wavelets*

Como a função de base tem suporte compacto, é preciso deslocar a *wavelet* em instantes consecutivos para conseguir a análise ao longo de todo o sinal $x(t) \in L^2(\mathbb{R})$, como fica claro na Figura 3.13.

Deste modo, as diferentes correlações entre as *wavelets* e o sinal permitem definir a transformada contínua de *wavelets* (CWT: *continuous wavelet transform*), de acordo com a Equação 3.14 (Figura 3.14), onde o símbolo “ $*$ ” representa o conjugado complexo.

$$CWT_{\psi,x}(s, \tau) = \int_{-\infty}^{+\infty} \psi_{s,\tau}^*(t) x(t) dt = \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{1}{\sqrt{s}} \psi^*\left(\frac{t-\tau}{s}\right) x(t) dt \quad (3.14)$$

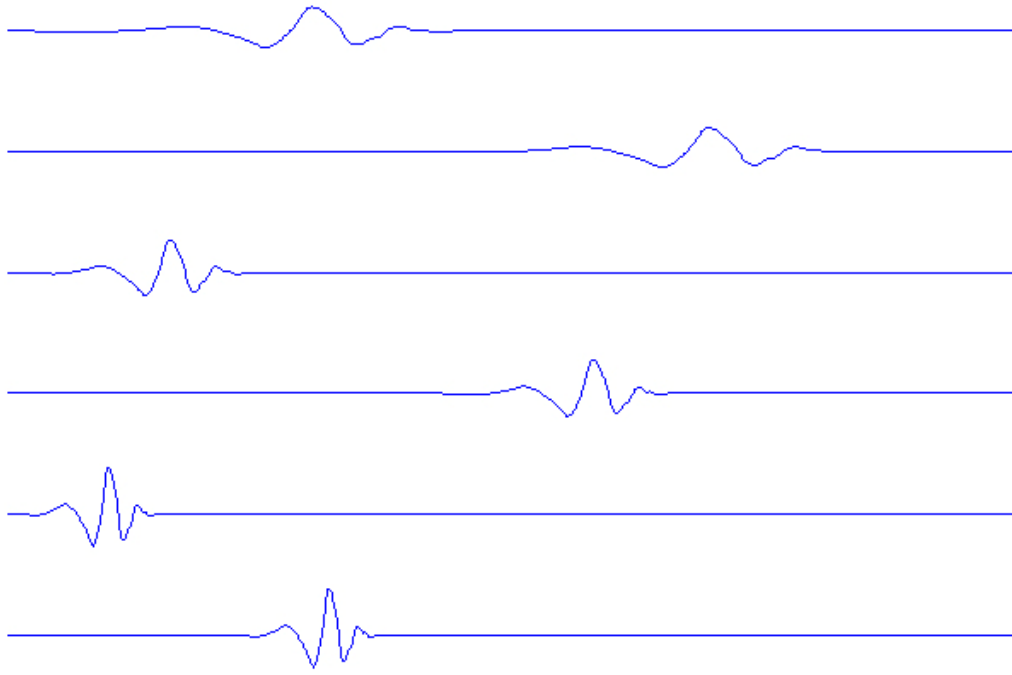


Figura 3.13 – Funções de base da transformada contínua de *wavelets*.

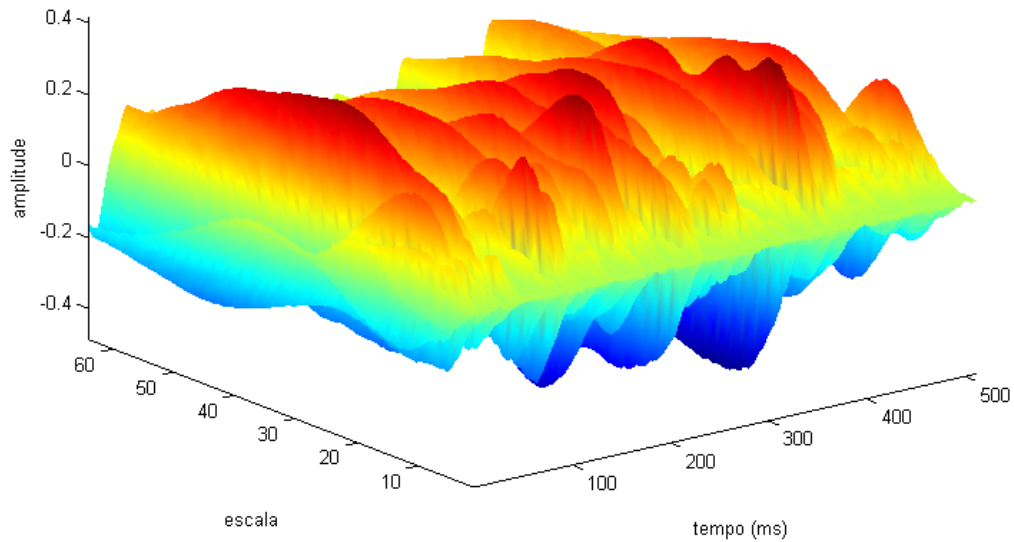


Figura 3.14 – Transformada contínua de *wavelets*.

Com isso medimos a similaridade entre o sinal $x(t)$ e os deslocamentos das versões dilatadas de uma função elementar $\psi(t)$, o que corresponde a calcular o produto interno entre $\psi_{s,\tau}(t)$ e $x(t)$ (Equação 3.15).

$$CWT_{\psi,x}(s, \tau) = \langle \psi_{s,\tau}(t), x(t) \rangle \quad (3.15)$$

A Figura 3.15 ilustra a aplicação da $CWT_{\psi,x}$ a um sinal eletromiográfico de superfície.

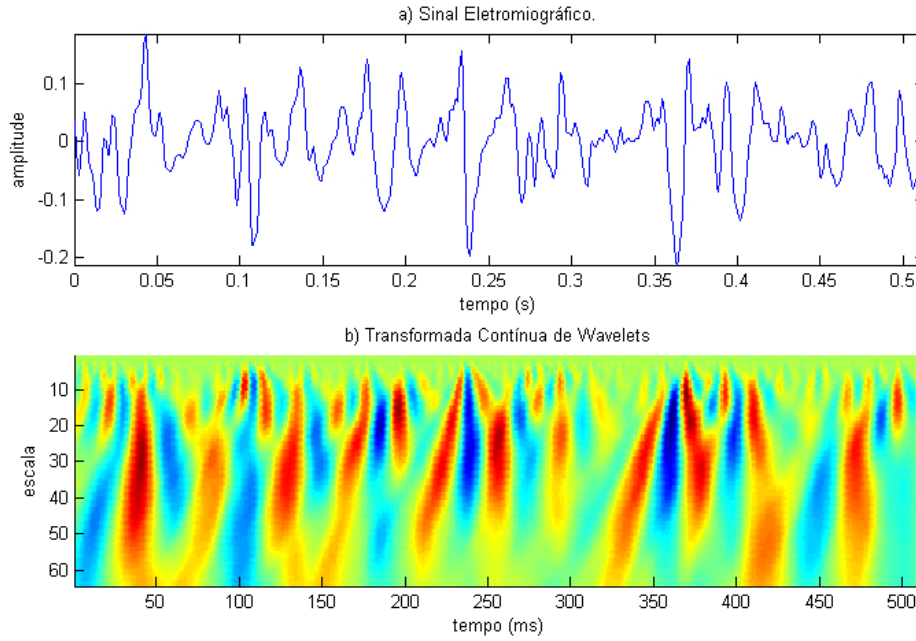


Figura 3.15 – Sinal eletromiográfico e sua transformada contínua de *wavelets*.

3.2.2 – Representação tempo-escala e escalograma

Em contraste com a $STFT_{h,x}$, a $CWT_{\psi,x}$ é uma representação tempo-escala em vez de tempo-frequência. Todavia, para *wavelets* que são bem localizadas em torno de uma frequência não-nula f_0 na escala $s = 1$, temos uma relação inversamente proporcional entre escala e frequência: $s = f_0/f$. Além disso, de maneira semelhante à $STFT_{h,x}$, a conservação de energia para a $CWT_{\psi,x}$ é dada pela Equação 3.16.

$$E_x = \int_{-\infty}^{+\infty} |x(t)|^2 dt = \frac{1}{C_\psi} \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} |CWT_{\psi,x}(s, \tau)|^2 \frac{d\tau ds}{s^2} \quad (3.16)$$

Da propriedade acima, a exemplo do espectrograma no plano tempo-frequência, o valor quadrático da magnitude da $CWT_{\psi,x}$ é chamado de escalograma (Equação 3.17), que pode ser utilizado para obter a distribuição de energia em todo o plano tempo-escala.

$$SW_{\psi,x}(s, \tau) = |CWT_{\psi,x}(s, \tau)|^2 \quad (3.17)$$

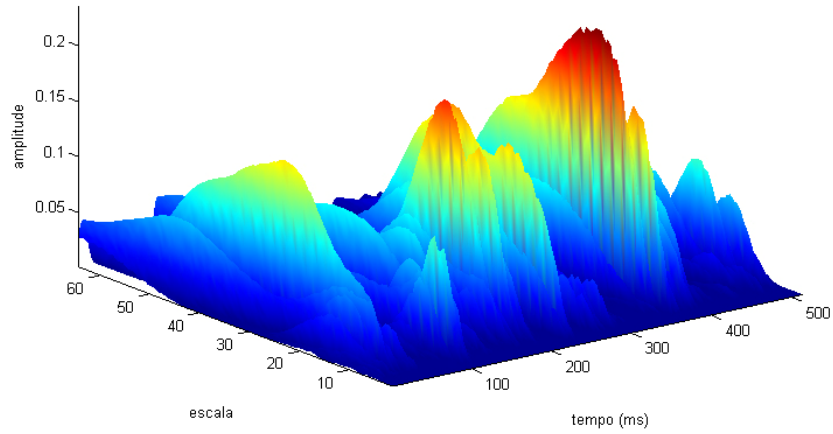


Figura 3.16 – Escalograma de um sinal de EMG de 512 ms.

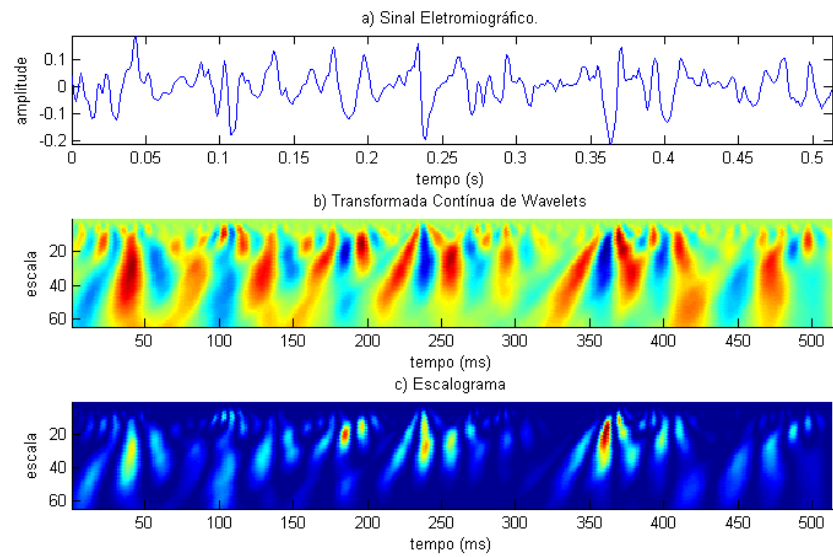


Figura 3.17 – Sinal de EMG, transformada contínua de *wavelets* e escalograma.

O teorema da amostragem indica que há uma alta redundância na representação contínua de sinais e de suas transformadas. Ao mesmo tempo, quaisquer processamentos digitais requerem representações discretas e, assim, amostras dos sinais contínuos. No caso da $CWT_{\psi, x}$, há duas variáveis contínuas que podem ser amostradas: a escala s e o deslocamento temporal τ . Com a introdução de um conjunto discreto de escalas e deslocamentos temporais $(s_j, \tau_k)_{(j,k) \in \mathbb{Z}^2}$, a versão amostrada da transformada é dada pela Equação 3.18.

$$CWT_{\psi, x}(s_j, \tau_k) = \int_{-\infty}^{+\infty} \psi_{s_j, \tau_k}^*(t) x(t) dt = \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{1}{\sqrt{s_j}} \psi^*\left(\frac{t - \tau_k}{s_j}\right) x(t) dt, \quad (j, k) \in \mathbb{Z}^2 \quad (3.18)$$

Esta amostragem no plano tempo-escala deve ser suficientemente precisa para conter a mesma informação que o sinal $x(t)$. A abordagem mais comum é amostrar em uma grade diádica no plano tempo-escala, o que significa fazer $s = 2^j$ e $\tau = k2^j$ na Equação 3.18, e então ficamos com uma expressão conhecida por expansão em série de *wavelets*.

$$d_{j,k} = CWT_{\psi,x}(2^j, k2^j) = \int_{-\infty}^{+\infty} \psi_{j,k}^*(t) x(t) dt = \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{1}{\sqrt{2^j}} \psi^*\left(\frac{t}{2^j} - k\right) x(t) dt, (j,k) \in \mathbb{Z} \quad (3.19)$$

Os espectrogramas baseados em *wavelets*, ou escalogramas (Figura 3.16), podem ser obtidos elevando ao quadrado o módulo dos coeficientes da Equação 3.19 [24], o que representa uma medida de energia do processo em cada componente (j,k) [4]

$$SC_{\psi,x}(j,k) = (d_{j,k})^2 \quad (3.20)$$

Somando as componentes do escalograma ao longo do eixo do deslocamento, define-se o escalograma acumulado, de acordo com a Equação 3.21 (Figura 3.18), que representa a energia total da série em cada nível escalar [4].

$$SCA_{\psi,x}[j] = \sum_{k=0}^{N-1} (d_{j,k})^2 \quad (3.21)$$

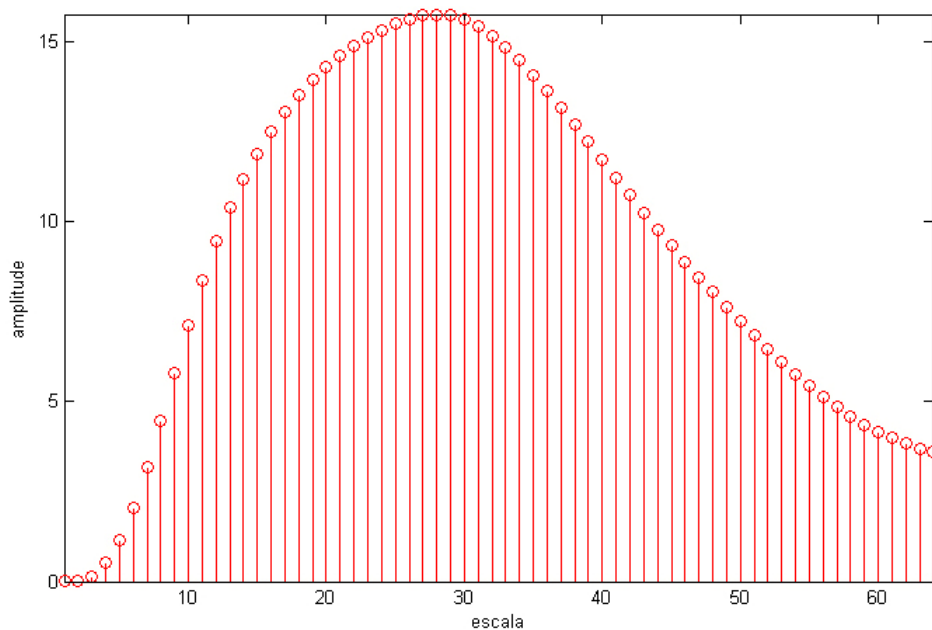


Figura 3.18 – Escalograma Acumulado.

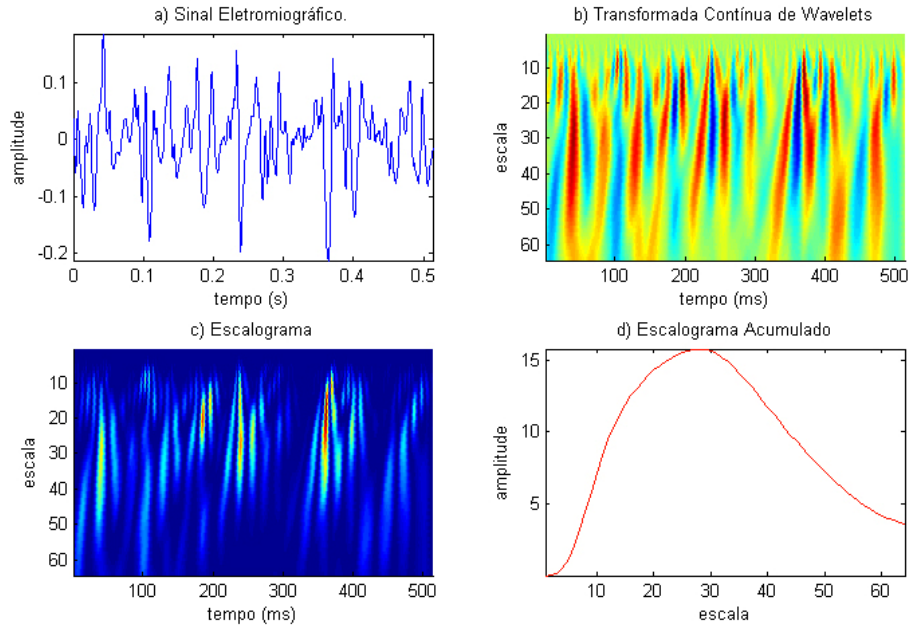


Figura 3.19 – Sinal de EMG, transformada contínua de *wavelets*, escalograma e escalograma acumulado.

3.2.3 – Parâmetros tempo-escalares e o escalar de potência mediana

Em meio aos possíveis índices tempo-escalares, define-se o escalar de potência mediana (EPM) como o índice escalar que separa o escalograma acumulado em partes iguais de potência (Equação 3.22), representando, assim como a FPM, o valor mediano da distribuição de potência [4].

$$\sum_{j=0}^{EPM} SCA_{\psi,x}[j] = \sum_{j=EPM}^s SCA_{\psi,x}[j] \quad (3.22)$$

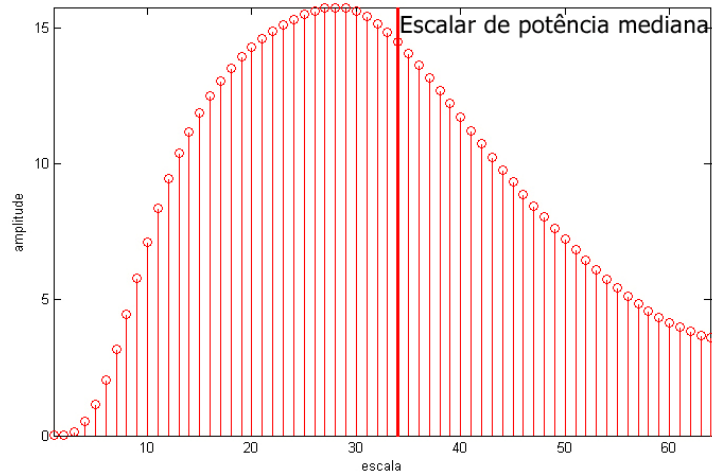


Figura 3.20 – Escalar de potência mediana.

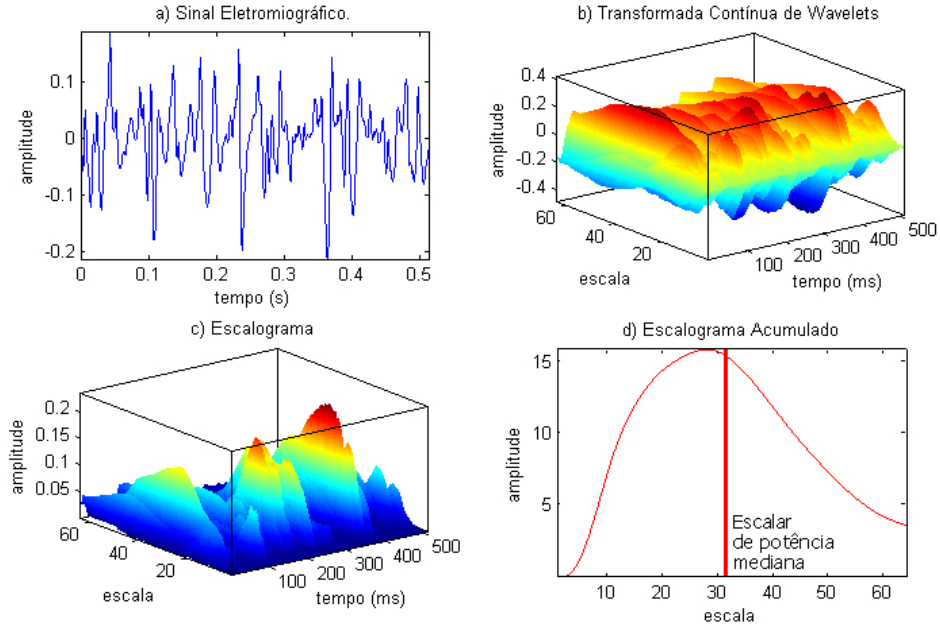


Figura 3.21 – Sinal de EMG, transformada contínua de wavelets, escalograma e escalar de potência mediana de um sinal de EMG de 512 ms.

Como a representação das baixas escalas corresponde aos detalhes (como em um mapa cartográfico), isto é, alta frequências, é necessária uma alteração no EPM. Para torná-lo comparável com a frequência de potencia mediana, realiza-se uma normalização de acordo com o maior índice escalar s considerado no cálculo da CWT_{ψ, x_s} , neste caso escolhido como 64, o que proporciona uma comparação entre a faixa dinâmica dos dois estimadores [4].

$$EPM_n = 64 - EPM \quad (3.23)$$

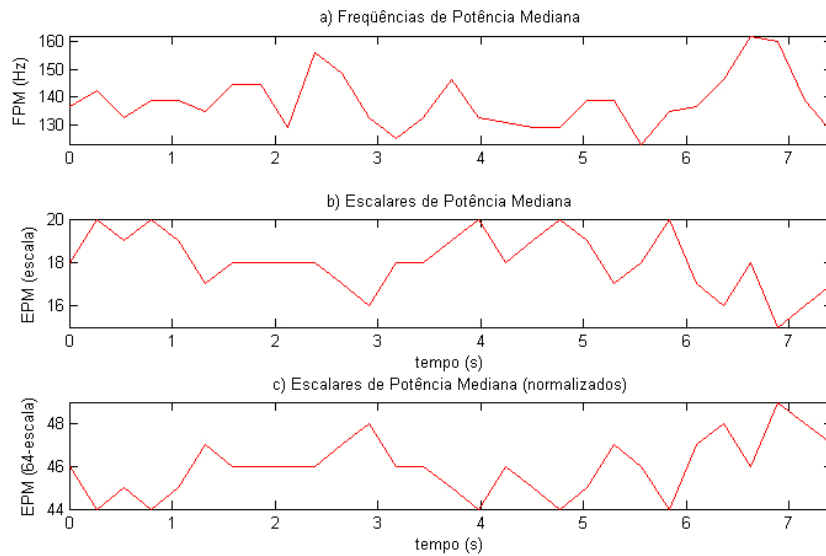


Figura 3.22 – Frequências de potência mediana, escalaes de potência mediana e escalaes de potência mediana normalizados.

4 – METODOLOGIA

A opção pela realização deste estudo a partir do músculo *Abductor pollicis brevis*, que pode ser visto em destaque na Figura 4.1, ocorreu devido a seu tamanho reduzido, o que facilitara sobremaneira a execução dos procedimentos experimentais e captação dos sinais de eletromiografia de superfície alternadamente nos ambientes subaquático e aéreo.

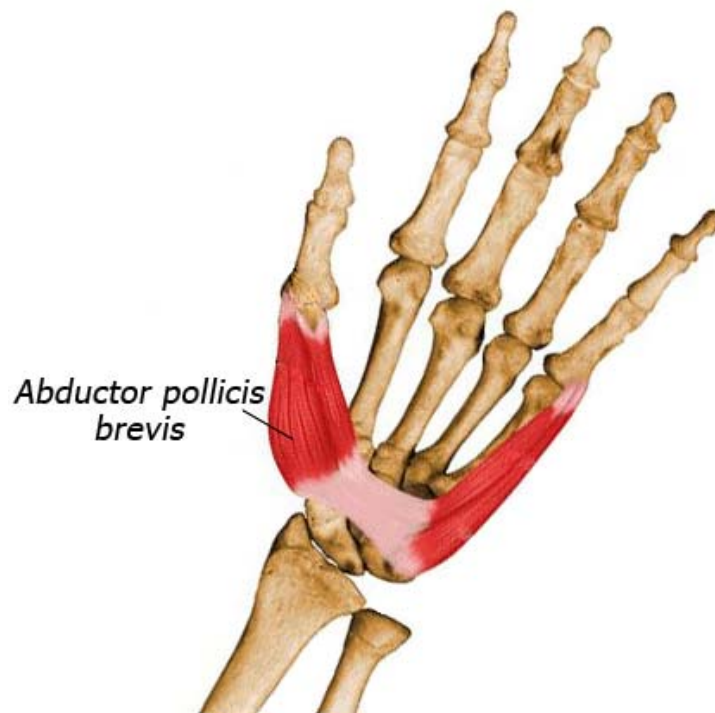


Figura 4.1 – Músculo abdutor curto do polegar. (modificado de [16])

4.1 – SUJEITOS

Para a coleta dos sinais, dez indivíduos foram selecionados, segundo os seguintes critérios: gênero masculino, destro, histórico livre de desordens neuromusculares ou ósteo-articulares. As medidas antropométricas do grupo são idade média de 23,0 anos e desvio padrão de 3,4 anos, massa corpórea de 77,3 quilogramas e desvio padrão de 9,1 quilogramas, altura de 1,78 metros e desvio padrão de 0,04 metros. A identidade e outras informações colhidas junto aos sujeitos ficaram restritas ao conhecimento dos pesquisadores.

Antes do início dos testes, cada um dos voluntários conheceu as dependências do laboratório e seus equipamentos, assim como o protocolo experimental proposto. Todos foram esclarecidos sobre os objetivos da pesquisa e consentiram, por escrito, com os

procedimentos adotados. O protocolo experimental foi aprovado pela comissão de ética em pesquisa da Universidade de Brasília. Além disso, ficou resguardada aos sujeitos a possibilidade de desistência ou a recusa a participar de quaisquer fases da pesquisa, sem penalidade alguma.

4.2 – PROTOCOLO EXPERIMENTAL

No início dos procedimentos foi determinada a contração voluntária máxima (CVM) para cada sujeito, determinada como a média aritmética de três valores, obtidos de contrações máximas realizadas durante curtos intervalos de tempo. O experimento consistiu, então, de três contrações a 50% da CVM, realizadas em ambiente aéreo e, posteriormente, em um tanque com água a 26°C, temperatura igual à do ar. Toda a mão e parte do antebraço ficaram sob a água, inclusive o eletrodo de referência. Um dinamômetro com suporte graduado foi afixado na palma da mão a fim de indicar a força exercida pelo voluntário, como demonstra a Figura 4.2. Os quatro dedos restantes foram imobilizados com fita adesiva, impedindo seu movimento, reduzindo efeitos de *crosstalk* na medição. O *crosstalk*, que é o sinal detectado sobre um músculo, porém gerado por outro músculo próximo ao primeiro, é uma das principais fontes de erro na interpretação de sinais de eletromiografia de superfície, pois podemos acreditar que o músculo sob análise esteja ativo quando de fato não está [3].

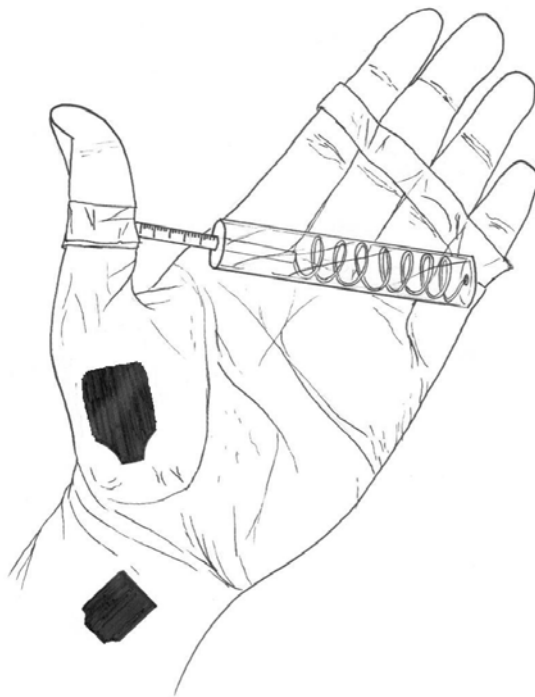


Figura 4.2 – Posição dos eletrodos durante a captação do sinal.

O antebraço e o punho também foram imobilizados para impedir a flexão do punho. O ângulo do cotovelo foi mantido constante dentro e fora da água. Foram realizadas apenas medidas de eletromiografia de superfície, com o uso de um eletromiógrafo comercial.

4.3 – INSTRUMENTAÇÃO E REGISTRO DOS SINAIS

Para o registro eletromiográfico de superfície os sítios sobre a pele foram higienizados com álcool etílico antes da colocação dos eletrodos, sendo um eletrodo ativo de superfície, bipolar, de Ag/AgCl, em forma de duas barras (10,0mm x 1,0mm) distanciadas de 10,0mm, da marca DelSys, modelo DE-2.1 (Figura 4.3) colocado sobre o músculo *Abductor pollicis brevis* da mão esquerda e outro eletrodo de referência descartável, do tipo flexível (Red Dot, marca 3M), colocado sobre a parte interna do pulso da mesma mão.

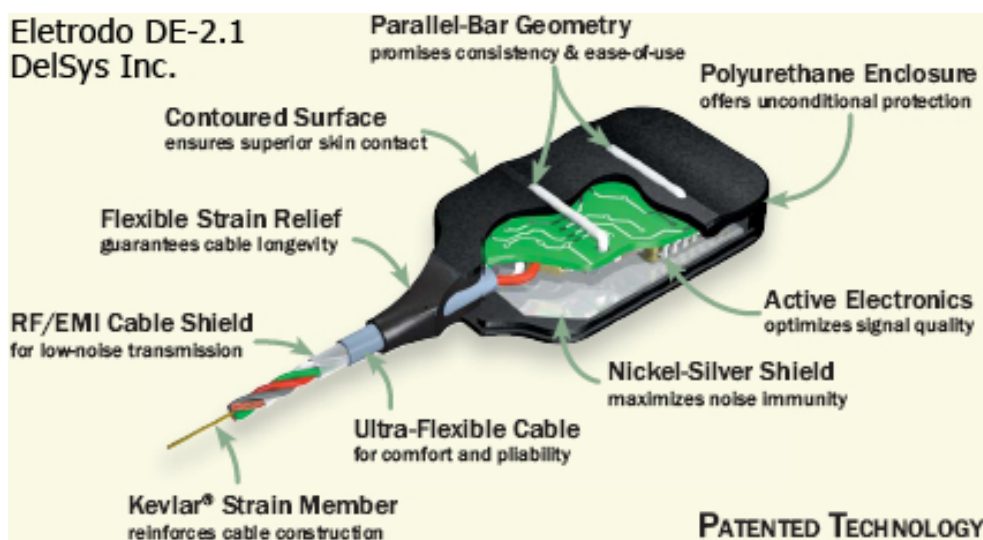


Figura 4.3 – Eletrodo DE-2.1, DelSys Inc. (modificado de [19])

O procedimento de limpeza foi efetivado até que a impedância entre os eletrodos fosse igual ou inferior a 30 k Ω , monitorada por um ohmímetro digital. Sobre os eletrodos e em torno de todo o sítio de colocação foi feita a isolação (para não ocorrer contato com a água) por meio de uma cobertura com fita adesiva impermeável (Silver Tape, marca 3M), utilizada também para o experimento no ar. Os eletrodos ativos apresentam uma pré-amplificação com ganho de 10 V/V, com um eletromiógrafo modelo Bagnoli-2, da DelSys Inc. (Figura 4.4) ajustado para ter o ganho de 1.000 V/V, ou seja, o sistema apresenta um ganho total de 10.000 V/V. A frequência de amostragem foi de 1 kHz.



Figura 4.4 – Eletrômetro Bagnoli-2, Delsys Inc. (modificado de [19])

A aquisição e o armazenamento dos dados foram efetuados por meio de um programa computacional desenvolvido em linguagem LabView 5.1 (National Instruments). Os sinais analógicos passaram por um conversor analógico-digital (BNC-2120 da National Instruments) e, em seguida, os sinais digitalizados foram armazenados em disco magnético de um microcomputador IBM-PC. Não foi realizada retificação do sinal.

4.4 – PROCESSAMENTO DOS SINAIS DE EMG-S

O ambiente de desenvolvimento dos algoritmos computacionais foi o aplicativo Matlab 6.5 (MathWorks Inc.). A codificação dos sinais foi efetuada em uma janela retangular de 512 ms, com passo incremental de 256 ms, para todos os sinais coletados em cada um dos sujeitos. A frequência de potência mediana (FPM) foi calculada com base no espectro de potência obtido a partir da transformada de Fourier do sinal (Figura 4.5). Para o cálculo do escalar de potência mediana (EPM), cujo exemplo pode ser verificado na Figura 4.6, implementamos a transformada contínua de *wavelets* que por apresentar valores escalares que variam continuamente [17], permite a construção de uma curva similar à FPM [4].

A função *wavelet*-mãe escolhida foi a *Daubechies-4*, indicada como adequada na codificação de sinais de EMG [4, 15, 18]. Com os coeficientes transformados (Figura 4.6-b) define-se o escalograma (Figura 4.6-c), que representa uma medida da energia do processo em cada componente escalar. Ao realizar o somatório do escalograma ao longo do eixo do tempo define-se o escalograma acumulado (Figura 4.6-d), que representa a energia total da série em cada nível escalar, e, a partir deste, encontramos o escalar de potência mediana. A Figura 4.7 apresenta sinais de EMG de um dos sujeitos coletado no ar e na água e os estimadores correspondentes.

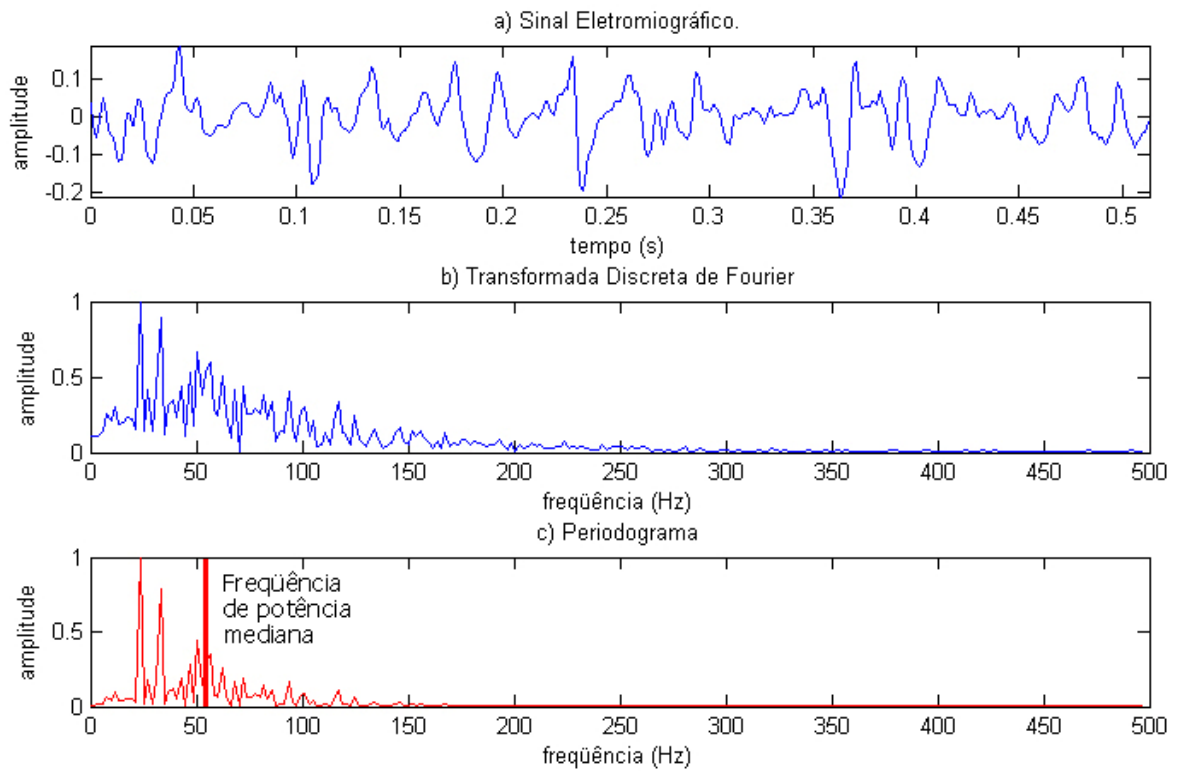


Figura 4.5 – Obtenção da frequência de potência mediana.

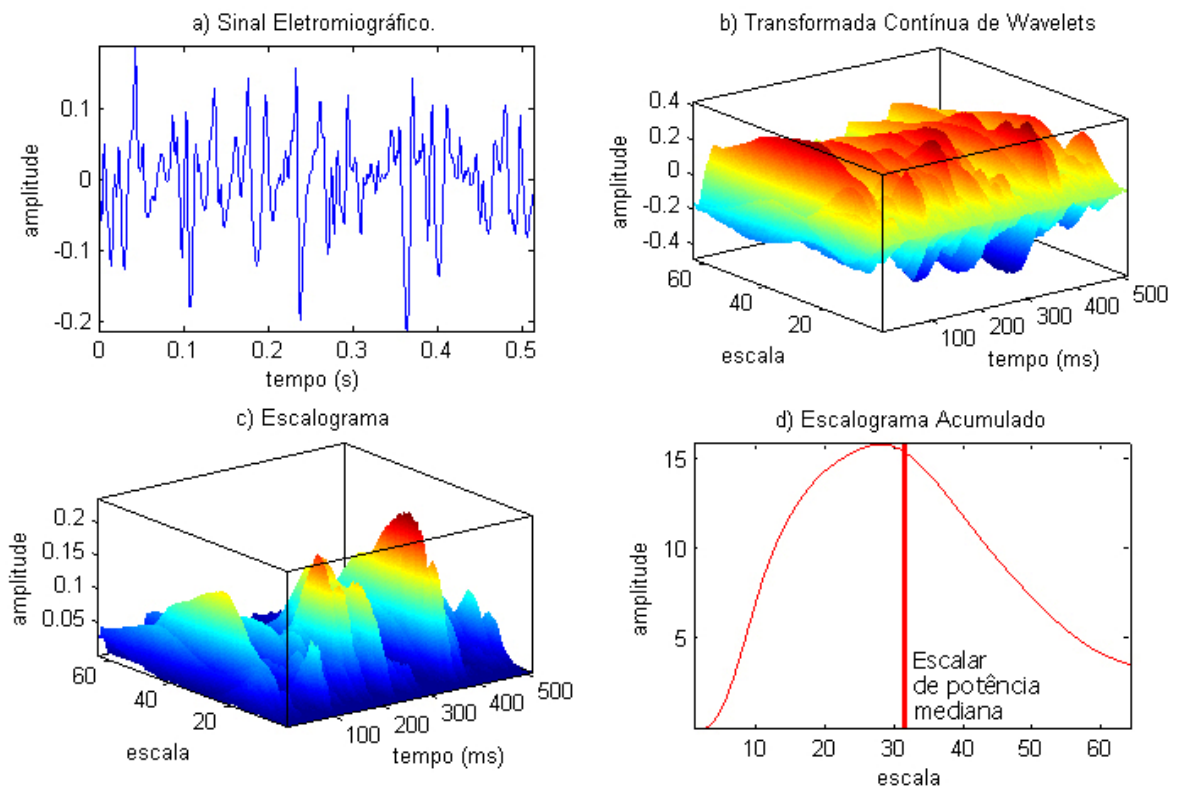


Figura 4.6 – Obtenção do escalar de potência mediana.

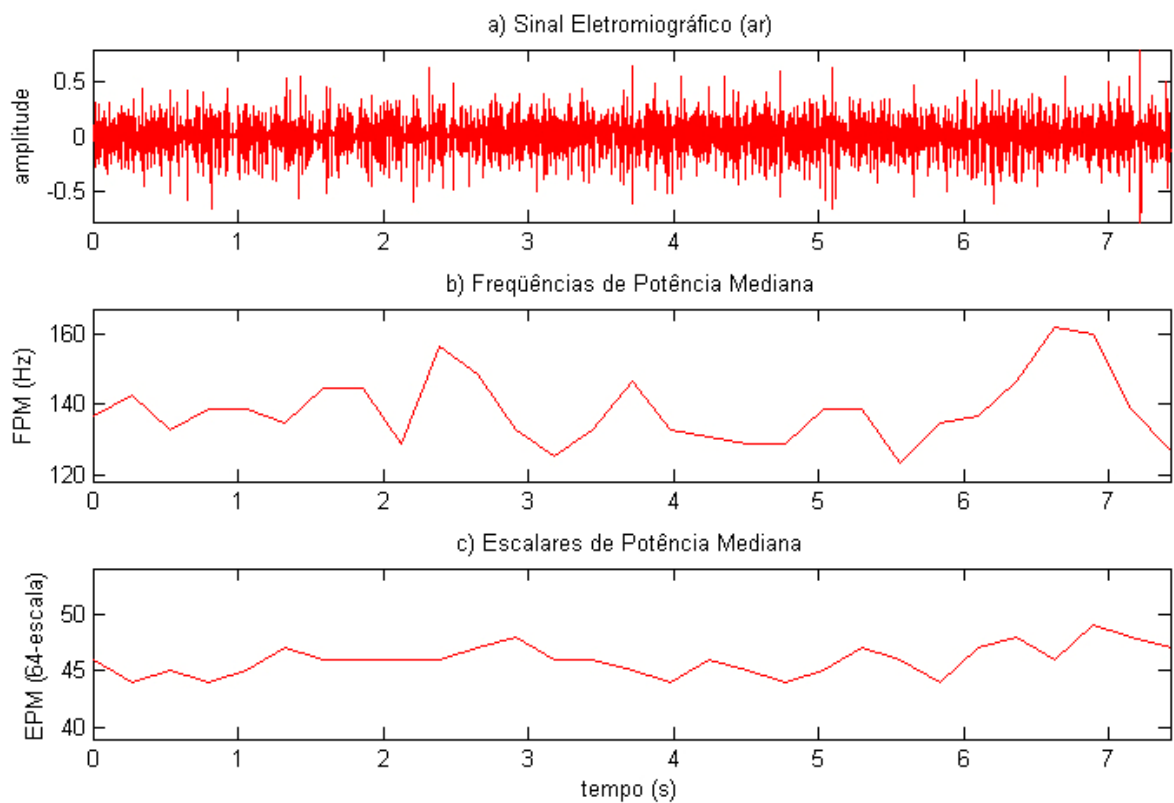


Figura 4.7 – Sinal de EMG de um dos sujeitos coletado no ar e os estimadores FPM e EPM correspondentes.

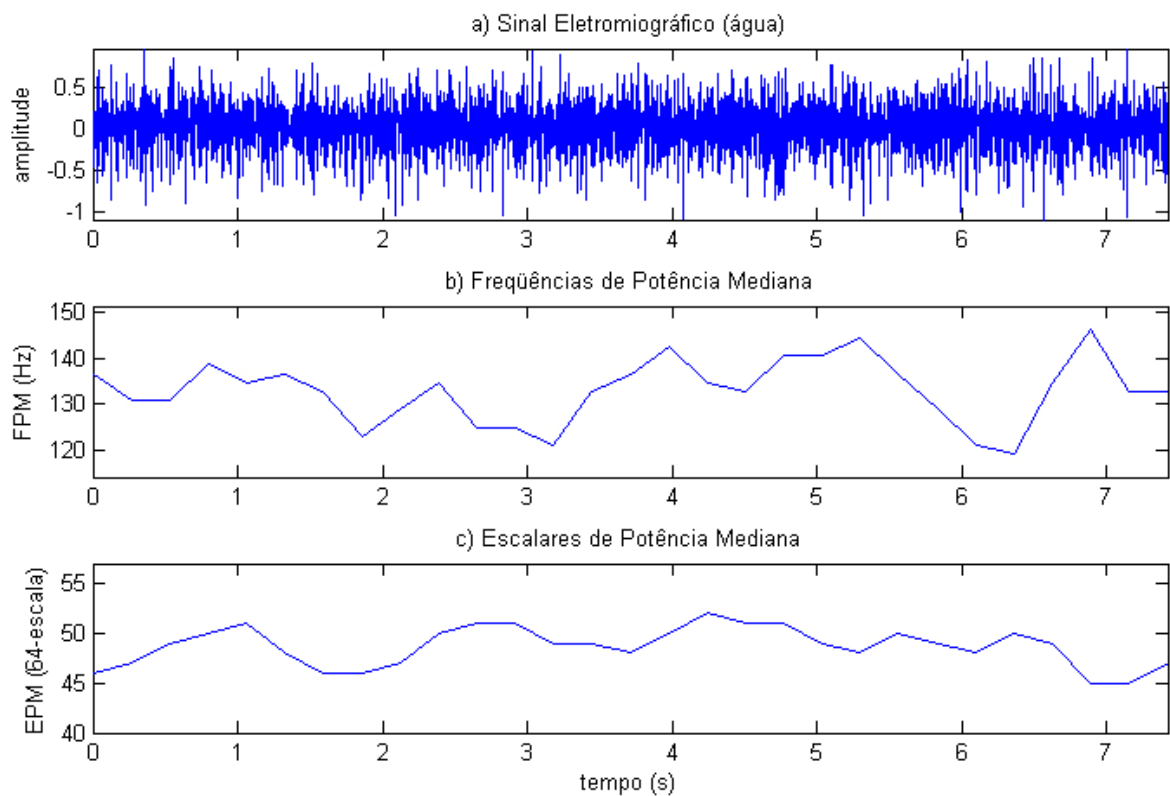


Figura 4.8 – Sinal de EMG de um dos sujeitos coletado na água e os estimadores FPM e EPM correspondentes.

5 – FERRAMENTAS COMPUTACIONAIS IMPLEMENTADAS

As ferramentas computacionais implementadas, desenvolvidas em ambiente Matlab 6.5[®] no sistema operacional Windows XP[®], tiveram como objetivo facilitar a execução do trabalho de pré-processar os sinais eletromiográficos, possibilitando ao usuário inspecionar visualmente e em tempo real a execução dos algoritmos desenvolvidos. Os módulos, bastante incipientes, permitem adquirir parâmetros de cálculo dos processos, retornar pequenas mensagens e realizar as tarefas de recorte temporal e cálculo dos estimadores.

5.1 – DETERMINAÇÃO DE PARÂMETROS E ABERTURA DE ARQUIVO

A primeiro destes módulos é o responsável por estabelecer uma interface na qual o usuário pode escolher o arquivo de sinais que será processado e ainda fornecer os parâmetros necessários ao processamento, como frequência de amostragem utilizada na captação do EMG pelo eletromiógrafo, tamanho de amostras da janela que calculará tanto o a FPM EPM, o passo de sobreposição entre essas amostras e retorna ao usuário a duração do sinal.

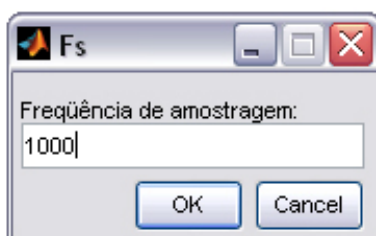


Figura 5.1 – Caixa de diálogo para a entrada da frequência de amostragem.

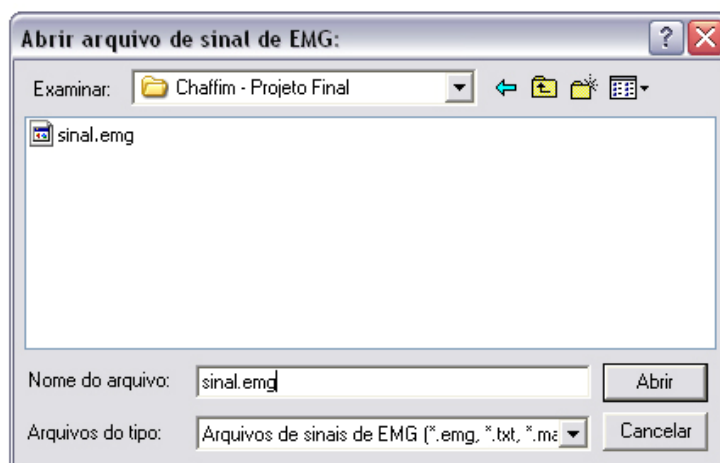


Figura 5.2 – Abertura de arquivo de sinais de eletromiografia.

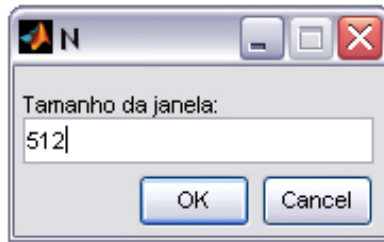


Figura 5.3 – Caixa de diálogo para a entrada do número de amostras em cada janela.

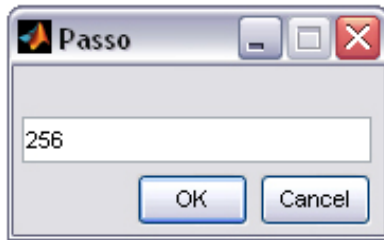


Figura 5.4 – Caixa de diálogo para a entrada do número de amostras deslocadas entre janelas consecutivas.

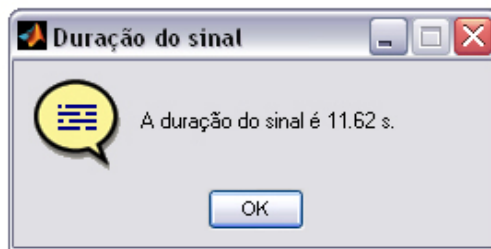


Figura 5.5 – Mensagem informando a duração do sinal de EMG recém-aberto.

5.2 – RECORTE TEMPORAL DOS SINAIS DE EMG-S

O recorte temporal de conteúdo espúrio dos sinais recebe o EMG-S bruto e elimina os componentes de antes do início efetivo de uma contração e também descarta os que são considerados indesejados ao final da gravação, ou seja, depois de terminada a contração. Este recorte é realizado por meio de eventos de *mouse* (a posição do cursor pode ser inferida facilmente pelo cruzamento das linhas pretas nas Figuras 5.6 e 5.7), que permitem ao usuário comandar o recorte interativamente, movendo o cursor até o início da contração, na primeira curva, em preto, e pressionando o botão direito. O recorte da parcela indesejada após o final da contração muscular é realizado de forma análoga. Ao fim destes dois eventos do *mouse* é exibido o sinal recortado e sua duração em intervalo de tempo.

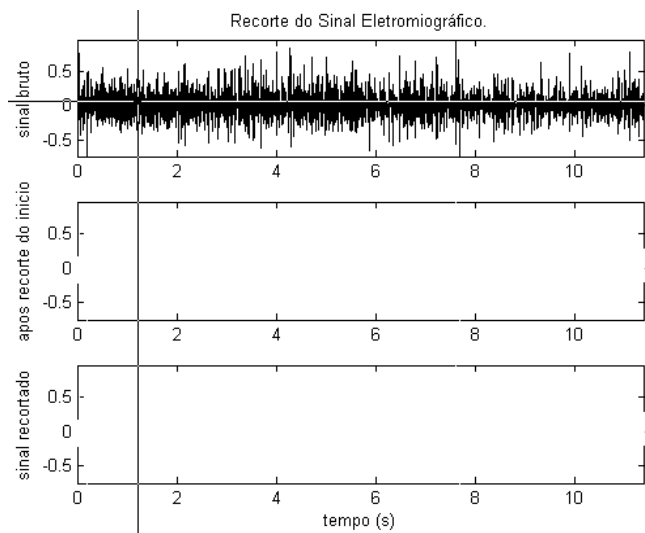


Figura 5.6 – Recorte do início indesejado do sinal eletromiográfico.

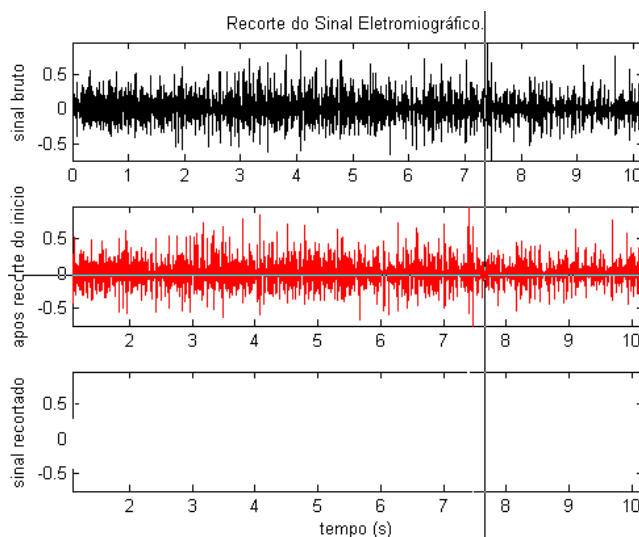


Figura 5.7 – Recorte do final indesejado do sinal eletromiográfico.

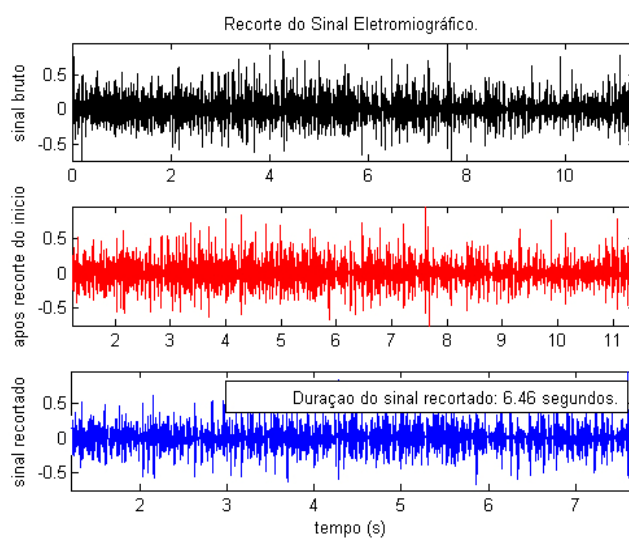


Figura 5.8 – Sinal eletromiográfico recortado no tempo e sua duração.

5.3 – DETERMINAÇÃO DOS ESTIMADORES

Os fundamentos teóricos do cálculo dos estimadores já foram anteriormente descritos. Cabe dizer aqui que, além de implementar as equações apresentadas, o programa exibe o sinal de cada janela, as respectivas transformadas e mostra uma barra de espera que é incrementada após o algoritmo calcular o estimador relacionado àquela janela (Figuras 5.9 e 5.10), até que seja analisado todo o sinal eletromiográfico.

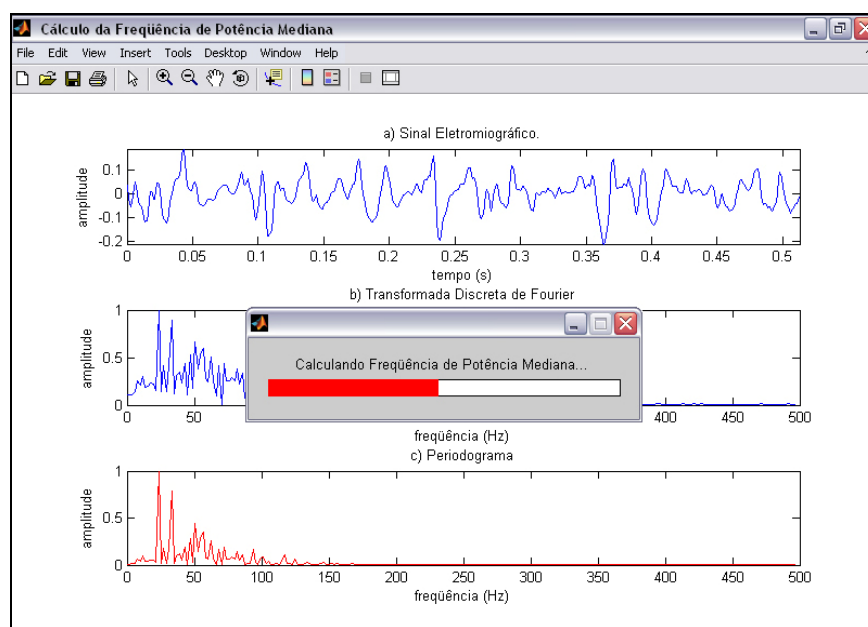


Figura 5.9 – Cálculo da frequência de potência mediana.

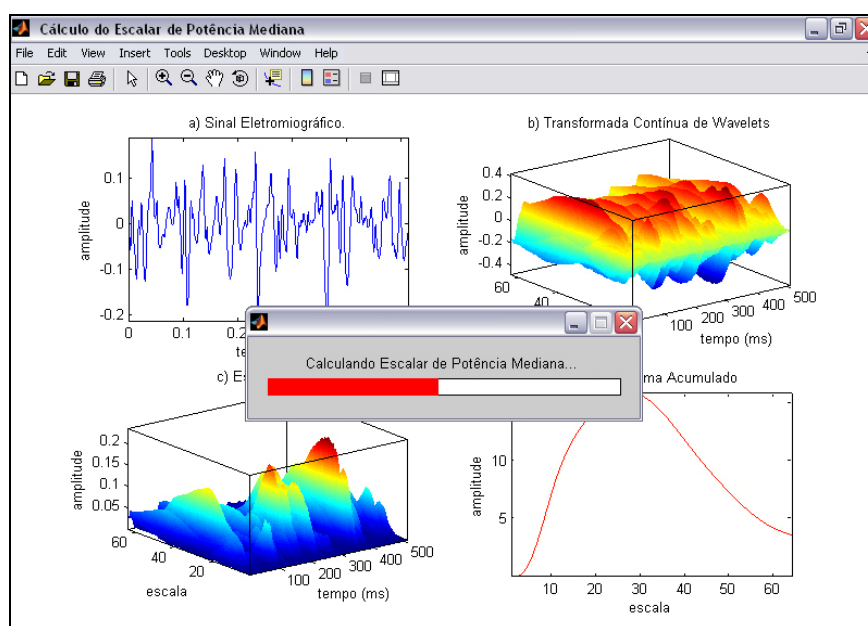


Figura 5.10 – Cálculo do escalar de potência mediana.

6 – RESULTADOS E DISCUSSÕES

Para os estimadores calculados anteriormente (Figura 4.7) foram construídos histogramas e curvas ideais de distribuição normal de mesmas médias e desvios padrões (Figura 6.1). Os coeficientes de correlação entre estes histogramas e as respectivas curvas de distribuição normal foram computados de acordo com a Equação 6.1:

$$Corr(H, G) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left(\frac{h_i - \bar{h}}{DP(H)} \right) \left(\frac{g_i - \bar{g}}{DP(G)} \right) \quad (6.1)$$

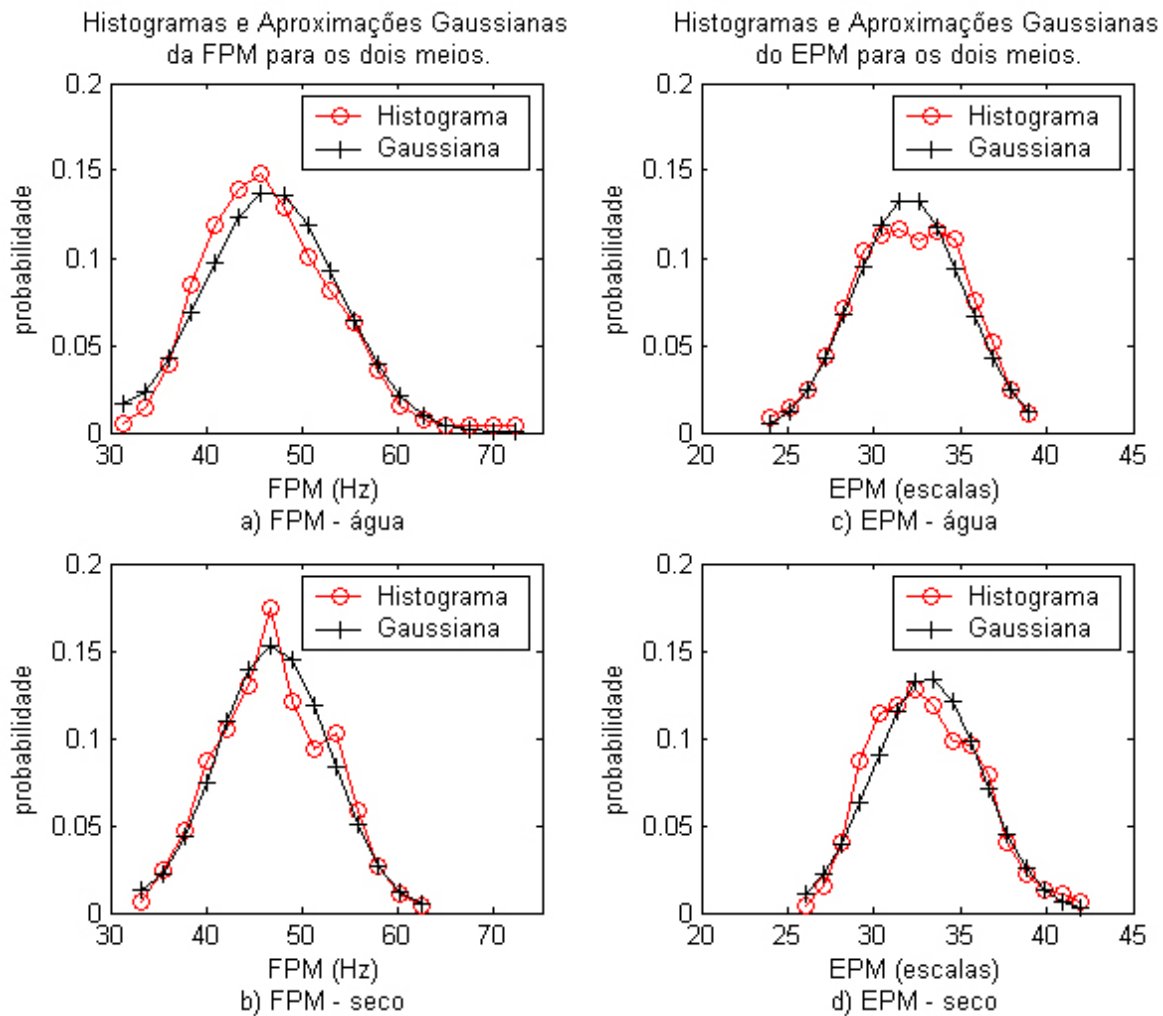


Figura 6.1 – Histogramas e distribuições gaussianas para um dos sujeitos.

Os quatro coeficientes de correlação assim obtidos, para cada sujeito, estão expressos na Tabela 6.1.

Tabela 6.1 – Coeficientes de correlação de ambos estimadores para os dois ambientes.

Sujeito	FPM água	FPM seco	EPM água	EPM seco
01	0.8256	0.6342	0.9787	0.9961
02	0.3122	0.3685	0.8623	0.7949
03	0.3362	0.7466	0.8918	0.9606
04	0.9413	0.9118	0.9120	0.9477
05	0.9590	0.9675	0.9217	0.9686
06	0.8049	0.8124	0.9524	0.9337
07	0.4041	0.4419	0.8133	0.5419
08	0.6695	0.5267	0.9617	0.9161
09	0.1501	0.2442	0.8583	0.5877
10	0.2545	0.0256	0.8293	0.9060
Média	0.5658	0.5679	0.8981	0.8553

6.1 – ANÁLISE ESTATÍSTICA

A Tabela 6.1 foi avaliada segundo o teste de ANOVA para medidas repetidas, cujo resultado está expresso na Tabela 6.2.

Tabela 6.2 – Teste de ANOVA dos coeficientes de correlação.

Fonte de variação	SS	gl	MS	F
Entre grupos	0.9695	3	0.32317	5.9926
Dentro dos grupos	1.94139	36	0.05393	
Total	2.91089	39		

Além da diferença global entre as médias dos coeficientes de correlação analisados no teste de ANOVA ($p = 0,002$), é conveniente verificar entre quais estimadores e para quais meios se situam estas diferenças. Para isso, utilizou-se o teste da diferença honestamente significativa (DHS) de Tukey, com o qual comparamos a diferença entre quaisquer duas médias com a DHS (Equação 6.2).

$$DHS = 3.8140 \sqrt{\frac{MS_d}{n}} = 0.2801 \quad (6.2)$$

onde, 3.814 é o valor crítico para o nível de confiança de 95%, obtido a partir do número de médias que estão sendo comparadas, MS_d é o quadrado médio intra-grupos (obtido na ANOVA) e n é o número de sujeitos em cada grupo ($n = 10$). Uma diferença entre duas médias é dita estatisticamente significativa se for igual ou superior à DHS. O resultado das diferenças entre as médias consta da Tabela 6.3, na qual se pode perceber que as diferenças significantes encontram-se entre os coeficientes de correlação obtidos com a FPM e o EPM, não importando o meio considerado.

Tabela 6.3 – Diferenças entre as médias dos valores dos coeficientes de correlação.

	FPM água (0.5658)	FPM seco (0.5679)	EPM seco (0.8553)	EPM água (0.8981)
FPM água	—	0.0022	0.2896	0.3324
FPM seco	—	—	0.2874	0.3302
EPM seco	—	—	—	0.0428
EPM água	—	—	—	—

Considerando os sinais coletados, o coeficiente de correlação entre o histograma e a curva normal ideal da distribuição do EPM, em ambos os meios, apresentou conforme o teste de Tukey (Tabela 6.3) uma diferença significativa com relação ao coeficiente de correlação relacionado à FPM. Na Figura 6.2 são apresentados os resultados das médias dos coeficientes de correlação para o EPM e a FPM em forma de *boxplot*, sendo que o EPM apresentou valores de correlação substancialmente maiores que os da FPM, nos dois ambientes onde foram coletados os sinais de EMG.

6.2 – TENDÊNCIA GAUSSIANA DOS ESTIMADORES

Como foi anteriormente descrito, o músculo em estudo foi o abdutor curto do polegar da mão esquerda, submetido a um movimento isométrico de abdução, e verificou-se que tanto no ambiente aéreo como no aquático, para os mesmos trechos de sinais, o método clássico da FPM apresentou mais discrepância com relação à curva normal ideal associada ao seu respectivo histograma, quando comparado ao histograma do EPM e a sua respectiva curva normal ideal.

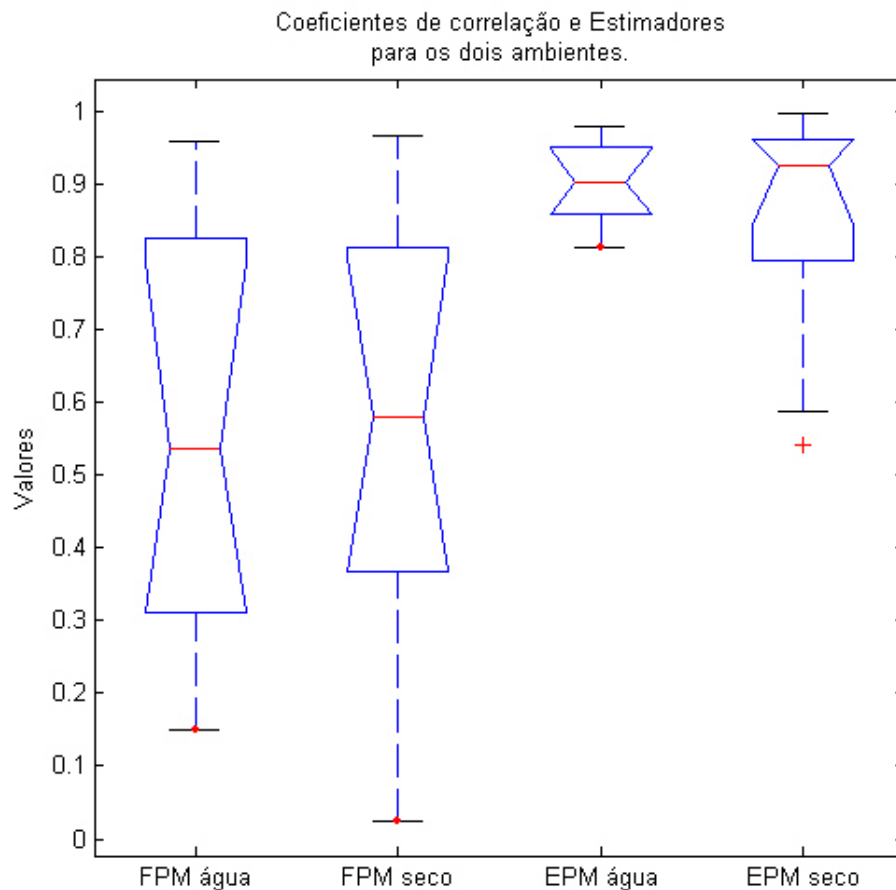


Figura 6.2 – *Boxplot* de ambos estimadores para os dois ambientes.

Essa constatação revela uma maior tendência à normalidade da técnica desenvolvida no domínio de *wavelets* e o conhecimento desta propriedade pode servir a numerosas avaliações de atividades esportivas realizados em ambiente aquático, procedimentos hidroterápicos e outras aplicações no campo da biomecânica subaquática, pois a maior tendência à distribuição de probabilidade normal encontrada com a aplicação do EPM possibilita maior confiabilidade na aplicação de testes paramétricos.

7 – CONCLUSÕES

Esta pesquisa procurou avaliar a tendência gaussiana da função densidade de probabilidade de dois estimadores do espectro de potência do sinal de eletromiografia de superfície (EMG-S) nos ambientes aéreo e subaquático. Os estimadores utilizados foram a frequência de potência mediana (FPM), um método clássico que apresenta larga aplicação em diversos campos da biomecânica, e o escalar de potência mediana (EPM), calculado a partir da transformada contínua de *wavelets*. A medida de proximidade da distribuição de cada estimador com relação à distribuição normal foi realizada calculando-se o coeficiente de correlação entre seu histograma e uma curva gaussiana construída com a mesma média e a mesma variância encontradas no respectivo histograma.

Com o objetivo de avaliar a influência de ambos os meios, o mesmo protocolo experimental foi realizado no ar e na água, nos mesmos sujeitos. Para tanto, foi adotado um procedimento de captação dos sinais com isolamento da pele e dos eletrodos que se repetiu na coleta de sinais de 10 voluntários masculinos, com idade de 23 ($\pm 3,4$) anos, ao realizar contrações isométricas não fatigantes (50% da CVM) do músculo abdutor curto do polegar da mão esquerda durante breves períodos (sete a oito segundos) em cada um dos ambientes. A opção por este músculo mostrou-se adequada, pois os procedimentos foram realizados com relativa facilidade tanto no ar quanto na água. Além disso, a duração reduzida do tempo de coleta também procurou tornar consistente a hipótese de que não houvesse estabelecimento acentuado de fadiga muscular e cada um destes sinais pudesse ser considerado estacionário.

Por meio de um teste de análise de variância (ANOVA) verificou-se uma clara distinção entre os coeficientes de correlação calculados com os quatro grupos de estimadores, quais sejam, a FPM e o EPM dos sinais captados no ar e na água. O teste da diferença honestamente significativa de Tukey (DHS) mostrou que as diferenças significativas ocorrem entre os estimadores calculados no domínio de Fourier de *wavelets*, a despeito do ambiente de coleta (subaquático e aéreo) considerado; isto é, a tendência a uma distribuição de probabilidade estatística normal é mais acentuada para o EPM em comparação à FPM. A comprovação desta tendência à normalidade por parte da técnica definida do domínio da transformada contínua de *wavelets*, ou seja, a possibilidade de

aceitar uma aproximação normal para a distribuição de tal estimador, permite maior confiabilidade ao aplicarmos testes estatísticos paramétricos, que possuem resultados mais poderosos e interpretação mais significativa que os testes não-paramétricos, entretanto requerem que seja satisfeita a premissa gaussiana da distribuição de probabilidade da população analisada.

7.1 – PROPOSTAS PARA TRABALHOS FUTUROS

Diversos parâmetros podem ser modificados para testar a sua influência na tendência gaussiana da distribuição dos estimadores estudados. Sobretudo a inclusão de estágios de pré-processamento para a minimização de ruído é uma via interessante para trabalhos subsequentes. Entre as técnicas, podem ser usadas filtragem digital clássica ou métodos mais sofisticados, por exemplo, no domínio das transformadas de *wavelets*, como a transformada de *wavelets* discreta invariante ao deslocamento ou a transformada de *wavelets* complexa de árvore dupla.

A minimização de ruído por transformada discreta de *wavelets* invariante ao deslocamento consiste em aplicar a transformada discreta de *wavelets* a diversas translações circulares de um mesmo sinal de entrada, descartar os coeficientes transformados que não sejam significativos em cada uma delas, efetuar a transformada inversa e então realizar uma média de todos os sinais reconstruídos [18]. Este método é mais eficiente que o da técnica de redução de ruído usando simplesmente uma transformada discreta de *wavelets*, pois a representatividade dos coeficientes pode variar de acordo com o deslocamento circular realizado.

A transformada de *wavelets* complexa de árvore dupla é um desenvolvimento relativamente recente da transformada discreta de *wavelets*, e possui entre suas propriedades mais interessantes a quase invariância ao deslocamento. De fato, a transformada de *wavelets* complexa de árvore dupla consegue apresentar características muito semelhantes às da transformada de Fourier, inclusive com uma magnitude suave e não-oscilatória, além de aproximadamente invariante ao deslocamento, com uma simples resposta de fase quase linear a deslocamentos do sinal de entrada [26]. Todas estas boas características, dentre outras, são conseguidas com moderada redundância na representação: apenas o dobro de coeficientes para sinais unidimensionais, muito menor,

portanto, que a redundância de $\log_2 N$ exigida na transformada discreta de *wavelets* perfeitamente invariante ao deslocamento.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- [1] COSTA, M. V. C.; ANDRADE, M. M.; NASCIMENTO, F. A. O.; VENEZIANO, W. H.; ROCHA, A. F.; CARMO, J.C. (2005) ‘Análise de Fourier e de *wavelets* para o sinal eletromiográfico em ambiente subaquático e aéreo’. In: *XI Congresso Brasileiro de Biomecânica*, João Pessoa. Anais. Publicado em CD-ROM.
- [2] VENEZIANO, W.H. (2006) *Estudo do Comportamento do Sinal Eletromiográfico de Superfície em Atividades Subaquáticas*. Tese de doutorado em Engenharia Elétrica, Departamento de Engenharia Elétrica, Universidade de Brasília, Brasília.
- [3] MERLETTI, R.; PARKER, P. A. (2004) *Electromyography: Physiology, Engineering and Noninvasive Applications*, Hoboken, NJ: IEEE Press.
- [4] ANDRADE, M. M. (2000) *Análise Digital Eletromiográfica para Esforços Isométricos*. Dissertação de mestrado em Engenharia Elétrica, Departamento de Engenharia Elétrica, Universidade de Brasília, Brasília.
- [5] BASMAJIAN, J. V.; DELUCA, C. J. (1985) *Muscles Alive: Their functions revealed by electromyography*, Baltimore, MD: Williams & Wilkins.
- [6] RANGAYYAN, M. R. (2002) *Biomedical Signal Analysis: A Case-Study Approach*, Piscataway, NJ: IEEE Press.
- [7] VENEZIANO, W. H. *et al.* (2004) ‘Influência do Ambiente Subaquático na Amplitude do Sinal Eletromiográfico de Superfície do Grupo Tênar’. In: *III Congresso Latino Americano de Engenharia Biomédica*, João Pessoa.
- [8] RAINOLDI, A.; CESCO, C.; BOTTIN, A.; CASALE, R.; CARUSO, I. (2004) “Surface EMG alterations induced by underwater recording”. In: *J. Electromyography and Kinesiology*, 14:325-331.

- [9] KELLY, B. T.; ROSKIN, L. A.; KIRKENDAL, D. T.; SPERR, K. P. (2000) "Shoulder muscle activation during aquatic and dry land exercises in nonimpaired subjects". In: *J. Ortophaedic and Sports Physical Therapy*, 30(4):204-210.
- [10] POYHONEN, T.; KESKINEN, K. L.; HAUTALA, A.; SAVOLAINEN, J.; MALKIA, E. (1999) "A human isometric force production and electromyogram activity of knee extensor muscle in water and on dry land". In: *Eur. J. of Applied Physiology*, 80:52-56.
- [11] HOF, A. L. (1991) "Erros in Frequency Parameters of EMG Power Spectra". In: *IEEE Trans. on Biomed. Eng.*, 38(11):1077-1088.
- [12] KUMAR D. K.; PAH N. D.; BRADLEY A. (2003) "Wavelet Analysis of Surface Electromyography to Determine Muscle Fatigue". In: *IEEE Trans. on Neural Systems and Rehabilitation Eng.*, 11(4):400-406.
- [13] SPARTO, P. J.; PARNIANPOUR, M.; BARRIA, E. A.; JAGADEESH, J. M. (2000) "Wavelet and Short-Time Fourier Transform Analysis of Electromyography for Detection of Back Muscle Fatigue". In: *IEEE Trans. on Rehabilitation Eng.*, 8(3):433-436.
- [14] RANNIGER, C.; AKIN, D. L. (1997) 'EMG Mean Power Frequency Determination Using Wavelet Analysis'. In: *Proc. 19th Int. Conference - IEEE/EMBS*, Chicago, IL. USA, pp. 1589-1592, Oct. 30 - Nov. 2.
- [15] GASTAL, F. W. (2003) *Análise Espectral do EMG no Estudo da Fadiga Muscular: Comparando o Desempenho dos Estimadores Calculados por Fourier e Wavelet*. Dissertação de mestrado em Biologia Animal, Instituto de Biologia, Universidade de Brasília, Brasília.
- [16] UNIVERSITY OF WASHINGTON. *Musculoskeletal Atlas*. Endereço eletrônico: <http://www.rad.washington.edu/atlas/abdpolbrevis.html>. Acesso em 20/01/2005.
- [17] MORETTIN, P. A. (1999) *Ondas e Ondaletas: Da Análise de Fourier à Análise de Ondaletas*, São Paulo: Editora da Universidade de São Paulo.

- [18] BERGER, P. A. (2002) *Compressão de Sinais de EMG Usando Transformada Wavelet Discreta*. Dissertação de mestrado em Engenharia Elétrica, Departamento de Engenharia Elétrica, Universidade de Brasília, Brasília.
- [19] DELSYS INCORPORATED. *DelSys Electromyography*. Endereço eletrônico: <http://www.delsys.com/products/products.htm>. Acesso em 22/02/2005.
- [20] GUIZZO, J. (1995) *Atlas Visual*, São Paulo: Editora Ática.
- [21] AIRES, M. M. (1999) *Fisiologia*, Rio de Janeiro: Editora Guanabara Koogan S.A..
- [22] ORTOLAN, R. L. (2002) *Estudo e Avaliação de Técnicas de Processamento do Sinal Mioelétrico para o Controle de Sistemas de Reabilitação*. Dissertação de mestrado em Engenharia Elétrica, Departamento de Engenharia Elétrica da Escola de Engenharia de São Carlos, Universidade de São Paulo, São Carlos.
- [23] REDE SARAH DE HOSPITAIS. *Atrofia Muscular Espinhal*. Endereço eletrônico: http://www.sarah.br/paginas/doencas/po/p_06_atrofia_muscu_espinhal.htm. Acesso em 15/03/2005.
- [24] CARVALHO, L. J. (2003) *Ferramenta para Análise Tempo-Frequencial da Variação da Frequência Cardíaca*. Dissertação de mestrado em Engenharia Elétrica, Departamento de Engenharia Elétrica, Universidade de Brasília, Brasília.
- [25] VETTERLI, M.; KOVAČEVIĆ, J. (1995) *Wavelets and Subband Coding*, Englewood Cliffs, NJ: Prentice-Hall.
- [26] SELESNICK, I. W.; BARANIUK, R. G.; KINGSBURY, N. G. (2005) “The Dual-Tree Complex Wavelet Transform”. In: *IEEE Signal Processing Mag*, 22(11):125-149.

APÊNDICES

A – ARTIGO PUBLICADO

Parte deste trabalho possibilitou a elaboração de um artigo científico apresentado no XI Congresso Brasileiro de Biomecânica (18 a 22 de Junho de 2005, João Pessoa – PB), promovido pela Sociedade Brasileira de Biomecânica (São Paulo). Os dados do artigo (título, autoria e palavras-chave) são apresentados a seguir.

ANÁLISE DE FOURIER E DE WAVELETS DO SINAL ELETROMIOGRÁFICO EM AMBIENTE SUBAQUÁTICO E AÉREO

Marcus Vinícius Chaffim Costa¹, Marcelino Monteiro de Andrade¹, Francisco Assis de Oliveira Nascimento¹, Wilson Henrique Veneziano^{1,2}, Adson Ferreira da Rocha¹, Jake Carvalho do Carmo³.

¹ UnB/Departamento de Engenharia Elétrica, Brasília – DF;

² CEFET-PR, Pato Branco – PR;

³ UnB/Faculdade de Educação Física, Brasília – DF.

chaffim@gmail.com; (andrade; assis; wilsonhe; adson; jake)@unb.br.

Palavras-chave: Eletromiografia de superfície, Processamento digital de sinais, Transformada de wavelets, Biomecânica músculo-esquelética, Contrações isométricas subaquáticas.

B – CÓDIGO DOS ALGORITMOS IMPLEMENTADOS

```
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%  
%  
% Universidade de Brasília - UnB  
% Faculdade de Tecnologia - FT  
% Departamento de Engenharia Elétrica - ENE  
% Grupo de Processamento Digital de Sinais - GPDS  
%  
% Projeto Final de Graduação em Engenharia Elétrica  
% Primeiro Semestre de 2006  
%  
% Análise de Fourier e de Wavelets do Sinal Eletromiográfico %  
% de Superfície em Ambiente Subaquático e Aéreo  
%  
% Marcus Vinicius Chaffim Costa - 02/89400  
%  
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%  
  
function [local,file,emg,Ts,N,duracao] = abertura(fs)  
% Abre o arquivo de sinal de EMG  
  
if nargin < 1  
    fs = 1000;  
end;  
  
if nargin < 2  
    fs = 1000;  
    file = 'sinal.emg';  
end;  
  
[file,local] = uigetfile(...  
    {'*.emg; *.mat', 'Arquivos de sinais de EMG (*.emg, *.mat)';...  
    ' *.*', 'Todos os arquivos (*.*)'},...  
    'Abrir arquivo de sinal de EMG:');  
endereco = [local,file];  
emg = load(endereco);  
[lin,col] = size(emg);  
  
if col>1  
    emg = emg(:,2);  
end  
  
emg = emg-mean(emg);  
Ts = 1/fs;  
N = length(emg);  
duracao = N.*Ts;  
segundos = duracao;  
  
if (segundos < 60)  
    mensagem = sprintf('A duração do sinal é %2.2f s.',segundos);  
  
elseif (segundos >= 60) & (segundos < 3600)  
    minutos = floor(segundos/60);  
    seg = floor(rem(segundos,60));  
    mensagem = sprintf('A duração do sinal é %2.0d min %2.0d s.',...  
                        minutos,seg);
```

```

else %(segundos > 3600)
    horas = floor(segundos/3600);
    min = floor(rem(segundos,3600)/60);
    s = floor(segundos - horas*3600 - min*60);
    mensagem = sprintf('A duração do sinal é %2.0d h %2.0d min ...
                                                                %2.1d s.',horas,min,s);
end;

uiwait(msgbox(mensagem,'Duração do sinal','help','modal'));

```

```

function [pri, N_ult_rec, duracao_ult_rec, emg_rec, t_recortado] = ...
                                                recorte_espurios (emg,fs,winlen)
% Recebe o sinal de EMG bruto e permite recorte no tempo
% dos componentes considerados espúrios no início e no fim do arquivo
% por meio de uma interface interativa e eventos de mouse

emg_completo = emg;
Ts = 1/fs;
N_c = length(emg);
duracao = N_c.*Ts;
t_completo = linspace(0, duracao, N_c);

figure(100);
set(gcf, 'color', 'white');

%%% Gráfico para recorte de espúrios %%%
subplot(311)
plot(t_completo, emg_completo,'k'); % Sinal completo
axis([0 duracao min(emg) max(emg)]);
titulo = ['Recorte do Sinal Eletromiográfico.'];
ylabel('sinal bruto');
title(titulo);

% Duas janelas em branco %
subplot(312)
plot(t_completo, emg_completo,'w');
axis([0 duracao min(emg) max(emg)]);
ylabel('após recorte do início');
subplot(313)
plot(t_completo, emg_completo,'w');
axis([0 duracao min(emg) max(emg)]);
xlabel('tempo (s)');
ylabel('sinal recortado');
hold on

%%% Recorte do INÍCIO %%%
[X_ini,Y_ini] = ginput(1);
ini = X_ini(1);
pri = ceil(ini*fs);
emg_pri_rec = emg(pri:N_c); % Recorte da parte inicial
N_pri_rec = length(emg_pri_rec);
duracao_pri_rec = N_pri_rec/fs;
t_pri_rec = linspace(ini, duracao, N_pri_rec);

% Gráfico para recorte de espúrios %
subplot(312)
plot(t_pri_rec, emg_pri_rec,'r'); % Sinal recortado no início
axis([ini duracao min(emg) max(emg)]);
ylabel('após recorte do início');

```

```

% Uma janela em branco %
subplot(313)
plot(t_pri_rec, emg_pri_rec, 'w');
axis([ini duracao min(emg) max(emg)]);
xlabel('tempo (s)');
ylabel('sinal recortado');
hold on

%%% Recorte do FIM %%%
[X_fim,Y_fim] = ginput(1);
fim = X_fim(1);
ult = ceil(fim*fs);
resto_u = mod(ult,winlen);
N_ult_rec = ult - resto_u + 1 - pri;
duracao_ult_rec = N_ult_rec/fs;
emg_rec = emg_pri_rec(1:N_ult_rec); % Recorte da parte final
t_rec = linspace(ini, duracao_ult_rec+ini, N_ult_rec);

save sinal.emg emg_rec -ascii; % Salva o sinal de EMG recortado.

%%% Resultado do recorte %%%
subplot(313)
plot(t_rec, emg_rec, 'b'); % Sinal completo
axis([ini duracao_ult_rec+ini min(emg) max(emg)]);
xlabel('tempo (s)');
ylabel('sinal recortado');
dur_ult_rec = num2str(duracao_ult_rec);
legend(['Duração do sinal recortado: ',dur_ult_rec, ' segundos.']);
hold on
t_recortado = linspace(0, duracao_ult_rec, N_ult_rec);
hold off

```

```

function [F, Rf, Pg, F_rec, Rf_rec, Pg_rec] = rf_periodograma(sinal,...
    fs,pico_sinal,init,fim)

if nargin == 2
    N = length(sinal);
    Ts = 1/fs;
    duracao = N*Ts;
    pico_sinal = max(abs(sinal));
    init = 0;
    fim = duracao;
end

if nargin == 1
    fs = 1000;
    N = length(sinal);
    Ts = 1/fs;
    duracao = N*Ts;
    pico_sinal = max(abs(sinal));
    init = 0;
    fim = duracao;
end

N = length(sinal);
Ts = 1/fs;
duracao = N*Ts;
t = linspace(init,fim,N);

```

```

set(gcf, 'color', 'white');

subplot(211)
plot(t, sinal, 'b'); % Sinal completo
axis([init fim -pico_sinal pico_sinal]);
titulo = ['a) Sinal Eletromiográfico.'];
ylabel('amplitude');
xlabel('tempo (s)');
title(titulo);

%%% Resposta em frequência %%%
TF = fft(sinal);
Rf = abs(TF)/N;
Rf = Rf/max(abs(Rf));
Rf_rec = Rf(1:floor(N/(fs/500))); % 0-500 Hz
F = (0:N-1).*fs/N;
F_rec = F(1:floor(length(F)/(fs/500)));

%%% Peridograma %%%
Pg = abs(TF).^2/N;
Pg = Pg/max(abs(Pg));
Pg_rec = Pg(1:floor(N/(fs/500))); % 0-500 Hz

subplot(212)
plot(F_rec, Rf_rec, 'b', F_rec, Pg_rec, 'r');
ylabel('amplitude');
xlabel('frequência (Hz)');
legend('Transformada Discreta de Fourier', 'Periodograma');
title('b) Transformada Discreta de Fourier');

```

```

function [coefsw, pot_coefsw, ve, pot_ve] = cwt_escalograma(sinal,
    fs, pico_sinal, init, fim, escalas, plotar);

if nargin == 2
    N = length(sinal);
    Ts = 1/fs;
    duracao = N*Ts;
    pico_sinal = max(abs(sinal));
    init = 0;
    fim = duracao;
    escalas = 64;
end

if nargin == 1
    fs = 1000;
    pico_sinal = max(abs(sinal));
    N = length(sinal);
    Ts = 1/fs; %
    duracao = N*Ts;
    init = 0;
    fim = duracao;
    escalas = 64;
end

N = length(sinal);
Ts = 1/fs;
duracao = N*Ts;
t = linspace(init, fim, N);
set(gcf, 'color', 'white');

```

```

subplot(221)
plot(t, sinal, 'b');
titulo = sprintf('a) Sinal Eletromiográfico. ');
ylabel('amplitude');
xlabel('tempo (s)');
axis([init fim -pico_sinal pico_sinal]);
title(titulo);

%%% Transformada contínua de wavelets %%%
coefsw = cwt(sinal,1:escalas, 'db4');

subplot(222)
surf(coefsw);

colormap jet;
view(0, -90);
shading interp;
zlabel('amplitude');
ylabel('escala');
xlabel('tempo (ms)');
title(sprintf('b) Transformada Contínua de Wavelets'));
set(gcf, 'color', 'white')
axis tight
grid off
box off

%%% Escalograma %%%
pot_coefsw = coefsw.^2;
ve = sum(pot_coefsw');

subplot(223)
surf (pot_coefsw);

shading interp;
colormap jet(256);
zlabel('amplitude');
ylabel('escala');
xlabel('tempo (ms)');
title(sprintf('c) Escalograma'));
axis([0 N 1 escalas 0 max(max(pot_coefsw)) ]);
grid off
box off

%%% Escalograma Acumulado %%%
pot_ve = sum(ve);

subplot(224)
plot(ve);

ylabel('amplitude');
xlabel('escala');
title(sprintf('d) Escalograma Acumulado'));
axis([ 0 (escalas+1) 0 (max(ve)+1) ]);

function [FPP,Q_janelas] = fp_prct(emg,N,passo,duracao,fs,winlen,nFPP)

if nargin == 1

```

```

    N = length(emg);
    passo = 256; winlen = 512;
    nFPP = 50;
    fs = 1000;
    duracao = N/fs;
end

figure(400);
strgFPP = num2str(nFPP);
emg_pico = max(abs(emg));
Ts = 1/fs;
Q_janelas = floor((N/passo)*(1000/fs))-floor(winlen/passo);

ttl_wb= ['Calculando Frequência de Potência Percentil ',strgFPP,'...'];
b = 0; h = waitbar (0,ttl_wb);

for janela = 1:Q_janelas
    amostra_inicial = 1 + passo*(janela-1);
    amostra_final = (winlen) + passo*(janela-1);
    inst_inicial = (amostra_inicial-1)*Ts;
    inst_final = amostra_final*Ts;
    emg_janela = emg(amostra_inicial:amostra_final);
    N_j = length(emg_janela);
    t = linspace(inst_inicial,inst_final, N_j);

    %%% Cálculo dos espectros e suas potências %%%
    [f_comp, rf_comp, pg_comp, f, rf, pg] = rf_periodograma(...
        emg_janela,fs,emg_pico,inst_inicial,inst_final);

    potencia = sum(pg);
    pg_n = pg/max(abs(pg));
    potencia_n = sum(pg_n);

    %%% Cálculo das FPPs %%%
    j = 0; soma = 0;
    while soma < (potencia_n*nFPP)/100
        j = j+1;
        soma = soma + pg_n(j);
    end

    FPP(janela) = f(j);
    hold on
    subplot(212)
    plot(FPP(janela));
    hold off

    b = b+1;
    set(gcf, 'color', 'white');
    waitbar (b/Q_janelas, h);
end

close(h);

```

```

function [EWPP,Q_janelas] = ewp_prcnt(emg,N,passo,duracao,fs,winlen,nEWPP)

escalas = 64;

if nargin == 1

```

```

    N = length(emg);
    passo = 256;
    winlen = 512;
    nEWPP = 50;
    fs = 1000;
    duracao = N/fs;
end

figure(450);
strgEWPP = num2str(nEWPP);
emg_pico = max(abs(emg));

Ts = 1/fs;
Q_janelas = floor((N/passo)*(1000/fs))-floor(winlen/passo);

ttl_wb= ['Calculando Escalar de Potência Percentil ',strgEWPP,'...'];
b = 0; h = waitbar (0,ttl_wb);

for janela = 1:Q_janelas
    amostra_inicial = 1 + passo*(janela-1);
    amostra_final = (winlen) + passo*(janela-1);
    inst_inicial = (amostra_inicial-1)*Ts;
    inst_final = amostra_final*Ts;
    emg_janela = emg(amostra_inicial:amostra_final);
    N_j = length(emg_janela);
    t = linspace(inst_inicial,inst_final, N_j);

    %%% Cálculo da transformada contínua de wavelets %%%
    [coefsw, pot_coefsw, ve, pot_ve] = cwt_escalograma(emg_janela,...
        fs,emg_pico,inst_inicial,inst_final,escalas,plotar);

    %%% Cálculo dos EWPPs %%%
    j = 0; soma = 0;
    while soma < (pot_ve*nEWPP)/100
        j = j+1;
        soma = soma + ve(j);
    end
    EWPP(janela) = escalas-j; % <-- Normalização com o número de escalas

    EWPP_plot(janela) = j;
    hold on
    subplot(224)
    plot(EWPP_plot(janela));
    hold off

    b = b+1;
    set(gcf, 'color', 'white');
    waitbar (b/Q_janelas, h);
end

close(h);

```